

РОССИЙСКАЯ НЕЙРОСЕТЕВАЯ АССОЦИАЦИЯ
МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ (МИНОБРНАУКИ РОССИИ)
ГОСУДАРСТВЕННАЯ КОРПОРАЦИЯ ПО АТОМНОЙ ЭНЕРГИИ «РОСАТОМ»
НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ЯДЕРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ «МИФИ»
МОСКОВСКИЙ ФИЗИКО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ
(НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ)
НИЦ «КУРЧАТОВСКИЙ ИНСТИТУТ» – НИИСИ

НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2025

XXVII МЕЖДУНАРОДНАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ

СБОРНИК НАУЧНЫХ ТРУДОВ

- АДАПТИВНОЕ ПОВЕДЕНИЕ И ЭВОЛЮЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ
- ИНТЕРФЕЙС МОЗГ-КОМПЬЮТЕР. НЕЙРОТЕХНОЛОГИИ
- НЕЙРОИНФОРМАТИКА И ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ
- НЕЙРОКОМПЬЮТЕРЫ, НЕЙРОМОРФНЫЕ ВЫЧИСЛЕНИЯ
И ИМПУЛЬСНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ
- НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В КОМПЬЮТЕРНОМ ЗРЕНИИ И СЕНСОРНЫХ СИСТЕМАХ
- НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В МАТЕМАТИЧЕСКОМ МОДЕЛИРОВАНИИ
И УПРАВЛЕНИИ
- НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В МОЛЕКУЛЯРНОЙ БИОЛОГИИ И ФАРМАКОЛОГИИ
- НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В ОБРАБОТКЕ ЕСТЕСТВЕННОГО ЯЗЫКА.
БОЛЬШИЕ ЯЗЫКОВЫЕ МОДЕЛИ
- НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И КОГНИТИВНЫЕ НАУКИ
- НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И ФУНДАМЕНТАЛЬНЫЕ НАУКИ
- ОБУЧЕНИЕ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ В НЕЙРОНАУКАХ
И ИСКУССТВЕННОМ ИНТЕЛЛЕКТЕ
- ПРИКЛАДНЫЕ НЕЙРОСЕТЕВЫЕ СИСТЕМЫ
- СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ И ТЕХНОЛОГИИ В НЕЙРОНАУКАХ
- ТЕОРИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

МОСКВА

УДК 001(06)+004.032.26(06)
ББК 72я5+32.818я5
М 82

XXVII МЕЖДУНАРОДНАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ «НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2025»: Сборник научных трудов. М.: НИЯУ МИФИ, 2025. – 328 с.

Сборник научных трудов содержит доклады, включенные в программу XXVII МЕЖДУНАРОДНОЙ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКОЙ КОНФЕРЕНЦИИ «НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2025», проходившей в г. Москве 20–24 октября 2025 г. Тематика конференции охватывает широкий круг вопросов: методические вопросы нейроинформатики, теория нейронных сетей и глубокое обучение, модели адаптивного поведения и когнитивные исследования, нейроморфные вычисления, применение нейронных сетей в компьютерном зрении, управлении, обработке естественного языка и многих других приложениях.

Ответственный редактор *А.Г. Трофимов*

Статьи получены до 31 июля 2025 года.
Материалы издаются в авторской редакции.

ISBN 978-5-7262-3186-0

© Национальный исследовательский
ядерный университет «МИФИ», 2025

Оригинал-макет подготовлен *С.В. Тялиной*

Подписано в печать 16.10.2025. Формат 60×84 1/16.
Печ. л. 20,5. Тираж 100 экз. Заказ № 47.

*Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»
Типография НИЯУ МИФИ
115409, Москва, Каширское ш., 31*

ОРГАНИЗАТОРЫ КОНФЕРЕНЦИИ

- Российская нейросетевая ассоциация
- Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ» (НИЯУ МИФИ)
- Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет)
- Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
- НИЦ «Курчатовский институт»
- НИЦ «Курчатовский институт» – НИИСИ
- Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)
- Институт искусственного интеллекта AIRI
- Государственная корпорация по атомной энергии «Росатом»
- Институт перспективных исследований мозга МГУ
- Институт перспективных исследований проблем искусственного интеллекта и интеллектуальных систем МГУ

ОРГАНИЗАЦИОННЫЙ КОМИТЕТ КОНФЕРЕНЦИИ

Председатель – Шевченко В.И. (НИЯУ МИФИ, Москва)
Зам. председателя – Юдин Д.А. (МФТИ, Москва)
Зам. председателя – Климов В.В. (НИЯУ МИФИ, Москва)
Акопов Э.И. – НИИСИ РАН, Москва
Карандашев Я.М. – НИИСИ РАН, Москва
Киселев М.В. – ЧГУ им. И.Н.Ульянова, Чебоксары
Кузнецов С.О. – НИУ ВШЭ, Москва
Смирнитская И. А. – НИИСИ РАН, Москва
Сохова З.Б. – НИИСИ РАН, Москва
Трофимов А.Г. – НИЯУ МИФИ, Москва
Тюменцев Ю.В. – МАИ, Москва
Ученый секретарь – Бесхлебнова Г.А. (НИИСИ РАН, Москва)

ПРОГРАММНЫЙ КОМИТЕТ КОНФЕРЕНЦИИ

Председатель – Оселедец И.В. (AIRI, Москва)
Сопредседатель – Горбань А. Н. (King's College London, Great Britain)
Зам. председателя – Дунин-Барковский В. Л. (МФТИ, Москва)
Зам. председателя – Редько В. Г. (НИИСИ РАН, Москва)
Зам. председателя – Тюменцев Ю. В. (МАИ, Москва)
Abraham A. – Machine Intelligence Research Labs (MIR Labs), Scientific
Network for Innovation and Research Excellence Washington, USA
Baidyk T. – The National Autonomous University of Mexico
Borisyuk R. – Plymouth University, United Kingdom
Cangelosi A. – Plymouth University, United Kingdom
Dosovitskiy A. – Albert-Ludwigs-Universität, Freiburg, Germany
Golovko V. A. – Brest State Technical University, Belarus
Hayashi Y. – Meiji University, Kawasaki, Japan
Husek D. – The Institute of Computer Science of Academy of Sciences
of the Czech Republic, Prague
Izhikevich E. – Braincorporation, San Diego, USA
Jankowski S. – Warsaw University of Technology, Poland
Kecman V. – Virginia Commonwealth University, USA
Kernbach S. – Cybertronica Research, Research Center of Advanced Robotics
and Environmental Science, Stuttgart, Germany
Koprinkova-Hristova P. – Institute of Information and Communication
Technologies, Sofia, Bulgaria
Narynov S. – Alem Research, Almaty, Kazakhstan
Pareja-Flores C. – Universidad Complutense de Madrid, Spain
Prokhorov D. – Toyota Research Institute of North America, USA
Rutkowski L. – Czestochowa University of Technology, Poland
Sandamirskaya Yu. – Institute of Neuroinformatics, University of Zurich,
Switzerland

Sirota A. – Ludwig-Maximilians-Universität, München, Germany
Snasel V. – Technical University Ostrava, Czech Republic
Tikidji-Hamburyan R. – Louisiana State University, USA
Tsodyks M. – Weizmann Institute of Science, Rehovot, Israel
Tsoy Yu. – Institut Pasteur Korea, Republic of Korea
Wunsch D. – Missouri University of Science and Technology, USA
Академик РАН Анохин К. В. – Институт перспективных исследований мозга
МГУ им. М.В. Ломоносова
Академик РАН Балабан П. М. – ИВНД и НФ РАН, Москва
Бурцев М. С. – London Institute for Mathematical Sciences, Great Britain
Введенский В. Л. – НИЦ «Курчатовский институт», Москва
Доленко С. А. – НИИЯФ им. Д.В. Скобельцына МГУ, Москва
Ежов А. А. – ГНЦ РФ ТРИНИТИ, Москва
Каганов Ю. Т. – МГТУ им. Н. Э. Баумана, Москва
Кирой В. Н. – НИТЦ нейротехнологий ЮФУ, Ростов-на-Дону
Кузнецов С. О. – НИУ ВШЭ, Москва
Литинский Л. Б. – независимый исследователь, Хайфа, Израиль
Макаренко Н. Г. – ГАО РАН, Санкт-Петербург
Мишулина О. А. – Российская нейросетевая ассоциация, Москва
Панов А. И. – ФИЦ ИУ РАН, AIRI, МФТИ, Москва
Самсонович А. В. – НИЯУ МИФИ, Москва
Терехов С. А. – РАНИ, РАИИ, Москва
Трофимов А. Г. – НИЯУ МИФИ, Москва
Ушаков В. Л. – Институт перспективных исследований мозга
МГУ им. М.В. Ломоносова
Шапошников Д. Г. – НИТЦ нейротехнологий ЮФУ, Ростов-на-Дону
Шепелев И. Е. – НИТЦ нейротехнологий ЮФУ, Ростов-на-Дону
Шумский С. А. – МФТИ, Москва
Юдин Д. А. – МФТИ, Москва
Юров А. В. – Институт высоких технологий, БФУ им. И. Канта, Калининград
Яхно В. Г. – ИПФ РАН, Нижний Новгород

Уважаемые коллеги!

Конференция НЕЙРОИНФОРМАТИКА вновь собирает исследователей, работающих по актуальным направлениям теории и приложений искусственных нейронных сетей. Как и на предыдущих наших собраниях, в этом году на конференции НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2025 представлены доклады по проблемам теории нейронных сетей, нейробиологии, моделям адаптивного поведения, нейросетевому моделированию объектов и систем, обработке статистических данных, временных рядов и изображений и многим другим прикладным задачам нейроинформатики.

Более 200 российских ученых и наших зарубежных коллег направили в оргкомитет конференции результаты своих исследований.

По сложившейся традиции конференцию открывают доклады приглашенных участников. В рамках школы-семинара участники конференции прослушают лекции известных специалистов по актуальным проблемам нейроинформатики. За круглым столом «Сильный искусственный интеллект: обозримые решения, текущие и будущие проблемы» участники конференции, исходя из имеющегося на данный момент коллективного опыта и знаний, обсудят успехи на пути создания сильного искусственного интеллекта и шаги, которые предстоит сделать для этого.

Особое внимание уделяется работам студентов, аспирантов и молодых специалистов, которые примут участие в творческом конкурсе.

За прошедшие годы конференция НЕЙРОИНФОРМАТИКА сложилась как представительный и многоплановый по тематике научный форум. В его работе принимают участие и известные ученые, и молодые специалисты, аспиранты и студенты. Желаем всем участникам конференции плодотворной работы, активного сотрудничества и новых творческих идей.

Оргкомитет

СОДЕРЖАНИЕ

Секция 1

АДАПТИВНОЕ ПОВЕДЕНИЕ И ЭВОЛЮЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

ГУЩИНА О.М.

Использование нейронной сети для анализа влияния социальных факторов на успешность студентов в онлайн-обучении	12
А.Г. КОЛОНИН, В.Г. КРЮКОВ	
Вычислительная концепция психики.....	21

Секция 2

ИНТЕРФЕЙС МОЗГ-КОМПЬЮТЕР. НЕЙРОТЕХНОЛОГИИ

**GERASIMOV A., KOZIN A., PASHKOV A., BAKAEV M.,
RAZUMNIKOVA O.**

Effect of individual abilities for mental 3D rotation in learning eeg-controlled BCIS	38
--	----

Секция 3

НЕЙРОИНФОРМАТИКА И ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ

КУРЬЯН В.Е.

Установление соответствия между различными моделями мира искусственной системы.....	49
КУРГАНОВ Н.С.	
Разработка метода определения сгенерированных большими языковыми моделями русскоязычных текстов.....	58
КОНОНОВИЧ К.С., БАЗЕНКОВ Н.И.	
Запоминание моторных программ нейронами с настраиваемой задержкой	70

Секция 4

НЕЙРОКОМПЬЮТЕРЫ, НЕЙРОМОРФНЫЕ ВЫЧИСЛЕНИЯ И ИМПУЛЬСНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

КОВАЛЕВА Н.С., МИХАЙЛОВ А.Н., ГУСЕЙНОВ Д.В.,
МИЩЕНКО М.А.

Детектирование временного паттерна в спайковой нейронной сети
с широтно-импульсным управлением мемристивными связями 81
МИХОЛАП К.П., СЕРЕНКО А.В.

Классификация произнесенных цифр с использованием
Speech2Spikes и спайковых сетей с пластичностью STDP 92

Секция 5

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В КОМПЬЮТЕРНОМ ЗРЕНИИ И СЕНСОРНЫХ СИСТЕМАХ

ВОРОНКОВ Г.С.

В поиске нейрофизиологического фундамента,
обуславливающего характеристики субъективного
зрительного образа пространства. Часть II..... 102
МАЛЫШЕВ Ю.А., ЛОБОВ С.А., ЯХНО В.Г.

Исследование версии алгоритма распознавания визуальных
ориентиров в биоморфной системе навигации 112

Секция 6

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В МАТЕМАТИЧЕСКОМ МОДЕЛИРОВАНИИ И УПРАВЛЕНИИ

МАЛИНЕЦКИЙ Г.Г.

Перспективы использования искусственного интеллекта
в задачах обороны..... 123

Секция 7

**НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В МОЛЕКУЛЯРНОЙ БИОЛОГИИ
И ФАРМАКОЛОГИИ**

ПРОСКУРА А.Л., СОРОКОУМОВ Е.Д., РАТУШНЯК А.С.

Реконструкция молекулярных регуляторных путей
локального биосинтеза в синапсах гиппокампа..... 133

Секция 8

**НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В ОБРАБОТКЕ ЕСТЕСТВЕННОГО ЯЗЫКА.
БОЛЬШИЕ ЯЗЫКОВЫЕ МОДЕЛИ**

SKOROKHODOV M.S., LATALIN V.E., RYBKA R.B., SBOEV A.G.

Evaluation of intellectual capacities of language models
for the formation of reasonable decisions in robot control 142

GAZZAEV A.V., MALYKH V.A.

Reasoning with hypothesis generation..... 152

Секция 9

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И КОГНИТИВНЫЕ НАУКИ

БАЛАБАНОВ А.О., ФИЛИППОВИЧ А.Ю.

Методология когнитивного анализа и обработки данных
ассоциативного эксперимента для исследования шрифтов 161

КУДРЯВАЯ Л.С., УШАКОВ В.Л.

Сравнительный анализ корреляционного, когерентного
и энтропийного подходов к оценке функциональной связности
неросетей головного мозга на основе синтетических
и реальных фМРТ данных..... 170

Секция 10

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И ФУНДАМЕНТАЛЬНЫЕ НАУКИ

ШЕВЫРИНА В.А., РАТУШНЯК А.С., ПРОСКУРА А.Л.

Проблемы и подходы к моделированию биологических
информационных систем 180

BOZHOKIN S.V., RYABOKON A.A., SHOKHIN T.D., FIRSOV A.M. Adaptive sigmoid approximation of a system of non-equidistant points	189
--	-----

Секция 11

ОБУЧЕНИЕ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ В НЕЙРОНАУКАХ И ИСКУССТВЕННОМ ИНТЕЛЛЕКТЕ

ЗВОНАРЕВ И.С., КАРАБАЕВ Ю.Л. Применение deep deterministic policy gradient в задаче навигации мобильного робота: автоматический подбор гиперпараметров с использованием optuna	198
---	-----

Секция 12

ПРИКЛАДНЫЕ НЕЙРОСЕТЕВЫЕ СИСТЕМЫ

ПЕТРУШЕНКО А.В., СУХОВ М.В. Определение вредителей растений на основе нейросетевых технологий	209
DOROFEEV V.P. Artificial intelligence for designing a quantum cascade laser.....	216
ЯКОВЕНКО А.А., ЗАСЛАВСКИЙ М.М. Доменная адаптация универсальных акустических моделей для классификации эмоций на примере HUBERT.....	226
ТАРАСОВ В.Д., ТАРХОВ Д.А., ШАТРОВ А.В. Построение математической модели биологической очистки сточных вод на основе физически информированных нейронных сетей	236
ОЛЬКОВ И.И., ГАВРИЛОВ А.И. Классификация дефектов сварных соединений с использованием мультимодальных больших языковых моделей.....	246

Секция 13

СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ И ТЕХНОЛОГИИ В НЕЙРОНАУКАХ

PROSKURA A.L., VECHKAPOVA S.O., RATUSHNYAK A.S. Cross-talk of the hippocampal synaptic receptors pathways.....	261
---	-----

БРУСИЛОВСКИЙ Л.И., БРЮХОВЕЦКИЙ А.С., ФИШЕР Л.Н. Исследование влияния светового стимула на микроволновые излучения головного мозга человека методом микроволновой энцефалографии и радиотермометрии.....	270
NAGORNOVA Zh.V., SHEMYAKINA N.V. Classification of theatrical performance viewing phases using eeg and analysis of inter-subject brain activity synchronization	278

Секция 14

ТЕОРИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

ДОРОГОВ А.Ю. Генеративная нейронная сеть на основе вероятностного метода главных компонент	286
MUSAEV M.SH., TYUGOVA V.I., KIRSANOV V.YA., GADZHIEV R.K. Development of a predictive model for forecasting the forest fire spread vector.....	299
ЛИТИНСКИЙ Л.Б. Неподвижные точки модели хопфилда с квазидиагональной матрицей связи.....	308
СЫЧЕВ В.А. Минимально необходимая и достаточная архитектура для создания зооморфного, сильного интеллекта.....	318
Именной указатель авторов	327

Секция 1

Адаптивное поведение и эволюционное моделирование

О.М. ГУЩИНА

Тольяттинский государственный университет
g_o_m@tltsu.ru

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ АНАЛИЗА ВЛИЯНИЯ СОЦИАЛЬНЫХ ФАКТОРОВ НА УСПЕШНОСТЬ СТУДЕНТОВ В ОНЛАЙН-ОБУЧЕНИИ

В данной работе исследуется влияние социальных факторов на успешность студентов в онлайн-обучении с использованием многослойной нейронной сети. Анализ показывает, что поддержка семьи и участие в группах значительно влияют на мотивацию и результаты обучения. Результаты исследования подчеркивают важность комплексного подхода к образовательным стратегиям, учитывающим как академические показатели, так и социальные аспекты, что способствует повышению вовлеченности и успешности студентов в дистанционном обучении.

Ключевые слова: *онлайн-обучение, успешность студентов, социальные факторы, академическая успеваемость, нейронные сети, вовлеченность, методология, анализ данных.*

Введение

Современное образование все активнее интегрируется в цифровую среду, что делает онлайн-обучение важным элементом образовательного процесса. В этой связи особенно важно понимать факторы, влияющие на успешность студентов в дистанционном формате. Исследования показывают, что такие аспекты, как самоэффективность и внутренняя мотивация, значительно коррелируют с успеваемостью студентов [1]. Как отмечается в [2], социальная поддержка и интерес к онлайн-обучению играют ключевую роль в мотивации учащихся. Но несмотря на широкое распространение онлайн-курсов, многие учащиеся сталкиваются с трудностями в поддержании мотивации, вовлеченности и достижении высоких академических результатов. Поэтому одной из основных задач становится выявление

ние сложных взаимосвязей между академическими и социальными факторами, которые формируют поведение студентов и влияют на их успехи в онлайн-обучении. Для выявления ключевых факторов восприятия студентами качества образования можно использовать структурированные опросы и передовые методы искусственного интеллекта, в частности нейронные сети [2].

Научная проблема исследования заключается в недостаточной изученности роли социальных факторов – таких как поддержка семьи, участие в группах и форумах – в формировании успешности студентов при дистанционном обучении. Традиционные методы анализа зачастую не способны адекватно учитывать сложные взаимосвязи между академическими показателями и социальными аспектами, что затрудняет понимание факторов, влияющих на успех студентов в онлайн-обучении. В связи с этим все более актуальным становится применение передовых методов искусственного интеллекта, таких как нейронные сети, которые позволяют выявлять комплексные зависимости и улучшать управление образовательным процессом [3]. Современные методы машинного обучения, в частности нейронные сети, предоставляют возможность выявлять сложные, нелинейные взаимосвязи между множественными переменными, что способствует более глубокому и точному пониманию факторов успеха [4].

Целью данного исследования является разработка и применение комплексной методологии на основе многослойной нейронной сети для анализа влияния как индивидуальных, так и социальных факторов на успеваемость студентов в онлайн-обучении.

Методология исследования

Для анализа влияния социальных факторов на успешность студентов в онлайн-обучении с использованием нейронных сетей была разработана комплексная методология, которая будет учитывать как индивидуальные, так и социальные аспекты, показывая степень их влияния на образовательный успех студента.

Для реализации данной методологии важно собрать качественные и репрезентативные данные, отражающие как индивидуальные характеристики студентов, так и их социальное окружение. Для сбора данных был разработан структурированный опросник, который включал в себя различные категории вопросов, направленные на выявление социальных факторов, влияющих на обучение студентов в онлайн-курсах. Также были собраны данные с онлайн-платформы:

- о времени, проведенном студентами на образовательной онлайн-платформе, для оценки уровня вовлеченности и самоорганизации учащихся;
- об активности студентов, включая количество выполненных заданий, участие в форумах и групповых дискуссиях, а также частоту взаимодействия с материалами курса. Эти показатели нужны для определения связи между социальной активностью и академической успешностью.

Полученные данные с платформы были соотнесены с ответами опросников, что дало возможность оценить, как восприятие социальных факторов коррелируется с учебными результатами. А качественный анализ комментариев и отзывов студентов об образовательном курсе позволил понять их эмоциональное состояние и отношение к обучению, а также выявить, как социальные факторы, такие как поддержка со стороны семьи и однокурсников, влияют на их мотивацию и удовлетворенность процессом.

Собранные данные из анкетирования и анализа данных с образовательной онлайн платформы позволили сформировать комплексное представление о влиянии социальных факторов на обучение студентов, поскольку они включают как количественные, так и качественные аспекты, необходимые для глубинного анализа. Эти данные стали основой для дальнейшего анализа с использованием нейронной сети, что помогло выявить закономерности и взаимосвязи, способствующие успешному обучению в онлайн-формате.

Для проведения дальнейшего исследования была разработана многослойная нейронная сеть (МНС), направленная на выявление скрытых закономерностей и взаимосвязей между различными переменными, влияющими на успеваемость студентов в онлайн-обучении. На рис. 1 представлена архитектура построенной многослойной нейронной сети, состоящей из следующих компонентов:

- входной слой, включающий входные данные: успеваемость студентов (оценки, количество выполненных заданий); время, проведенное на платформе (суммарное время, средняя продолжительность сессий); уровень вовлеченности (число взаимодействий с материалами, участие в форумах); социальные факторы (поддержка семьи; наличие друзей, которые также учатся онлайн; участие в учебных группах; общение с наставниками; активное участие в форумах, чатах);
- скрытые слои: два скрытых слоя, каждый из которых состоял из 64–128 нейронов, что позволило модели обрабатывать и извлекать

сложные паттерны из данных. Каждый нейрон применял нелинейную активацию (функцию ReLU), что повышало способность сети к обучению;

- выходной слой с одним нейроном, который выдавал вероятность успешного завершения курса (значение от 0 до 1). Для классификации студентов по категориям («успешный», «нуждается в помощи») использовалась сигмоидная функция активации.

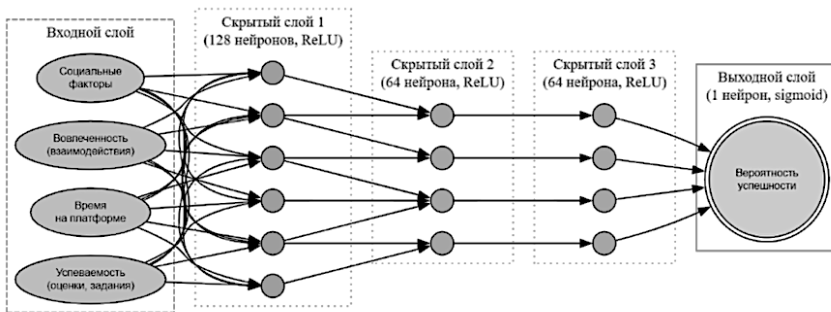


Рис. 1. Модель архитектуры многослойной нейронной сети

Модель была обучена с использованием метода обратного распространения ошибки (backpropagation). Основные этапы обучения включали использование:

- алгоритма Adam для обновления весов нейронов, что обеспечивало быструю и эффективную сходимость,
- бинарной кросс-энтропии (1) как функции потерь для задачи бинарной классификации, что позволило оценивать качество предсказаний модели.

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i) \right), \quad (1)$$

где N – количество примеров, y_i – истинная метка класса, p_i – предсказанная вероятность принадлежности к положительному классу.

Обучение проводилось в течение 100-200 эпох с использованием мини-батчей (по 32–64 примера), что способствовало более стабильному и быстрому обучению. Обученная модель была протестирована на тестовой выборке, что позволило оценить, насколько хорошо модель обобщает свои знания на новых данных. Для этого использовались следующие метрики:

- точность (accuracy), для измерения процента правильных предсказаний модели среди всех примеров в тестовой выборке,
- полнота (recall), для определения способности модели правильно идентифицировать положительные примеры, в данном исследовании – успешных студентов,
- точность положительных предсказаний (precision), для измерения процента успешных студентов среди всех студентов, которых модель классифицировала как успешных,
- F1-мера, как гармоническое среднее между точностью и полнотой, что позволило получить более полное представление о качестве модели.

Результаты исследования

Для проверки эффективности разработанной модели на основе выбранных метрик была выполнена программная реализация на языке программирования Python с использованием библиотек: NumPy (эффективная обработка больших объемов данных), Pandas (анализ и манипуляция данными), Matplotlib (визуализация данных), Scikit-learn (обучение модели, оценка производительности).

Результаты нейронной сети на тестовой выборке показали сбалансированное и высокое качество классификации (рис. 2). Модель эффективно идентифицирует положительные примеры, при этом отмечается умеренное количество ложных срабатываний, что свидетельствует о надежности положительных предсказаний. Баланс между полнотой и точностью подтверждает способность модели обеспечивать адекватные результаты в условиях, где критично как нахождение положительных случаев, так и снижение количества ошибок.

Точность (Accuracy): 0.7600

Полнота (Recall): 0.8475

Точность положительных предсказаний (Precision): 0.8434

F1-мера: 0.8065

Рис. 2. Результаты нейронной сети на тестовой выборке

Для визуализации работы нейронной сети были построены графики функции потерь и точности (рис. 3). Они показали, что модель последовательно повышала точность своих предсказаний в ходе обучения: значение функции потерь уменьшалось, а точность возрастала как на обучающей,

так и на валидационной выборках. Это означает, что модель успешно училась выявлять закономерности в данных.

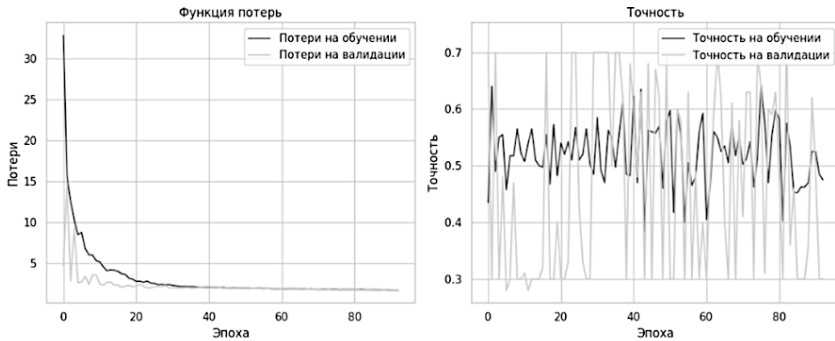


Рис. 3. Графики «Функции потерь» и «Точность»

Для более глубокого анализа факторов, влияющих на успешность студентов, была построена гистограмма корреляции признаков с успешностью (рис. 4).



Рекомендации по улучшению вовлеченности и успеваемости:
Основные факторы, влияющие на успешность: Выполненные задания, Успеваемость, Общее время на платформе, Поддержка семьи, Общение с наставниками.
Рекомендуется уделять особое внимание развитию этих направлений в образовательном процессе и социальной поддержке студентов.

Рис. 4. Гистограмма корреляции признаков с успешностью

Факторы «Успеваемость» и «Выполненные задания» показывают высокую положительную корреляцию с успешностью, что свидетельствует об успешности студентов, которые получают более высокие

оценки и выполняют все задания в учебных курсах. Фактор «Общее время на платформе» имеет менее выраженную положительную корреляцию, что говорит о том, что увеличение времени, проведенного на обучении, может способствовать повышению успеваемости. Факторы «Поддержка семьи», «Общение с наставниками» и «Участие в форумах» также влияют на успешность, что подчеркивает важность социальных факторов в образовательном процессе.

Для определения факторов, наиболее влияющих на предсказание успешности студентов, был построен на основе модели случайного леса график важности признаков (рис. 5). Верхние позиции на графике являются наиболее значимыми для предсказания успешности студентов в онлайн-обучении. Академическая активность и качество выполнения заданий являются ключевыми индикаторами успеха. Социальные факторы также вносят заметный вклад в предсказание успешности, о чем наглядно свидетельствуют оценки влияния на успешность студентов.



Рис. 5. График важности признаков для предсказания успешности студентов

Таким образом, анализ важности признаков, выполненный с помощью модели случайного леса, подтвердил, что социальные факторы оказывают влияние на предсказание успешности студентов. А рекомендации, полученные с помощью нейронной сети, подчеркнули не только важность повышения вовлеченности студентов в учебный процесс, но и акцентиро-

вали внимание на предоставление социальной поддержки для создания более благоприятной атмосферы для обучения и повышения успеваемости студентов. Для оценки влияния каждого из рассмотренных в исследовании социальных факторов построена комбинированная диаграмма рассеяния с наложенными линиями регрессии (рис. 6).

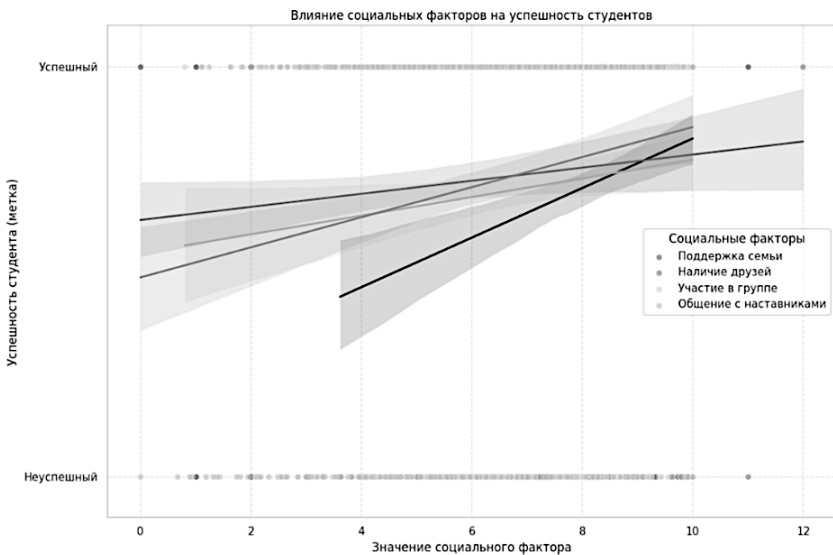


Рис 6. Диаграмма влияния социальных факторов на успешность

Анализ полученных данных позволил выделить следующие особенности для каждого из рассматриваемых факторов:

- поддержка семьи демонстрирует выраженную положительную зависимость: с увеличением уровня поддержки вероятность успешности студентов возрастает. Линия регрессии имеет наибольший наклон среди всех факторов, что указывает на высокую значимость данного показателя;
- наличие друзей также связано с ростом успешности, однако наклон линии регрессии менее выражен, что свидетельствует о более умеренном влиянии;
- участие в учебных группах показывает положительную, но слабую корреляцию с успешностью, что может говорить о необходимости более глубокого вовлечения или качества взаимодействия в группах;

– взаимодействие с наставниками демонстрирует положительный тренд, однако с меньшей силой влияния по сравнению с поддержкой семьи.

Результаты визуального анализа подтвердили гипотезу о том, что социальная поддержка играет важную роль в достижении успеха студентов в онлайн-обучении. Особенно значимым фактором является поддержка семьи, которая оказывает наиболее сильное положительное влияние на успешность.

Данные результаты подчеркивают необходимость комплексного подхода к поддержке студентов, включая укрепление семейного окружения, создание условий для социальных связей и активное наставничество. Они вместе дают комплексное понимание факторов успешности студентов: сочетание академической активности и социальной поддержки формирует благоприятные условия для достижения высоких результатов.

Заключение

В результате проведенного исследования были выявлены ключевые факторы, влияющие на успешность студентов в онлайн-обучении. Разработанная методология, включающая сбор данных через структурированный опросник и анализ активности студентов на образовательной онлайн платформе, позволила получить комплексное представление о влиянии социальных факторов на успешность студентов.

Высокая успеваемость и количество выполненных заданий продемонстрировали положительную корреляцию с успешностью студентов. Это указывает на то, что активное участие в учебном процессе является критически важным для достижения высоких результатов. Поддержка со стороны семьи оказалась наиболее значимой для успешного завершения курсов. Студенты, получающие высокую эмоциональную поддержку, демонстрировали более высокие академические результаты. Участие в учебных группах и взаимодействие с наставниками также положительно сказывались на успеваемости, однако их влияние было менее выраженным.

Применение многослойной нейронной сети выявило скрытые закономерности и взаимосвязи между различными факторами, что подтвердило значимость как академической, так и социальной активности для предсказания успешности студентов. Модель продемонстрировала высокую точность и надежность в классификации студентов по уровням успешности.

Полученные результаты подчеркивают важность создания благоприятной образовательной среды, включающей поддержку со стороны семьи и

активное вовлечение студентов в учебный процесс. Исследование подтверждает гипотезу о том, что успешность студентов в онлайн-обучении зависит не только от их академической активности в образовательном процессе, но и от социальных факторов, а значит требует комплексного подхода к организации образовательного процесса.

Список литературы

1. Lin W.-J., Zaman S. I., Jamil S., Khan S. A. Students engagement in distant learning: How much influence do the critical factors have for success in academic performance? // Psychology in the Schools. 2023. Vol. 60. No. 7. P. 2373–2394. DOI: 10.1002/pits.22858.
2. Ahmad M., Rochimah H., Fajaria N. The Effect of Social Support and Interest in Online Learning on Student Achievement Motivation // AL-ISHLAH: Jurnal Pendidikan. 2022. Vol. 14. No. 3. P. 3721–3728. DOI: 10.35445/alishlah.v14i3.1959.
3. Anabalon Arenas G., Ruff C., Gutierrez L., Pérez A., Ruiz M. Applying neural networks in student satisfaction analysis: Implications for university management // Journal of Infrastructure, Policy and Development. 2024. Vol. 8. No. 4. P. 3791–3797. DOI: 10.24294/jipd9791.
4. Аршинский В.Л., Провоторов В.А. Применение искусственных нейронных сетей и машинного обучения для прогнозирования успеваемости студентов высших учебных заведений // Вестник МГПУ. Серия: Информатика и информатизация образования. 2024. № 4 (70). С. 1–15. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-iskusstvennyh-neyronnyh-setey-i-mashinnogo-obucheniya-dlya-prognozirovaniya-uspevaemosti-studentov-vysshih-uchebnyh> (дата обращения: 23.05.2025).

А.Г. КОЛОНИН^{1*}, В.Г. КРЮКОВ²

¹Новосибирский государственный университет

²Домодедово Бизнес Партнер

*akolonin@gmail.com

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ КОНЦЕПЦИЯ ПСИХИКИ

В статье приводится обзор подходов по моделированию человеческой психики в перспективе построения искусственной. На основе обзора предлагается концепция когнитивной архитектуры, где психика рассматривается в качестве операционной системы живого или искусственного субъекта, включая пространство состояний, обуславливающее его жизненные смыслы в связи со стимулами внешнего мира, и интеллект как систему принятия решений для действий в отношении этого мира с целью удовлетворения указанных потребностей. На основе концепции предлага-

ется вычислительная формализация для создания систем искусственного интеллекта посредством обучения на основе опыта в пространстве множества потребностей, с учетом их биологической либо экзистенциальной значимости для интеллектуального агента. Тем самым, формализуется задача построения общего искусственного интеллекта как системы принятия оптимальных решений в пространстве специфических для агента потребностей в условиях неопределенности, с максимизацией успехов в достижении целей, минимизации экзистенциальных рисков и максимизации энергоэффективности. Также приводится минимальная экспериментальная реализация модели.

Ключевые слова: *мотивация, принятие решений, пространство потребностей, пространство состояний, психика, эмоции, энергоэффективность.*

Введение

Попытки оцифровать психику или построить ее системную модель, которая была бы к тому же и вычислимой, предпринимались многими учёными, начиная с Норберта Винера [1]. Но именно Винер сформулировал основную проблему в поиске решения – сложность междисциплинарных знаний и коммуникации. Как мы покажем дальше, для создания системной модели требуются знания психологии (психоанализа), системного анализа и производственной рыночной экономики (микроэкономики). А чтобы выстроить моделирующий психику программный комплекс нужно знание системного программирования.

На наш взгляд, построение искусственной психики, как операционной управляющей системы неразрывно связано с решением задачи создания искусственного интеллекта (ИИ), равного человеческому, или превосходящего человеческий. Потому что человеческий интеллект – это управляющая система его деятельности, решающая основные задачи выживания и воспроизводства с учётом горизонта планирования. Для осуществления подобной деятельности система, будь то человек или ИИ, должна принимать оптимальные решения в каждый момент и в течении всего жизненного цикла. А оптимальность решений может быть определена только в рамках системы потребностей, обусловленных средой существования носителя самого интеллекта и его собственной физической организацией, то есть – в рамках психики, объединяющей совокупность мыслительных процессов субъекта, внутренний мир его мотиваций и отражение в этом мире окружающей реальности.

Попытка описать работу психики сделана в монографии Леонтьева Д.А. [2]. В работе проанализированы труды классического психоанализа и научные открытия советской и русской школы. Согласно ей, работа психики основана на управлении жизнедеятельностью с целью удовлетворения потребностей разных уровней в соответствии с их приоритетами в текущем моменте. «Функциональную роль психики в наиболее общем виде можно охарактеризовать как регуляцию жизнедеятельности на основе ориентировки в объективном мире посредством построения субъективных образов действительности» [2].

Обзор подходов

В соответствии с обобщенным определением интеллекта, данным Герцелем [3] и Вонгом [4], «интеллект – это способность достигать сложных целей в сложных условиях при ограниченных ресурсах». При этом, если удовлетворение условию ограниченных ресурсов можно рассматривать как одну из подцелей во внутренней иерархии сложной составной глобальной цели, то формально можно наличие интеллекта у системы свести к возможности осуществлять многопараметрическую оптимизацию при решении задачи целенаправленного управления в некоей операционной среде. При этом уровень интеллекта будет определяться количеством и сложностью структуры пространства параметров данной операционной среды и стоящих перед системой целей. Другими словами, задача интеллекта – это находить оптимальные решения на разных уровнях взаимодействия с окружающим миром, безотносительно к тому, является ли система живой (животное или человек) или неживой (ИИ).

Согласно Канеману [5] управляющая система человеческой деятельности состоит из двух частей: медленной (осознанное мышление) и быстрой (рефлекторной или интуитивной). Сознание относится к медленной части и практически не контролирует жизнедеятельность. Сознание принимает часть решений и воспринимает лишь часть внешней и минимум внутренней информации о состоянии системы.

Принятие решений в живой системе, а также формирование опыта ею, или ее обучение, осуществляется посредством эмоций [6, 7]. «Эмоции, таким образом, сообщают нам на своем специфическом «языке» непосредственную оценку значимости сопровождаемых ими образов, то есть оценку отношения соответствующих объектов и явлений к реализации потребностей субъекта» [2].

Эмоции – это реакция психики на удовлетворение потребности или достижение (либо не достижение) цели. Эмоция переводит систему в но-

вое состояние, компенсируя отклонение от равновесного состояния. Положительная эмоция возникает в системе, когда происходит удовлетворение потребности или цели. Отрицательные эмоции возникают, когда потребность требует удовлетворения. Это становится информационным сигналом для системы о повышении приоритета потребности. Болевые сигналы выполняют ту же функцию на физиологическом уровне. Таким образом, эмоции можно использовать в качестве функции подкрепления при обучении, причем яркость эмоции может рассматриваться как значение функции подкрепления.

Для создания модели интеллекта, включая реакцию системы на внутренние мотивирующие стимулы и восприятия реакций внешнего мира, в перспективе имеющихся ожиданий и собственных воздействий на окружающую среду, предполагается применять теорию функциональных систем (ТФС) Анохина [8] и принцип динамического равновесия Берталанфи [9]. На основе иерархической модели ТФС может быть построена вычислительная концепция и реализующая ее когнитивная архитектура, описывающая поведение как автономного интеллектуального агента (ИА) [10], так и социума в целом [11].

Психика – это операционная система по управлению жизнедеятельностью человека, либо гипотетической искусственной системы. Интеллект – это часть системы по принятию решений, включающей подсознательную и сознательную составляющие, действующие комплементарно, на конкурентной основе [12]. Подсознание принимает рефлекторные решения (как это имеет место в случае человеческой интуиции либо с использованием современных систем на основе глубоких нейронных сетей), а мышление – стратегические осознанные решения в рамках горизонта планирования с учетом доступности ресурсов.

Процесс принятия решений для достижения текущих целей, для удовлетворения насущных потребностей физиологических и психологических, может быть описан как мотивация на совершение тех или иных действий под воздействием эмоций. Мотивация деятельности определяется как внешними воздействиями, так и внутренним состоянием системы. Внутреннее состояние определяется приоритетом физиологических и психологических потребностей, а также уровнем доступных ресурсов энергии и внешних физических ресурсов. Воздействия внешней среды, а также данные о состоянии подсистем (органов живого организма) воспринимаются как ощущения сенсорами системы и передаются как восприятия для изменения внутреннего ее состояния. Принятые, в процессе мотивации, решения передаются на исполнение актуаторам системы для

воздействия на окружающую среду либо внутренние подсистемы (органы живого организма).

Ведь деятельность, как уже говорилось, связана обычно не с одной, а с целым рядом потребностей. Общий смысл конкретной деятельности – это сплав ее частичных смыслов, каждый из которых отражает ее отношение к какой-либо одной из потребностей субъекта, связанной с данной деятельностью прямо или косвенно, необходимым образом, ситуативно, ассоциативно или как-либо иначе. Поэтому деятельность, побуждаемая всецело «внешними» мотивами – столь же редкий случай, как и деятельность, в которой они полностью отсутствуют [2].

В текущий момент система выбирает наиболее эффективное решение для удовлетворения актуальных потребностей, если их приоритет высокий. Либо находит такой вариант деятельности, чтобы эффективно удовлетворить будущие потребности, которые непременно возникнут. Интеллектуальная система может знать, что организму через несколько часов понадобится пища, но точное время наступления голода будет зависеть от расхода энергии на деятельность в ближайшее время. Поэтому интеллектуальная система стремится как обеспечить необходимые ресурсы, которые скоро понадобятся, так и экономить их потребление, если это возможно.

Соображения вычислительной и тем более экономической эффективности рассматривались как ключевые при создании вычислительных архитектур ИИ и ранее [13, 14]. Однако существующие подходы в ИИ как на основе максимизации вероятностных предсказаний [15], так и на основе различных видов вероятностной логики [16, 17], в явном виде соображения эффективности не рассматривают. Вместе с тем, в последнее время также Дэвид и Ле Кун [18] указывает на необходимость введения понятия энергоэффективности как фундаментального для построения архитектур ИИ. При этом, следует отметить, что имеющиеся модели вероятностной логики допускают неявный учет факторов энергоэффективности в качестве дополнительных переменных [16, 17].

Отличие предлагаемой концепции от как чисто вероятностных моделей [16, 17], так и от моделей, где ресурс-потребление является фактором, ограничивающим логический вывод [13, 14], состоит в том, что решение предполагается направленным на конечный результат в перспективе управления рисками, как экзистенциальными (угроза существованию системы или социуму, в который она входит), так и энергетическими или экономическими, в свете теории перспектив [19].

Согласно П.К. Анохину [8], реальный интеллект ориентирован на конечный результат, о чем писал академик. В связи с этим, мы полагаем, что

принятие решений может осуществляться с использованием экономических методов затратного анализа, с учетом, в том числе, вероятностей экзистенциальных угроз и возможных затрат на их избегание. Поэтому решение может выбираться по критериям наибольшей полезности, максимальной безопасности и минимальной затратности (коэффициент полезного действия для получения энергии выживания) для системы на основе мульти-целевого анализа. К этому подошел академик Анохин, но модели марксистской плановой советской экономики, использованные им, не могли отражать конкуренцию задач в многоцелевых системах. С применением принципов рыночной экономики модель интеллекта может оканзаться формализуемой и вычислимой.

Общая теория систем Людвиг фон Берталанфи [9] предполагает, что живая система находится в постоянном динамическом равновесии. Внешние воздействия или внутренние изменения отклоняют систему от равновесного состояния. Любое отклонение требует возврата назад в равновесное состояние. Для этого требуется совершить действие, тратя энергию системы. А энергию надо восполнить. Решения такой задачи, как мы полагаем можно найти в экономических многоцелевых моделях управления рисками [19].

Для обеспечения выживания вида, социума или индивида человек осуществляет целенаправленную деятельность. Деятельность требует затрат энергии, которые получают из пищи. Обеспечение пищей – одна из главнейших задач, которую решают все живые организмы, наряду с избеганием экзистенциальных угроз.

Для обеспечения пищей также требуется совершать деятельность. Таким образом, мы получаем глобальный замкнутый цикл жизнедеятельности. В основе которого базируется энергия выживания. Следовательно, для оценки целенаправленной деятельности должно использовать «энергию выживания». Но не прямом физическом смысле, а как «универсальную валюту» (что созвучно с идеей «энергорубля» или «токена» цифровой крипто-экономики) для сравнения, как разноплановую условную единицу, которая дает количественную оценку для физиологических и психологических процессов вычислительной модели живого организма, либо искусственной психики как операционной системы для системы ИИ.

Энергия выживания – это биологическая (в случае живого организма) либо электрическая (в случае искусственной системы) энергия, необходимая организму или системе для осуществления целенаправленной внешней деятельности и исполнения внутренних процессов.

Об энергии организма и психики писал Бехтерев [20]. Он описал разные типы энергии в организме и принципы их взаимодействия. В начале

XX века Фрейд в книге «По ту сторону принципа удовольствия» [21] написал, что психика работает по экономическим принципам.

Внутреннее состояние системы описывается в пространстве потребностей, или «матрице потребностей» в [22], являющемся основным элементом модели живой интеллектуальной системы (например, человека) или вычислительной когнитивной архитектуры ИИ.

Обучение системы, в рамках предлагаемой концепции, осуществляется посредством приобретения опыта, для обеспечения принятия решений по удовлетворения потребностей системы в рамках горизонта планирования. В случае человека человеческое знание состоит из огромного количества элементарного опыта, полученного из собственных действий или из текстов (осмысленный опыт других людей). Это знание, определенное в пространстве потребностей, структурируется в покрытие Маркова [23]. Самообучение это получение и осмысление опыта с выбором наиболее эффективного с точки зрения затрат и получаемой пользы.

Основа формирования опыта в психике открыта Адлером [24] в развитии личности. Тенденции по увеличению значимости (психологической ценности) целей или потребностей можно понять из его авторской идеи «комплекс неполноценности». А введенное им понятие психологической ценности позволило сравнивать и рассчитывать психологические и физиологические потребности.

Концептуальная архитектура

В расширительной трактовке интеллект – это система анализа и принятия решений на основании знаний и опыта для обеспечения эффективной функциональной деятельности человека, социума, либо высокоуровневой интеллектуальной системы (обладающей искусственным интеллектом) или совокупности таких систем. Причем, интеллект это не абстрактный набор закономерностей физического мира или получаемых из него фактов, а способность системы управлять деятельностью на основе осмысленного опыта. На сегодняшний день интеллект существует только в живых системах, но мы рассматриваем возможность его создания в искусственных системах.

Для этого мы предлагаем следующую антропоцентричную концептуальную архитектуру психики, включающую пространство потребностей, связывающее интеллектуальную систему с ее внешним миром, с учетом физических особенностей ее собственной реализации, с системой принятия решений в этом пространстве (рис. 1). Данная концепция позволяет

перейти к формализации и апробации математической модели, обсуждаемой ниже.



Рис. 1. Концептуальная когнитивная архитектура искусственной психики

Интеллект человека развивается ежесекундно с момента рождения. Значит, возможно построить модель интеллекта также начиная с самого простого состояния. Человеческий интеллект оперирует не объектами, а внутренними образами, то есть отражениями объектов в системе. Внутренние образы описываются в пространстве потребностей, в самом примитивном случае — одномерном, а в случае реальных живых организмов, либо в случае реализации для систем ИИ со сложной иерархией взаимозависимых потребностей — тензорном, именуется «матрицей потребностей» согласно предложенной ранее архитектуре [22].

Для решения основной задачи — выживания индивидуального экземпляра, социума или вида — целью системы становится удовлетворение текущих потребностей в соответствии с выбранным приоритетом. Динамика функциональных потребностей может описываться математикой рыночной экономики, включая управление рисками через вероятностный анализ исходов альтернативных сценариев [19]. Взаимозависимость между физиологическими и психологическими потребностями рассчитывается через психологическую ценность носителя интеллекта как потенциальную энергию выживания — удовлетворения базовых потребностей/мотиваций, где выживание только одна из них.

Поток потребностей непрерывен. Согласно Маслоу [25], удовлетворение одной потребности ведет к появлению новой, потребности конку-

рентны и взаимозависимы. Также на конкурентность и взаимозависимость потребностей указывал П.К. Анохин [8]. В свою очередь, цель отличается от потребности тем, что она конечна. Цель заканчивается, когда она достигнута.

Значение приоритетов текущих потребностей определяет текущее состояние системы. Текущие значения удовлетворенности, неудовлетворенности и востребованности (приоритета) потребности, характеризуют текущую точку (координату) в функциональном пространстве целенаправленной человеческой деятельности в перспективе покрытия Маркова [23].

Высшие потребности можно выразить через комбинацию базовых потребностей [25]. Поэтому любую цель системы можно описать как комбинацию базовых потребностей и потребностей младших порядков. Пространство («матрица») потребностей (ПП) – основной элемент системы, на котором строятся все расчёты и сравнения. Потребности отражают текущее состояние системы. По сути, ПП это набор строк по уровням состояния системы (как в программе-супервизоре операционной системы), где в каждой ячейке содержится текущее значение приоритета потребности. ПП – универсальный математический инструмент для описания деятельности модели человека при описании его поведения либо системы ИИ при ее реализации.

В случае моделирования человеческой психики, ПП отражает смысл любого объекта для человека в природе состоит в возможностях удовлетворения его потребностей в комбинации разных уровней. В этом случае, ПП может быть декомпозировано на уровни: а) Индивидуальный (Базовый); б) Семейно-бытовой; в) Социально-экономический; г) государственно-цивилизационный. Каждый уровень имеет свой приоритет при принятии решений, причем приоритеты могут быть различными для различных индивидуумов.

Представляется возможным создание математической модели, позволяющей осмыслить картину мира в контексте ПП и найти оптимальное решение для деятельности модели живого интеллектуального организма либо экземпляра искусственной интеллектуальной системы. Алгоритм анализа может быть построен на выборе самого эффективного решения текущей задачи с учетом рисков, ограниченности ресурсов и в рамках горизонта планирования.

Математическая модель

Если рассматривать функционирование человеческой психики в течение всего жизненного цикла, а также искусственной психики гипотетиче-

ского интеллектуального агента как обучение на основе получаемого опыта взаимодействия с окружающей средой, согласно [26], то в разработках систем искусственного интеллекта; наиболее распространенной постановкой является обучение с подкреплением [27]. Оно основывается на Марковской модели процесса принятия решений [28], причем явно получаемое агентом подкрепление в ходе реализуемого им поведения используется для определения так называемой «полезности» того или иного решения или действия, предшествовавшего подкреплению, в свете «теории ожидаемой» полезности [29]. Однако в экономике, на сегодняшний день, последняя теория уступила место «теории перспектив» [19], согласно которой, полезность действия оценивается как позитивными, так и негативными исходами от его совершения, так и различными вероятностями, ассоциированными с этими исходами, причем субъективная полезность позитивных и негативных исходов может быть различна и эти различия могут быть отличны у различных субъектов. На практике, при обучения на основе опыта, приходится также оценивать каждое решение или действие с точки зрения не просто отдельного подкрепления, а комбинации гипотетических явных подкреплений – за достижение различных целей (получение пищи или удовольствия) или же неявных – за избегание угроз (удара током или обливания водой), или же получение полезного жизненного опыта либо достижение определенного социального статуса, что может потребоваться для достижения целей и избегания угроз в отдаленном будущем, но не может быть «подкреплено» в ближайшей перспективе. Таким образом, требуется расширение скалярной оценки полезности с заменой ее на векторную, как например, в [26] полезность рассчитывается в двумерном пространстве положительного и отрицательного подкрепления – как полезности получения выгод и избегания потерь согласно «теории перспектив» [19]. Введение необходимости явной поддержки исследовательской активности может быть введением информационной полезности за обнаружение новых паттернов, а повышение эффективности потребления энергии – за счет энергетической полезности. В сложных системах, таких как человек или высокоинтеллектуальный агент, пространство потребностей может быть структурировано в гетерархию взаимосвязанных потребностей и описываться не вектором, а матрицей, где строки матрицы соответствуют потребностям различных уровней от базовых до высших [25] или, в общем случае, тензором. Тем самым, может быть формализован принцип интеллекта как средства достижения сложных целей по Герцелю [3] и Вонгу [4] – определением сложной тензорной функции полезности.

Понятие сложной цели, в контексте рис. 1, может быть формализовано как «мотивационный вектор» z [30]. На основе определенного нами пространства потребностей, этот вектор может быть определен как скалярное произведение двух векторов – а) долгосрочной жизненной важности (приоритета) потребности x и б) краткосрочной неудовлетворенности (актуализации) данной потребности y . Вектор приоритизации x может рассматриваться как генетический и культурный код агента, предопределенный его генетикой (в случае человека) либо встроенный (в случае искусственного ИА), а также приобретенный в ходе его развития и долгосрочного обучения («формирования личности»). Он определяет, например соотношение склонностей к рискам ради приобретений (положительных подкреплений) и избегания потерь (отрицательных подкреплений) в свете теории перспектив [19], стремлению к обеспечению энергоэффективности [8, 16, 17, 20, 21], и потребности к познанию, удовлетворяемой как повышение предсказуемости окружающей реальности, согласно [15]. В свою очередь, вектор актуализации определяется на основе данных, получаемых в виде эмоций [2, 6] как неудовлетворенность соответствующих потребностей в конкретный момент принятия решений.

Таким образом, в рамках Марковской модели процесса принятия решений [28], ожидаемая ценность или полезность реализации того или иного вектора действий и бездействий a в текущем состоянии s , для момента времени t , а также подкрепления, получаемого при обучении [26, 27] в очередной момент времени $t + 1$, может определяться следующими векторными и скалярными функциями.

s_t – вектор переменных состояния, со значениями определяемыми, согласно рис. 1, посредством сенсоров агента, в том числе – включающих: сенсоры актуализации потребностей y , например – воспринимающие положительные и отрицательные подкрепления, приобретение либо потерю энергетического ресурса, а также подтверждение ожидания результатов предсказания или действия (акцепторы результата действия [8]); сенсоры фиксации совершения действия a ; сенсоры ощущений f , не связанных явно с потребностями или деятельностью. Соразмерный вектор s'_{t+1} определяет ожидания.

a_t – вектор действий, совершенных агентом, либо планируемых к совершению в очередной момент времени a'_{t+1} , причем совершенность действий также фиксируется соответствующими переменными состояния ($a \subseteq s$).

y_t – вектор актуализации потребностей, выражаемых через «выделенные» переменные состояния, причем актуализация потребностей является частью состояния ($y \subseteq s$), либо сформированных ожиданий y'_{t+1} .

f_t – вектор ощущений, не связанных непосредственно с актуализацией и удовлетворением потребностей либо совершением действий ($f \subseteq s$).

x – вектор приоритизации потребностей, предполагаемый неизменным для агента в краткосрочной перспективе, но может быть изменен в долгосрочной.

$z_t = x \cdot y_t$ – вектор мотивации к удовлетворению потребностей с учетом их приоритизации и актуализации («мотивационный вектор» [30]).

$U(s, s')$ – скалярная функция (матрица) полезности реализации состояния s' (включая совершаемые при этом действия a' либо без совершения каких-либо действий вообще) при исходном состоянии s в контексте приоритизации потребностей x агента, определяемая в ходе обучения на основе подкреплений r_{t+1} на переходах из состояния s_t в s_{t+1} , соответствует Q-функции в случае применения метода Q-learning [31] (в последнем случае функция полезности вырождается в $U(a, a')$).

$r_{t+1} = x \cdot (y_t - y_{t+1})$ – скалярная функция подкрепления (по существу – эмоции) в результате действия или бездействия a_{t+1} при переходе из состояния s_t в состояние s_{t+1} , включая «выделенные» потребности: 1) энергоэффективности $e(a)$; 2) предсказуемости как функции от разности $s'_{t+1} - s_{t+1}$ («план минус факт») между ожиданиями s'_{t+1} , сформированными в момент времени t , и фактическим состоянием s_{t+1} в момент времени $t + 1$.

$Q(s, s')$ и $P(s, s')$ – матрицы взаимоисключения (Q) либо взаимообусловленности (P) указанных выше переменных s , если какие-то из них физически не могут быть удовлетворены (y), реализованы (a) или испытаны (f) агентом одновременно (Q) или же – какие должны быть удовлетворены, совершены либо испытаны одновременно или одно необходимо для другого (P).

Минимальная экспериментальная реализация

В качестве эксперимента была проведена минимальная реализация обучения агента игры в теннис от стенки («Self Pong») с расширением модели, описанной и реализованной в [26], открытый код опубликован в <https://github.com/aigents/aigents-java/tree/master/src/main/java/net/webstructor/agi>.

В реализованном эксперименте поведение агента осуществлялось в 4-мерном пространстве потребностей: 1) положительного подкрепления при отражении мячика либо удара его об стенку (Нарру); 2) избегания отрицательного подкрепления при ударе мячика об стенку на стороне игрока с ракеткой; 3) новизны обнаруживаемых агентом состояний

(Novelty); ожидаемости или предсказуемости переживаемых ситуаций (Expectedness). При этом измерялась и визуализировалась актуализация всех четырех потребностей (рис. 2), и исследовались различные значения векторов приоритизации для первых двух из них, связанных с подкреплением. Эксперимент проводился с использованием различных стратегий обучения на основе опыта, включающего как явное подкрепление по нескольким каналам извне, так и удовлетворение внутренних потребностей агента, описанных ранее [26]. При этом стратегии обучения предполагали формирование эпизодической памяти либо в виде сегментов последовательностей s_t и a_t между подкреплениями (положительными и отрицательными), либо в виде карт переходов между состояниями s_t и a_t , а подкрепление R_t изменяло значения полезности всех элементов эпизодической памяти на сегментах между подкреплениями («глобальное подкрепление») [26], в отличие от Q-learning [31], где подкрепление изменяется инкрементально, распространяясь по оси времени от будущих состояний к предыдущим.

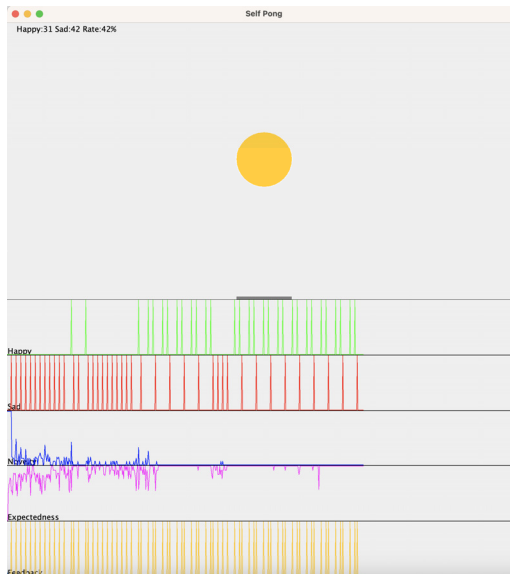


Рис. 2. Визуализация процесса обучения агента игре в теннис от стенки в пространстве потребностей – стенка наверху, ракетка в середине, мячик между стенкой и ракеткой, внизу функции удовлетворенности либо неудовлетворенности по четырем потребностям (Happy, Sad, Novelty, Expectedness) и отдельная функция явного (положительного либо отрицательного) подкрепления (Feedback)

В результате эксперимента, для данной задачи был подтвержден эффект негативного влияния отрицательного подкрепления на обучаемость агента. То есть, при равенстве приоритетов потребностей получения положительного и избегания отрицательного подкрепления и соответствующего формирования значений функций ожидаемой полезности в модели, обучение замедлялось и для некоторых моделей и конфигураций игрового поля и отложенности подкрепления становилось невозможным ввиду подавления исследовательской активности агента наказаниями за сделанные ошибки при проверке новых стратегий.

Заключение

Интеллект человека всегда отвечает на вопрос: «Лучше или хуже станет от принятия решения». Экономика удовлетворяет потребности человека – физические и психологические в его социально-производственной деятельности. Психика управляет удовлетворением потребностей на уровне поведения человека как индивидуума.

С помощью соответствующей математической модели мы можем считать степень удовлетворения потребностей в системе через затраты энергии для деятельности и времени – как на уровне экономики, так и на уровне психики. Что и является основной задачей интеллекта.

Основа решения задачи выживания – непрерывное обеспечение жизненной энергией. Деятельность человека требует затрат энергии. Таким образом, получается взаимозависимость получения и эффективного использования энергии. Интеллект позволяет выбрать оптимальное решение. Чем выше интеллект, тем эффективнее результат деятельности. Значение коэффициента интеллекта состоит в том, сколько интеллектуального труда было затрачено ранее для создания и получения данного объекта или знания.

Для обеспечения выживания вида, социума или индивида человек осуществляет целенаправленную деятельность, опираясь на имеющиеся знания и опыт, приобретенный индивидуально либо коллективно, максимизируя значение коэффициента интеллекта как индивидуума, так и социума. В свою очередь, при создании и сравнении искусственных интеллектуальных систем, максимизация указанного коэффициента может рассматриваться как основной показатель эффективности системы.

Способность интеллектуального агента осуществлять свою деятельность в сложных средах с учетом множества целей и угроз, определяемых в контексте индивидуального пространства биологических, физических и

экзистенциальных потребностей, с оптимизацией удовлетворения последних, может быть рассмотрено как общий интеллект, сила которого определяется размерностью и сложностью этого пространства.

Вычислительная реализация когнитивной архитектуры на основе предлагаемого формализма позволяет получить предварительные результаты, убедительные с точки зрения их интерпретации.

Список литературы

1. Норберт Винер. «Человек управляющий». СПб.: Питер, 2001. 288 с. (Серия «Психология-классика»).
2. Леонтьев Д.А. Л478 Психология смысла: природа, строение и динамика смысловой реальности. 2-е, испр. изд. М.: Смысл, 2003.
3. Goertzel B. «The general theory of general intelligence: A pragmatic patternist perspective». Preprint at <https://arxiv.org/abs/2103.15100>, 2021.
4. Wang P. «Artificial intelligence: What it is, and what it should be». C. Lebiere & R. Wray (Eds.), Papers from the AAAI spring symposium on between a rock and a hard place: Cognitive science principles meet ai-hard problems. Pp. 97–102. AAAI Press, 2006.
5. Даниэль Канеман. «Думай медленно... решай быстро». АСТ, 2023.
6. Павел Васильевич Симонов. «Эмоциональный мозг». Изд-во «Питер», 2021.
7. Дубынин В.А. «Мозг и его потребности. 2.0. От питания до признания». Альпина нон-фикшн, 2024.
8. Анохин П.К. Принципиальные вопросы общей теории функциональных систем / М.: Директ-Медиа, 2008. 131 с.
9. Л. фон Берталанфи. Общая теория систем: критический обзор. В сборнике переводов Исследования по общей теории систем. М.: Прогресс, 1969. 520 с.
10. Vityaev E., & Demin A. «Cognitive architecture based on the functional systems theory». Procedia Computer Science, 145, 623-628. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.11.072> (Postproceedings of the 9th Annual International Conference on Biologically Inspired Cognitive Architectures, BICA 2018 (Ninth Annual Meeting of the BICA Society), Prague, Czech Republic), 2018.
11. Anton Kolonin, Evgenii Vityaev, Yuriy Orlov. «Cognitive Architecture of Collective Intelligence Based on Social Evidence». Procedia Computer Science, Volume 88, 2016, P. 475–481. ISSN 1877-0509. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.07.467>.
12. Cisek P. «Cortical mechanisms of action selection: the affordance competition hypothesis». Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences, 362(1471), 1585–1599. <https://doi.org/10.1098/rstb.2007.2054> Retrieved from <http://doi.org/10.1098/rstb.2007.2054>, 2007.
13. Wang P. «Non-axiomatic reasoning system: exploring the essence of intelligence» (Unpublished doctoral dissertation). Indiana University, USA. (UMI Order No. GAX96-14571), 1996.

14. Kolonin A. (2015). Computable cognitive model based on social evidence and restricted by resources: Applications for personalized search and social media in multi-agent environments. International Conference on Biomedical Engineering and Computational Technologies (SIBIRCON), 2015, Novosibirsk, Russia. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7361869>.

15. Friston K. «The free-energy principle: a unified brain theory?» *Nature Reviews Neuroscience*, 11(2), 127-138. <https://doi.org/10.1038/nrn2787>, 2010, Feb 01.

16. Goertzel I.F., Heljakka, A. «Probabilistic logic networks: A comprehensive framework for uncertain inference». New York, NY: Springer, 2008.

17. Vityaev E.E., Perlovsky, L.I., Kovalerchuk, B.Y., Speransky, S.O. «Probabilistic dynamic logic of cognition». *Biologically Inspired Cognitive Architectures*, 6, 159-168, <https://doi.org/10.1016/j.bica.2013.06.006> (BICA 2013: Papers from the Fourth Annual Meeting of the BICA Society), 2013.

18. Dawid A., & LeCun, Y. «Introduction to latent variable energy-based models: a path toward autonomous machine intelligence». *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2024(10), 104011. <https://doi.org/10.1088/1742-5468/ad292b>, 2024, October.

19. Daniel Kahneman and Amos Tversky. *Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk*, *Econometrica*. Vol. 47. No. 2 (Mar., 1979). Pp. 263–292 (29 pages) Published By: The Econometric Society.

20. Владимир Михайлович Бехтерев. «Объективная психология». Вып. 1. 1907.

21. Зигмунд Фрейд. «По ту сторону принципа удовольствия». АСТ, 2021.

22. Владимир Германович Крюков. Самообучение системы принятия решений в мультиагентной среде. Патент RU 2830819 C1. Дата подачи заявки: 09.06.2023. Опубликовано: 26.11.2024 Бюл. № 33.

23. Gorban Alexander N.; Gorban Pavel A.; Judge, George. «Entropy: The Markov Ordering Approach» (<http://www.mdpi.com/1099-4300/12/5/1145/>). *Entropy* (<http://www.mdpi.com/journal/entropy>) 12, no. 5 (2010), 1145–1193.

24. Альфред Адлер. «Понять природу человека». Alfred Adler MENSCHENKENNTNIS © Перевод. Е. Цыпин, 2020. © Издание на русском языке AST Publishers, 2021.

25. Абрахам Маслоу. «Новые рубежи человеческой природы». Альпина нон-фикшн, 2011.

26. Kolonin A. (2022). Neuro-Symbolic Architecture for Experiential Learning in Discrete and Functional Environments. In: Goertzel, B., Iklé, M., Potapov, A. (eds) *Artificial General Intelligence. AGI 2021. Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 13154. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-93758-4_12

27. Van Otterlo M., Wiering M. (2012). Reinforcement Learning and Markov Decision Processes. In: Wiering, M., van Otterlo, M. (eds) *Reinforcement Learning. Adaptation, Learning, and Optimization*. Vol. 12. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-27645-3_1.

28. Puterman Martin L. (1994). *Markov decision processes: discrete stochastic dynamic programming*. Wiley series in probability and mathematical statistics. New York: Wiley.

29. John von Neumann and Oskar Morgenstern. (1944). Theory of Games and Economic Behavior. Princeton University Press.

30. V. F. Petrenko and A. P. Suprun, «Goal oriented systems, evolution, and the subjective aspect in systemology». Tr. Inst. Sistem. Analiza RAN 62 (1) (2012).

31. Li Shengbo (2023). Reinforcement Learning for Sequential Decision and Optimal Control (First ed.). Springer Verlag, Singapore. P. 1–460. DOI: 10.1007/978-981-19-7784-8. ISBN 978-9-811-97783-1. S2CID 257928563.

Секция 2

Интерфейс мозг-компьютер. Нейротехнологии

**A. GERASIMOV, A. KOZIN, A. PASHKOV, M. BAKAEV,
O. RAZUMNIKOVA**

Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk, 630073, Russia
geraplusplus@gmail.com; kozin.2015@stud.nstu.ru; bakaev@corp.nstu.ru;
razoum@mail.ru; pashkov-anton@mail.ru

EFFECT OF INDIVIDUAL ABILITIES FOR MENTAL 3D ROTATION IN LEARNING EEG-CONTROLLED BCIS

Brain-computer interface (BCI) systems are designed to facilitate the transmission of control commands derived from brain activity to various computer applications. Mastery of BCIs typically requires specialized training, which some users—referred to as BCI-illiterates – may lack. This research paper investigates the relationship between individual mental rotation (MR) abilities, academic achievement and the cognitive effort required to master BCI based on SSVEP (steady-state visual evoked potentials) and mental imagery (MI) paradigms.

In this research 40 participants were tested on motor imagery. Participants with the best and worst motor imagery abilities were given a robotic arm control task, during which success rates and task completion times were measured. Results showed a strong correlation ($r = 0.813$, $p = 0.026$) between MR ability and MI-BCI performance, while SSVEP-BCI showed only a moderate relationship ($r = 0.672$, $p = 0.098$). Notably, academic achievement did not significantly impact BCI proficiency, suggesting that spatial cognition rather than general intelligence is critical for MI-BCI literacy.

The reported findings are a step forward towards both understanding the causes of this phenomenon and the design of successful training programs. One way to mitigate BCI illiteracy might be through 3D figure MR training, but this necessitates further research.

Keywords: *Human-Computer Interaction; Motor Imagery BCI; EEG Signals; User Training.*

Introduction

In the modern world, research in the field of brain-computer interfaces (BCIs) gaining increasing prominence. BCIs are systems designed to receive and transmit control commands directly from the brain to a computer. This technology is considered a promising avenue not only for assisting individuals with disabilities, providing them with new ways to interact with their environment, but also for enhancing human capabilities more broadly.

Currently, a variety of methods are employed to generate control signals based on brain activity, encompassing both invasive and non-invasive techniques [1, 2]. However, the key problem of the wide variation in BCI effectiveness between different users remains. Many people (around 15–30% [3–5]) are unable to master BCI even after extensive training – a phenomenon known as ‘BCI illiteracy.’ This is particularly important in medicine: although BCI could help patients with nervous system damage, illiteracy and the complexity of training seriously limit its application.

To tackle the challenges associated with BCI illiteracy, researchers are exploring a range of strategies. These include advanced techniques for interpreting an individual's mental state, improving feedback mechanisms, and analyzing additional physiological signals [6–8]. Nevertheless, understanding the indicators of BCI illiteracy and its underlying causes continues to be a major concern. Addressing these issues is crucial for the advancement and accessibility of BCI technology.

As evidenced by the results of previous studies, cognitive ability scores can serve as reliable predictors of BCI performance [9, 10]. Primarily, such scores are derived from tests assessing motor imagery and spatial abilities. However, these indicators are most often considered within the context of a single BCI approach (e.g., the motor imagery paradigm). Furthermore, it remains unclear whether these factors influence the effectiveness of training aimed at improving BCI control skills.

In this study, we examined a sample of 40 university students to investigate how effectively participants in groups with high and low mental rotation (MR) scores manage BCI control using two primary approaches based on SSVEP (steady-state visual evoked potentials) and mental imagery (MI) paradigms.

Material

To assess MR abilities, we utilized a test developed by Vandenberg and Kuse [11]. The testing was carried out using the online platform "Three-Dimensional Mental Rotation Training" [12]. Two primary parameters were

evaluated: the accuracy of the participants' responses and the average response time.

To evaluate the participants' ability to control a BCI, they were instructed to manipulate a robotic arm based on an open-source model [13]. The assessment focused on two parameters: the number of correctly completed tasks and the time taken to complete each task. For the acquisition of electroencephalogram (EEG) data, we employed an 8-channel neurohelmet from NEUROPLAY, equipped with dry electrodes, sampling at 250 Hz with 0.5–60 Hz bandpass filtering.

In our study, we decided to use two paradigms: SSVEP and MI.

The MI-BCI paradigm required users to imagine specific body movements (e.g., left/right hand movements) without actual physical movement. During imagery, characteristic event-related desynchronization (ERD) and synchronization (ERS) patterns emerge in specific EEG frequency bands [14, 15], with distinct mu (8–12 Hz) and beta (18–26 Hz) band modulations for hand movements [16]. This paradigm was chosen due to its intuitive control mechanism [17, 18]. However, this paradigm has one fundamental problem: significant interindividual variability in the ability to perform MI tasks, which makes it relevant for our study. These differences arise from inherent variations in cognitive abilities, attention, and motivational factors [19] – for example, subjects with lower sustained attention typically exhibit poorer MI-BCI control [20]. For the MI paradigm, we used a classifier integrated into the NEUROPLAY neurohelmet application. This classifier is capable of distinguishing up to four different mental states.

The SSVEP paradigm utilizes visually evoked potentials, which occur when users focus on a flickering visual stimulus. The signal frequency matches the frequency of the flickers that elicited the response and is manifested by occipital and parieto-occipital EEG activity. By presenting multiple stimuli at different frequencies, the system can identify which stimulus the user is focusing on, establishing a direct brain-computer communication channel [21]. For the SSVEP-paradigm, we developed a custom photostimulator with four flickering buttons. Frequencies were individually optimized using our previously published approach [22] to maximize response amplitude at occipital electrodes (O1, O2). While SSVEP-BCIs offer high information transfer rates and require minimal training [23, 24], they present unique challenges. Low-frequency stimuli (5–15 Hz), though eliciting robust responses [21], cause significant eye strain [25]. This not only reduces comfort but also decreases accuracy as fatigue impairs focus [26,27]. To mitigate this, we limited session duration to 5 minutes and included mandatory breaks between trials.

Both paradigms' processed EEG signals were translated into robotic arm commands (Figure 1). This dual-paradigm approach allowed comparative assessment of MR ability's influence across different BCI control mechanisms.

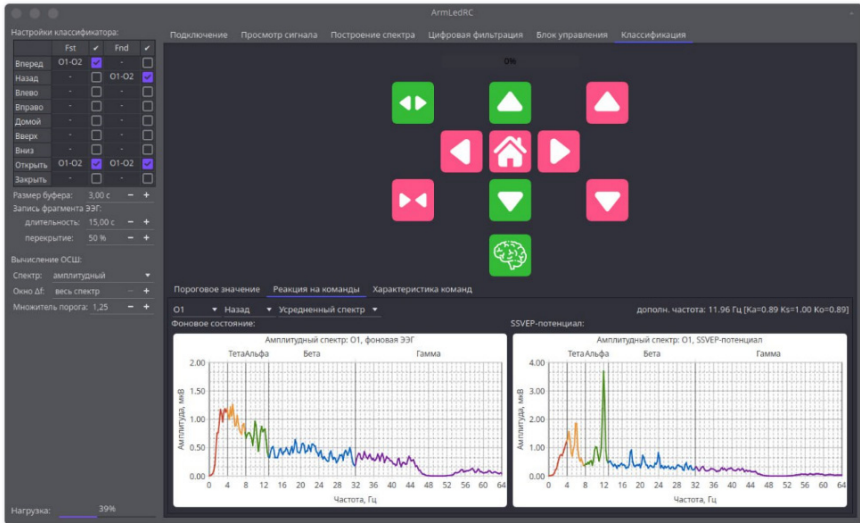


Fig. 1. The program interface when working with the SSVEP paradigm

Subjects

Forty participants were recruited for the experiment, primarily consisting of students from Novosibirsk State Technical University (NSTU) enrolled in bachelor's programs with a focus on technical disciplines and information technology. The sample comprised 22 females and 18 males. Participants' ages ranged from 18 to 27 years (mean 19.92, $SD = 2.07$). Additionally, the academic performance of the participants throughout their bachelor's studies was evaluated. Among the 40 participants, 14 were classified as "A" students, 16 as "B" students, and 10 as "C" students.

All the participants took part in the study voluntarily, and informed consent was obtained. They had normal or corrected to normal vision and reasonably high experience in the general usage of IT.

Procedure

In the initial stage of the experiment, participants underwent a cognitive assessment. During the test, the test subjects were given an abstract image of a three-dimensional figure and four figures. The goal of the subjects was to determine which of the four figures an inverted abstract figure is. At the beginning, the test subjects received detailed instructions on what was required from them. After that they were given a minute to attempt complete the task. After the test subjects got used to it, they were given ninety seconds during which they had to compare as many figures as possible.

Participants were subsequently selected for the next phase based on their performance in the mental rotation score. Two groups were formed:

1. High-Performing Subjects: participants whose results demonstrated both above-average accuracy and response times relative to the overall participant pool (more than 2 SD).
2. Low-Performing Subjects: participants whose accuracy fell below the average threshold (less than 2 SD), with response times that were average or below average.

Before the main experiment, participants underwent a brief screening session to determine optimal stimulation frequencies for the SSVEP paradigm. This involved presenting visual stimuli at frequencies ranging from 7 to 18 Hz in 1 Hz increments while recording EEG responses. The frequency eliciting the strongest response at occipital electrodes (O1, O2) was selected for each participant. This personalized approach ensured maximum signal-to-noise ratio for SSVEP detection.

The selected subjects were then tasked with controlling a robotic claw apparatus to relocate objects from one position to another.

Participants were instructed to move the maximum number of objects from one end of the robotic arm's workspace to the other within a five-minute timeframe using the robotic arm (see Fig. 2). The control scheme comprised three distinct commands: lateral movement of the arm to the left, lateral movement to the right, and the ability to grasp or release an object. At the beginning, the subjects were asked to do this by controlling the arm using SSVEP-BCI. After that, they were asked to repeat, but this time using MI-BCI. Prior to starting the experimental tasks, participants received instructions detailing the operational principles of the paradigm, along with a 2-minute familiarization period to practice all available commands. This preparatory phase aimed to enhance user understanding and optimize performance in subsequent trials.

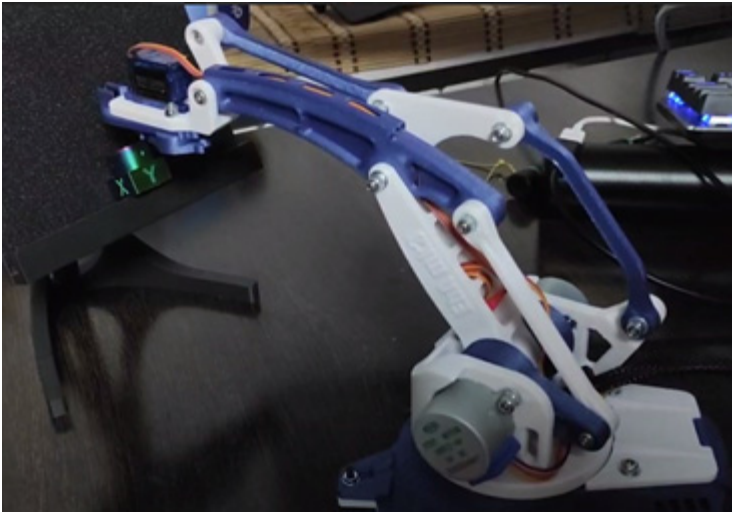


Fig. 2. Robotic arm

Design and Hypotheses

We sought to explore whether MR abilities affect the BCI mastery. We also employ academic performance as an alternative factor explaining the effect.

Our experiment had a between-subject design. The main independent variables included MR accuracy, MR reaction time, and academic performance. MR accuracy is a derived independent variable based on the number of correctly and incorrectly identified figures:

$$MR_Accurate = \frac{correct}{correct + incorrect}. \quad (1)$$

The dependent variables were the number of successfully completed object movement tasks using SSVEP-BCI and MI-BCI, which we refer to as “SSVEP Success” and “MI Success”, respectively.

Our hypothesis was that subjects with stronger MR skills might produce more distinct MI patterns, resulting in better classification accuracy in BCI control. In that case, higher MR abilities might facilitate faster mastery of MI-based and SSVEP-based BCI.

Results

The analysis revealed that participants with lower mental rotation scores ($n = 4$) encountered significant challenges in performing the task using motor imagery-based BCI (MI-BCI) techniques. None of these individuals succeeded in manipulating the object more than twice. Notably, one participant within this group also experienced difficulties when employing steady-state visual evoked potential-based BCI (SSVEP-BCI). Conversely, participants with elevated mental rotation scores ($n = 3$) performed significantly better, successfully moving a minimum of five objects, with the highest individual achievement recorded at eleven objects.

Statistical analysis (Table 1) indicated a strong positive correlation ($r = 0.813$) with a significance level of $p = 0.026$, between the number of objects successfully manipulated via MI-BCI and the accuracy of performance on the mental rotation test. In contrast, the correlation between the number of objects moved using SSVEP-BCI and mental rotation test accuracy was moderate ($r = 0.672$), with a significance level of $p = 0.098$. Furthermore, no significant correlation, by using Spearman correlation, was observed between academic performance and SSVEP Success ($r = -0.095$, $p = 0.261$) and MI Success ($r = -0.048$, $p = 0.919$) parameters.

Table 1

Correlation Analysis (Pearson)

	<i>MR Accuracy</i>	<i>MR Reaction time</i>
<i>SSVEP Success</i>	$r(7) = 0.672, p = 0.098$	$r(7) = -0.493, p = 0.261$
<i>MI Success</i>	$r(7) = \mathbf{0.813}, p = 0.026$	$r(7) = -0.342, p = 0.452$

The graph (Fig. 3) illustrates the training progress of participants utilizing the motor imagery-based brain-computer interface (MI-BCI). The red lines represent subjects with poor mental rotation skills. The green lines represent subjects with high mental rotation skills. As one can see, subjects with high mental rotation skills are lower on the graph, indicating that the process of interacting with the BCI is easier for them than for subjects with low mental rotation skills. Also worth noting is the sharp reduction in time spent on task completion that can be observed in subjects with high mental rotation skills. Thus, it can be said that there was a relationship between the ability to rotate a three-dimensional object and the mastery of motor imagery BCI system. However, such a relationship was not found with academic performance. In addition, such a relationship was not found with SSVEP-BCI.

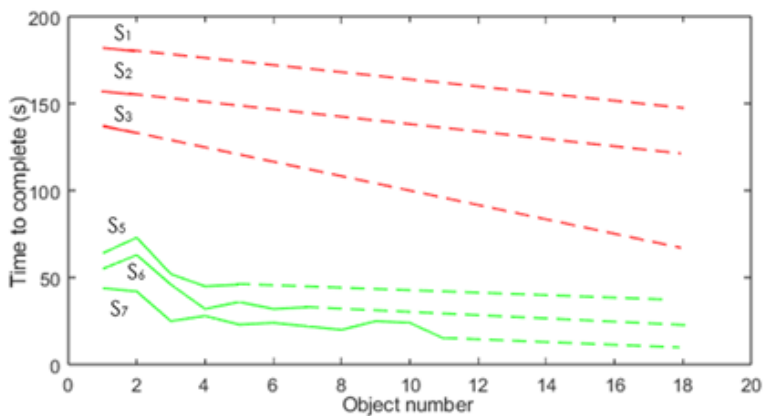


Fig. 3. MI-BCI training plot; $S(i)$ – Result of each student (dashed lines represent extrapolated data); Red lines – Students with low mental rotation; Green lines – Students with high mental rotation

Discussion

Our study identified a significant positive correlation between the number of objects successfully manipulated using MI-BCI and performance accuracy on the mental rotation test. Conversely, when using the SSVEP-BCI, this correlation was moderate. These findings suggest that the phenomenon of BCI illiteracy may be linked to an individual's capacity for mental rotation within the MI-BCI framework. It is crucial to note that the classification of an individual as a BCI illiterate depends on the decoding methodology [28]. Notably, our study did not reveal a significant correlation between academic performance and successful utilization of BCI across both paradigms. This observation may imply that intelligence levels are not directly associated with BCI illiteracy. This provides new evidence that mental rotation ability – not measured in [28] – specifically predicts MI-BCI literacy, complementing their finding that no users were universally illiterate. It appears that different cognitive strengths may support literacy in different paradigms.

Thus, it can be assumed that with the development of the ability to rotate objects in three dimensions, the user's ability to interact with MI-BCI might also increase. Then since using MI-BCI itself requires training users to work with this paradigm, it is possible to combine the process of learning to use BCI and training the skill of mentally rotating three-dimensional objects. The learner should be given the task of imagine movement on a three-dimensional ob-

ject. Initially, it would be essential for participants to accurately define the spatial orientation and position of the object in question. This foundational step could serve to enhance their cognitive mapping abilities, thereby potentially optimizing their subsequent interactions with the MI-BCI system. Such an integrative training paradigm could lead to improved outcomes in both mental rotation proficiency and BCI operability.

It is important to highlight that the inability to detect a correlation between SSVEP illiteracy and mental rotation skills may be attributed to the limited number of participants classified as SSVEP-illiterates (only two students experienced significant difficulties when engaging with the SSVEP paradigm). In addition, the lack of randomization might have introduced a bias: all the subjects transitioned to controlling the MI-BCI after their initial experience with the SSVEP-BCI. It is possible that participants had sufficient time to adapt to the BCI usage and may have developed generalized strategies that helped them when interacting via the alternate paradigm. Future studies should take this consideration into account to achieve a more nuanced understanding of the issue at hand.

Conclusions

Thus, in our research, a relationship between the ability to perform 3D rotation and the mastery of motor imagery BCI system was established. We report that this relationship may be a step toward understanding the phenomenon of BCI illiteracy, at least for MI-BCI. However, this hypothesis warrants further empirical investigation to elucidate the mechanisms underlying this relationship and to validate the efficiency of such training. In our future studies, we plan to prove our hypothesis that better MR skills might lead to better classification accuracy and lower cognitive effort in MI-BCI control.

References

1. Rosenfeld J.V. Neurosurgery and the Brain-Computer Interface // *Computational Neurosurgery*. 2024. V. 1462 P. 513–527.
2. Värbu K., Muhammad N., Muhammad Y. Past, present, and future of EEG-based BCI applications // *Sensors*. 2022. Vol. 22. P. 3331.
3. Vidaurre C., Blankertz B. Towards a cure for BCI illiteracy // *Brain topography*, 2010. Vol. 23. P. 194–198.
4. Chavarriaga R., Fried-Oken M., Kleih S., Lotte F. Heading for new shores! Overcoming pitfalls in BCI design // *Brain-Computer Interfaces*. 2017. Vol. 4. P. 60–73.
5. Jeunet C., Jahanpour E., Lotte F. Why standard brain-computer interface (BCI) training protocols should be changed: an experimental study // *Journal of neural engineering*. 2016. Vol. 13. No. 3. P. 036024.

6. Lotte F., Jeunet C. Towards improved BCI based on human learning principles // The 3rd International Winter Conference on Brain-Computer Interface. IEEE, 2015. P. 1–4.
7. Zhang X., Guo Y., Gao B., Long J. Alpha frequency intervention by electrical stimulation to improve performance in mu-based BCI // IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering. 2020. Vol. 28. No. 6. P. 1262–1270.
8. Jiang Y., Jessee W., Hoyng S., Borhani S., Liu Z., Zhao X., Price L.K., High W., Suhl J., Cereel-Suhl S. Sharpening working memory with real-time electrophysiological brain signals: which neurofeedback paradigms work? // Frontiers in Aging Neuroscience. 2022. Vol. 14. P. 780817.
9. Vuckovic A., Osuagwu B.A. Using a motor imagery questionnaire to estimate the performance of a brain–computer interface based on object oriented motor imagery // Clinical Neurophysiology. 2013. Vol. 124. No. 8. P. 1586–1595.
10. Leeuwis N., Alimardani M. High aptitude motor-imagery BCI users have better visuospatial memory // 2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). IEEE, 2020. P. 1518–1523.
11. Vandenberg S.G., Kuse A.R. Mental rotations, a group test of three-dimensional spatial visualization // Perceptual and motor skills, 1978. T. 47. No. 2. P. 599–604.
12. Three-Dimensional Mental Rotation Training. <https://vample.com/tools/mental-rotation/EEZYbotArm MK3>. <https://www.thingiverse.com/thing:2838859>.
13. Neuper C., Wörtz M., Pfurtscheller G. ERD/ERS patterns reflecting sensorimotor activation and deactivation // Progress in brain research. 2006. Vol. 159. P. 211–222.
14. Pfurtscheller G., Brunner C., Schlögl A., Da Silva F.L. Mu rhythm (de) synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks // NeuroImage, 2006. Vol. 31. No. 1. P. 153–159.
15. Jeon Y., Nam C.S., Kim Y.J., Whang M.C. Event-related (De) synchronization (ERD/ERS) during motor imagery tasks: Implications for brain-computer interfaces // International Journal of Industrial Ergonomics, 2011. Vol. 41. No. 5. P. 428–436.
16. Deng X., Zhang B., Yu N., Liu K., Sun K. Advanced TSGL-EEGNet for motor imagery EEG-based brain-computer interfaces // IEEE access, 2021. Vol. 9. P. 25118–25130.
17. Jeong J.H., Cho J.H., Lee Y.E., Lee S.H., Shin G.H., Kweon Y.S., Millan J.D.R., Muller K.R., Lee S.W. 2020 International brain–computer interface competition: A review // Frontiers in human neuroscience, 2022. Vol. 16. P. 898300.
18. Ren S., Wang W., Hou Z.G., Liang X., Wang J., Shi W. Enhanced motor imagery based brain-computer interface via FES and VR for lower limbs // IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering. 2020. Vol. 28. No. 8. P. 1846–1855.
19. Thompson M.C. Critiquing the concept of BCI illiteracy // Science and engineering ethics, 2019. Vol. 25. N. 4. P. 1217–1233.
20. Kozin A., Gerasimov A., Bakaev M., Pashkov A., Razumnikova O. Automating Stimulation Frequency Selection for SSVEP-Based Brain-Computer Interfaces // Algorithms, 2023. Vol. 16. No. 11. P. 502.
21. Zhu D., Bieger J., Garcia Molina G., Aarts R.M. A survey of stimulation methods used in SSVEP-based BCIs // Computational intelligence and neuroscience, 2010. Vol. 2010. No. 1. P. 702357.

22. Ahn S., Kim K., Jun S. C. Steady-state somatosensory evoked potential for brain-computer interface-present and future // *Frontiers in human neuroscience*, 2016. Vol. 9. P. 716.
23. Maÿe A., Mutz M., Engel A. K. Training the spatially-coded SSVEP BCI on the fly // *Journal of Neuroscience Methods*, 2022. Vol. 378. P. 109652.
24. Peng Y., Wong C.M., Wang Z., Wan F., Vai M.I., Mak P.U., Hu Y., Rosa A.C. Fatigue evaluation using multi-scale entropy of EEG in SSVEP-based BCI // *IEEE Access*, 2019. Vol. 7. P. 108200–108210.
25. Zheng X., Xu G., Zhang Y., Liang R., Zhang K., Du Y., Xie J., Zhang S. Anti-fatigue performance in SSVEP-based visual acuity assessment: a comparison of six stimulus paradigms // *Frontiers in Human Neuroscience*, 2020. Vol. 14. P. 301.
26. Ajami S., Mahnam A., Abotalebi V. An adaptive SSVEP-based brain-computer interface to compensate fatigue-induced decline of performance in practical application // *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2018. Vol. 26. No. 11. P. 2200–2209.
27. Lee M.-H., Kwon O.-Y., Kim Y.-J., Kim H.-K., Lee Y.-E., Williamson J., Fazli S., Lee S.-W. EEG dataset and OpenBMI toolbox for three BCI paradigms: An investigation into BCI illiteracy // *GigaScience*, 2019. Vol. 8. No. 5. P. giz002.

Секция 3

Нейроинформатика и искусственный интеллект

В.Е. КУРЬЯН

ООО «АиС», ГОСНИИАС, Москва
kuryan@phystech.edu

УСТАНОВЛЕНИЕ СООТВЕТСТВИЯ МЕЖДУ РАЗЛИЧНЫМИ МОДЕЛЯМИ МИРА ИСКУССТВЕННОЙ СИСТЕМЫ

В процессе обучения искусственная система автоматически строит модель мира в виде графа, зависящую от набора рецепторов. Для различных наборов рецепторов получаются различные модели. В работе сформулированы правила сопоставления (установления соответствия) между разными моделями. Сделан вывод о том, что последовательность обучения, при которой вначале строятся модели мира на входном и выходном языке, а затем между ними устанавливается соответствие позволяет заметно сократить размер обучающего корпуса примеров.

Ключевые слова: *граф модели мира, аксиомы обучения.*

Введение

Прогресс построения интеллектуальных систем на основе нейросетей в последние годы позволил решить ряд важных и актуальных задач. Среди таких задач можно отметить задачи, связанные с компьютерным зрением (классификация, детектирование, сегментация объектов) [1], с генерацией текстов и изображений, распознаванием и синтезом речи. В некоторых случаях возможности нейросетей превосходят возможности человека при решении подобных задач [2]. Следует отметить, что работа таких нейросетей и способы их обучения совершенно не похожи на работу мозга человека и его обучение. Архитектура нейросети при этих подходах фиксирована (состоит из слоев) и не меняется в процессе обучения сети, меняются только некоторые параметры – веса связей нейронов [3]. Нейросети, основанные на модели нейрона Мак-Каллока – Питтса рабо-

тают крайне неэффективно и расточительно с точки зрения затрат энергии на решение конкретной задачи [4, 5].

Построение систем сильного искусственного интеллекта, вероятно, должно быть выполнено на иных моделях. Такие подходы, исходящие из первых принципов, развиты в работах Шумского (модель сильного ИИ ADAM) [6–8], Курьяна (подход к созданию сильного ИИ, основанного на построении модели мира в виде графа) [9–16], Сычева (общая когнитивная теория) [17–19]. Модели Шумского и Курьяна имеют действующие программные реализации. Эти подходы имеют ряд общих черт – системы имеют иерархическое строение, модели работают с символьным представлением информации на промежуточных уровнях иерархии (за исключением низшего уровня рецепторов и эффекторов), в процессе взаимодействия с внешним миром при поступлении новой информации модели автоматически изменяют свою структуру (подстраивают свою модель мира под новые данные для более полного соответствия с реальным миром), обучение моделей может происходить без учителя за счет сопоставления структуры модели с поступающими данными из реального мира, более эффективное обучение получается при использовании специально подобранных обучающих примеров и их последовательности от простого к сложному (модели автоматически обнаруживают простые закономерности, строят из них более сложные закономерности и такое построение повторяется на более высоких уровнях иерархии).

Следует отметить, что структура модели мира, полученная в результате обучения системы, зависит от набора рецепторов и от той части мира, на которой проходило обучение. В качестве примера можно рассмотреть ситуацию, когда в качестве рецепторов в системе используются датчики, описывающие состояние сложной технической системы, а эффекторами выступают некие исполнительные механизмы (регуляторы, клапаны, моторы и т.п. устройства). Поведение такой системы может быть описано на языке, использующем данные с рецепторов, или на языке, использующем данные с эффекторов (исполнительных механизмов). Каждый из этих языков описывает свою часть системы по-своему и возникает задача сопоставления этих моделей. В общем виде эту задачу можно сформулировать следующим образом – имеется описание части внешнего мира на различных языках (это могут быть как языки описаний на основе параметров технических датчиков и исполнительных механизмов, так и описания на различных естественных языках). Необходимо установить соответствие между этими описаниями так, чтобы описание ситуации на одном (входном) языке соответствовало описанию на другом (выходном языке). Для использования естественных языков это задача перевода с

одного языка на другой, для технических систем это перевод с языка датчиков на язык команд исполнительным механизмам (управление системой). Далее будем рассматривать подход, основанный на построении модели мира в виде графа. Для иллюстрации используем задачу перевода с одного естественного языка на другой.

Индуктивный подход к построению модели мира

Модель мира строится с использованием индуктивного подхода, предложенного Френсиом Бэконом. При ее построении происходит автоматическое выделение различных и общих частей в описаниях различных ситуаций во внешнем мире. Точные правила выделения общих и различных частей и преобразования входной информации называются аксиомами обучения. Они детально описаны и проиллюстрированы в предыдущих работах автора [9–14]. Аксиомы обучения не зависят от входного и выходного языков и поэтому применимы к любым языкам и наборам рецепторов и эффекторов. Затем выделенные фрагменты и их последовательности могут рассматриваться как самостоятельные описания других ситуаций и сравниваться с другими аналогичными фрагментами и их последовательностями и уже к выделенным ранее фрагментам могут применяться аксиомы обучения. Такой процесс повторяется рекурсивно. Взаимосвязи между этими фрагментами и порядком их следования отображаются в виде графа. Такой граф называется графом модели мира. При этом автоматически получается иерархическая структура, где каждый следующий уровень иерархии соответствует более сложной и общей ситуации во внешнем мире. Аксиомы обучения в таком представлении задаются правилами преобразования графа модели мира.

В модели есть три разных типа вершин графа (структурные, конкретизации, подстановки), соединенных между собой связями (ссылками). Ссылки бывают трех типов U, D, T. Ссылки U (Up) типа – это ссылки в направлении от низших уровней к более высоким уровням иерархии (от рецепторов и эффекторов к более высоким уровням, от простых понятий к более общим). Каждой из этих ссылок соответствует ссылка D (Down) типа, соединяющая эти же вершины в обратном направлении (от общих к более конкретным понятиям, от обобщенных структур к рецепторам и эффекторам). Ссылки T (Translate) типа осуществляют трансверсальные связи между вершинами (в случае описаний на естественных языках это ссылки на перевод соответствующих структур графа). Первый тип вершин (структурные вершины), содержит информацию о количестве и порядке (последовательности и временных характеристиках) поступающих с

нижних уровней сигналов. В этих вершинах содержится информация о структуре ситуации – взаимосвязи между понятиями и фрагментами частей внешнего мира (при описании ситуации на естественном языке они содержат информацию о порядке слов в предложении и порядке структур более низких уровней иерархии). Этот тип вершин обычно имеет не очень много связей D типа (и соответствующих им ссылок с нижних уровней). Второй тип вершин (вершины конкретизации) содержит информацию о том, на какие вершины более низкого уровня иерархии могут иметь ссылки D типа структурные вершины. При описании на естественном языке эти вершины содержат информацию о том множестве слов, которые могут стоять в определенном месте предложения. К примеру, в предложении на первом месте может стоять произвольное имя человека Петя, Коля, Вася и т.п., совершающего какие-то действия и соответствующая вершина конкретизации будет иметь ссылки D типа на эти слова. Вершины конкретизации, как правило, содержат довольно много ссылок D типа. Третий тип вершин (вершины подстановки) содержит ровно одну ссылку D типа. Каждая вершина может находиться в активном или в неактивном состоянии. Активизация вершины осуществляется по определенным правилам. Вершина конкретизации и подстановки активируются при поступлении на них сигналов хотя бы из одной ссылки с более низкого уровня иерархии. А вершина структурного типа активизируется при поступлении на нее сигналов со всех ссылок с нижележащих уровней.

При поступлении новой порции информации входные сигналы от рецепторов (вершин самого низкого уровня) с помощью ссылок U типа передаются на вершины более высоких уровней. Если при этом выполнилось условие активации вершины более высокого уровня, то она в свою очередь передает по ссылкам U типа сигнал активации на следующие вершины еще более высоких уровней. Этот процесс продолжается до тех пор, пока происходят активации вершин более высоких уровней. Если окажется, что активированная одна или несколько вершин не имеет ссылок U типа на другие активированные вершины и активированные ссылки D типа на вершины более низких уровней при продолжении на уровень рецепторов (самый нижний уровень вершин) указывают на все активированные рецепторы, то система получила ту информацию, которая ей уже известна, и она может на нее среагировать. В противном случае это означает, что система получила новую информацию и она должна изменить свою структуру (скорректировать свою модель мира) в соответствии с аксиомами обучения. Детально процесс обучения и алгоритм реагирования системы описан в работах автора [9–14].

Сопоставление различных моделей мира

Установление связей между моделями мира, использующими различные рецепторы (описывающими внешний мир на разных языках), может происходить при построении соответствующих графов в процессе обучения. В том случае, когда уже имеются модели, описывающие мир на различных языках (паттерны потока входной и выходной информации [6]) и надо только установить соответствие между различными описаниями можно использовать более простые и, следовательно, более эффективные правила. Эти правила (аксиомы сопоставления) приводят к созданию ссылок Т типа, соединяющих вершины различных моделей мира. При этом новые вершины не создаются. Ниже сформулированы аксиомы сопоставления.

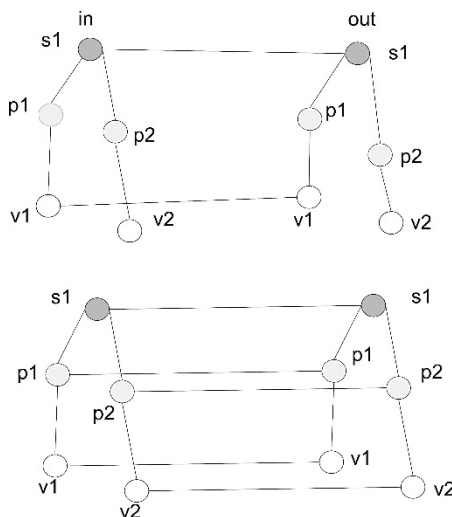


Рис. 1. Аксиома сопоставления SP-1

На рис. 1 приведена аксиома сопоставления SP-1. В верхней части рисунка представлены фрагменты графов модели мира до применения аксиомы сопоставления, в нижней части рисунка – тот же фрагмент после применения аксиомы SP-1. В левой части рисунка расположен фрагмент графа модели мира на входном (in) языке, в правой части – на выходном языке (out). Серым цветом здесь и далее изображаются структурные вершины, светло-серым цветом – вершины подстановки, белым цветом – вершины для которых тип не имеет значения. В качестве простого приме-

ра применения этой аксиомы можно привести установления связи между словами на русском и английском языках. Пусть у нас есть две фразы “Петя ходит” и “Pit goes” на русском и английском языках. Для каждого из языков в результате обучения построена своя модель мира, описывающая внешний мир на одном из этих языков. Для установления связи между этими моделями подали приведенную выше пару фраз и фразы “Петя” и “Pit”. Вершинам $v1$ соответствуют Петя и Pit для in и out графов, соответственно, вершинам $s1$ соответствуют фразы Петя ходит и Pit goes. При поступлении этой информации будут установлены ссылки Т типа между вершинами $s1$ и $v1$ в in и out графах как показано в верхней части рис. 1. После выполнения аксиомы SP-1 будут установлены связи между вершинами $p1, p2, v2$ в соответствующих графах. В итоге система установит ссылку между словами “ходит” и “goes”.

На следующих рисунках представлены аксиомы сопоставления SP2, SP3, SP4. Аксиомы SP1-SP4 производят сопоставления в направлении сверху-вниз (если известно соответствие между общими понятиями, то устанавливают соответствие между деталями).

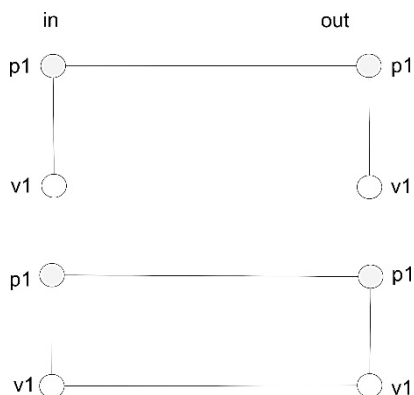


Рис. 2. Аксиома сопоставления SP-2

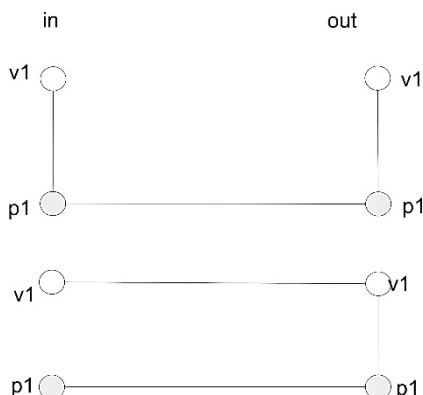


Рис. 3. Аксиома сопоставления SP-3

Аксиома SP-5 проводит сопоставление от более частных к более общим понятиям. Вершина $S1$ может иметь произвольное количество ссылок D типа, между вершинами $p1...pn$ в in части графа и $p1...pn$ в out части графа имеется взаимно однозначное соответствие при этом порядковые номера соответствующих вершин в in и в out частях графа могут не совпадать.

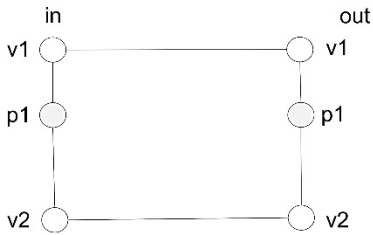


Рис. 4. Аксиома сопоставления SP-4

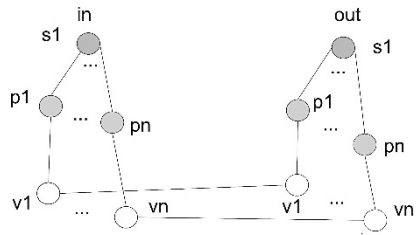


Рис. 5. Аксиома сопоставления SP-5

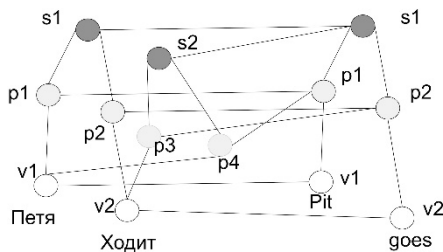
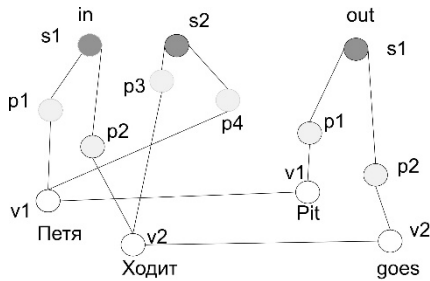


Рис. 6. Пример использования аксиомы сопоставления SP-5

На рис. 6 приведен пример использования аксиомы SP-5. В in части графа вершина s1 соответствует выражению “Петя ходит”, а вершина s2 выражению “ходит Петя”. Если известно соответствие Петя $\leftrightarrow$ Pit и ходит $\leftrightarrow$ goes, то аксиома SP-5 установит соответствие “Петя ходит” $\leftrightarrow$ “Pit goes” и “ходит Петя” $\leftrightarrow$ “Pit goes”.

Снижение затрат на обучение

Из приведенного примера видно, что при наличии моделей мира для установления соответствия между ними достаточно использовать небольшое количество данных. Это количество существенно меньше размера корпуса текстов, которые необходимо использовать для обучения модели переводу со входного языка на выходной. Если для построения модели мира на каждом из языков необходим обучающий корпус размером порядка нескольких сотен мегабайт, то для установления соответствия между разными моделями достаточно обучающего корпуса размером порядка нескольких десятков мегабайт. В качестве такого корпуса можно взять, к примеру, обычный двуязычный словарь и небольшое число примеров пар предложений (параллельных текстов на двух языках). Это заметно сокращает затраты на обучение, так как размер словаря определяется числом различных слов в языке, а для построения графа модели мира на каждом из языков необходимо для каждого слова привести пример (предложение) с использованием этого слова. Кроме того, двуязычные словари имеются практически для всех языков, корпус параллельных текстов достаточного для обучения размера для редких языков найти проблематично, а найти тексты на одном языке гораздо проще, чем подобрать корпус параллельных текстов.

Если у нас есть несколько разных моделей на различных языках, то при необходимости мы можем устанавливать соответствие между ними без необходимости изменять сами модели на каждом из языков. Это позволяет без больших затрат получать модели перевода для произвольных пар языков (нет необходимости строить модели мира заново для новой пары языков).

Это сокращение требований к корпусу обучающих текстов согласуется с тем, что освоение речи у ребенка занимает 10–15 лет, а изучение нового иностранного языка происходит заметно быстрее. Ускоренное освоение иностранного языка связано с тем, что при освоении ребенком языка у него только происходит построение модели мира, а у взрослого человека уже имеется некоторая модель мира и освоение нового языка только дополняет имеющуюся модель, а не требует построения модели с нуля.

Выводы

В работе предложен метод обучения искусственной системы переводу с одного естественного входного языка на другой выходной язык, значительно сокращающий требования к размеру обучающего корпуса. Требования снижаются за счет построения моделей мира на каждом из языков путем анализа текстов на соответствующем языке с последующим проведением сопоставления этих моделей. Для построения моделей на каждом из языков требуется только корпус текстов на этом языке. Для сопоставления моделей достаточно использования двуязычного словаря и небольшого корпуса параллельных текстов.

Список литературы

1. Dosovitskiy A., et al. (2021). An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale. <https://arxiv.org/abs/2010.11929>.
2. Chen X., et al. (2023). A Comprehensive Systematic Review of YOLO for Medical Object Detection (2018–2023). <https://doi.org/10.36227/techrxiv.23681679>.
3. Liu H., et al. (2022). A Survey on the Neural Architecture Search Methods for Vision Transformers. <https://arxiv.org/abs/2205.04497>.
4. Fang W., et al. (2023). Spiking Transformers: Toward Efficient Neuromorphic Vision Transformers. <https://arxiv.org/abs/2304.06351>.
5. Schwartz R., et al. (2020). Green AI. Communications of the ACM, 63(12), 54–63. <https://doi.org/10.1145/3381001>.
6. Шумский С.А. Реинжиниринг архитектуры мозга: роль и взаимодействие основных подсистем // Нейроинформатика 2015. XVII Международная научно-техническая конференция. Лекции по нейроинформатике. М.: МИФИ, 2015 С. 13–42.
7. S.A. Shumskii ADAM: a model of artificial psyche, Automation and Remote Control, 2022 (6). P. 847–856.
8. S.A. Shumskii O. Baskov ADAM: a prototype of hierarchical neuro-symbolic AGI, International Conference on Artificial General Intelligence, 2023. P. 255–264, Springer Nature Switzerland.
9. Курьян В.Е. Моделирование процесса обучения человека с помощью построения графа модели мира // Учет и статистика. № 4 (56). 2019.
10. Курьян В.Е. Алгоритм автоматического перевода текстов с помощью дерева модели мира // Учет и статистика, N1 (57). 2020.
11. Курьян В.Е. Автоматический перевод и граф модели мира // DOI: 10.38006/907345-75-1.2020.305.309. Применение технологий виртуальной реальности и смежных информационных систем в междисциплинарных задачах fit-m 2020. Сборник тезисов международной научной конференции, 2020. С. 305–309.

12. Курьян В.Е. Автоматический перевод на основе графа модели мира // Нейроинформатика 2021. XXIII Международная научно-техническая конференция. Сборник научных трудов. М.: МИФИ. 2021 С. 29–38.

13. Курьян В.Е. Моделирование процесса обучения человека. Аксиоматический подход // Нейроинформатика 2022. XXIV Международная научно-техническая конференция. Сборник научных трудов. М.: МФТИ. 2022 С. 260–269.

14. Курьян В.Е. Аксиомы построения графа модели мира // Нейроинформатика 2023. XXV Международная научно-техническая конференция. Сборник научных трудов. М.: МИФИ. 2023 С. 78–87.

15. Курьян В.Е. Построение графа модели мира без учителя // Нейроинформатика 2024. XXVI Международная научно-техническая конференция. Сборник научных трудов. М.: МФТИ. 2024 С. 174–182.

16. Курьян В.Е. Общий подход к построению модели мира искусственной системой // Вестник психофизиологии, 2025. № 1. С. 59–63.

17. Сычев В.А. Общая когнитивная теория. М.: ООО "Научно-издательский центр Инфра-М", 2021. 283 с.

18. Сычев В. А. Как наш мозг записывает последовательности сигналов и почему это важно для создания сильного искусственного интеллекта / В.А. Сычев // Вестник психофизиологии, 2024. № 3. С. 23–28.

19. Сычев В.А. Мемстинкт, а не рефлекс, является основной функциональной единицей нервной системы / В.А. Сычев // Вестник психофизиологии, 2023. № 4. С. 119–122.

Н.С. КУРГАНОВ

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана
nikk178@mail.ru

РАЗРАБОТКА МЕТОДА ОПРЕДЕЛЕНИЯ СГЕНЕРИРОВАННЫХ БОЛЬШИМИ ЯЗЫКОВЫМИ МОДЕЛЯМИ РУССКОЯЗЫЧНЫХ ТЕКСТОВ

В работе представлен новый метод определения сгенерированного большими языковыми моделями русскоязычного текста на основе гибридной архитектуры, включающей предобученный трансформер энкодер, LSTM и полносвязные слои. Для обучения и оценки модели создан оригинальный набор русскоязычных текстов RuTextLLMDetect. Также исследование показывает подход к построению нейросетевых архитектур для анализа сгенерированного LLM русского текста.

Ключевые слова: классификация текста, большие языковые модели, машинное обучение, глубокие нейронные сети, русский язык, черный ящик, deep fake, LLM.

Введение

С развитием больших языковых моделей (LLM) качество автоматического сгенерированного текста достигло уровня, при котором он становится практически неотличимым от написанного человеком. Это создает как новые возможности, так и значительные вызовы, связанные с фальсификацией информации, мошенничеством, генерацией дезинформации и другими рисками.

Для решения задачи определения сгенерированных LLM текстов были созданы методы их определения, основанные на алгоритмах машинного обучения и нейросетях. В исследовании [1] показаны текущие современные методы, решающие проблему определения сгенерированных LLM текстов и наборы текстовых данных для обучения и оценки качества работы данных методов.

Основными проблемами существующих методов является то, что они напрямую не применимы для русского языка в силу лингвистических особенностей русского языка, отсутствием в открытом доступе достаточно больших, разнообразных наборов текстовых данных на русском языке, которые содержали бы оригинальные тексты, созданные человеком и тексты, созданные LLM моделями.

Стоит отметить, что существуют четыре набора данных M4 [2], MUL-TITuDE [3], ruatd-2022-bi [4] и open-rus-mgtd [5], которые поддерживают русский язык и могут быть использованы для оценки качества работы методов определения сгенерированных LLM русскоязычных текстов. Также существующие методы не раскрывают достаточно полно вопросы, связанные с обобщением методов для определения сгенерированных разными LLM текстов.

Таким образом остается открытым вопрос как определять сгенерированные разными LLM русскоязычные тексты. Данное исследование решает этот вопрос и предлагает новый метод определения сгенерированных LLM русскоязычных текстов и предлагает подход по созданию подобного класса методов для классификации сгенерированных LLM текстов.

Постановка задачи и методика проведения экспериментов

Для решения задачи по разработке метода, который достаточно хорошо определял бы сгенерированные LLM русскоязычные тексты необходимо:

1. Создать набор русскоязычных текстов достаточного большого объема для обучения методов определения сгенерированных LLM текстов,

который содержал бы оригинальные тексты, созданные человеком и тексты, созданные LLM моделями;

2. Разработать и обучить на созданном ранее наборе данных метод определения сгенерированных LLM русскоязычных текстов;

3. Для созданного метода оценить качество определения сгенерированных LLM русскоязычных текстов на валидационных наборах данных.

Все эксперименты проводились на сервере со следующими техническими характеристиками.

- Видеокарта NVIDIA TESLA A100-SXM4-80GB
- 12 CPU Intel(R) Xeon(R) Gold 6338 2.00GHz
- 128 Gb RAM
- 200 Gb SSD

В связи с ограничением технических ресурсов было принято решение ограничить максимальную длину текста, подаваемую в классификатор до 512 токенов соответственно. Токен – это минимальная единица текста, с которой работает модель, обрабатывающая текстовые данные. В зависимости от токенизатора токен может представлять из себя слово, часть слова, символ, знак пунктуации или пробел. Токенизатор является инструментом, который преобразует текст в токены, минимальные единицы, с которыми работают LLM.

Для оценки качества методов определения сгенерированного LLM русского текста использовались широко известные метрики оценки качества работы классификаторов *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1*, которые описываются формулами (1–4) соответственно.

$$Accuracy = \frac{\text{корректно определенные тексты}}{\text{все тексты}} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}. \quad (1)$$

$$Precision = \frac{\text{верно определенные LLM тексты}}{\text{все определенные LLM тексты}} = \frac{TP}{TP + FP}. \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}. \quad (3)$$

$$F_1 = \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}. \quad (4)$$

Условные обозначения для всех метрик:

- True Positive (TP) – это результат правильной классификации положительной категории (текст, сгенерированный LLM) моделью.
- True Negative (TN) – это результат правильной классификации отрицательной категории (текст, написанный человеком) моделью.

- False Positive (FP) – это результат неправильной классификации положительной категории (текст, сгенерированный LLM) моделью.
- False Negative (FN) – это результат неправильного предсказания отрицательной категории (текст, написанный человеком) моделью.

Во всех экспериментах в данном исследовании решается задача бинарной классификации, то есть определение того, что текст написан LLM или человеком. Таким образом для обучения методов определения сгенерированного LLM текста на русском языке в качестве функции потерь во всех экспериментах была выбрана бинарная кросс-энтропия.

Функция бинарной кросс-энтропии (BCE) определяется как:

$$BCE = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i * \log(p_i) + (1 - y_i) * \log(1 - p_i)), \quad (5)$$

где N – количество примеров; $y_i \in \{0,1\}$ – истинная метка; $p_i \in [0,1]$ – предсказанная вероятность.

Наборы данных

В данном исследовании использовались пять наборов данных. Существуют на текущий момент только четыре набора данных M4, MULTITuDE, ruatd-2022-bi и open-rus-mgtd, поддерживающие русский язык для оценки качества обучения методов определения сгенерированных LLM русскоязычных текстов. Наборы данных M4 и MULTITuDE мультязычные, поэтому в данных наборах были отобраны тексты на русском языке. Характеристики данных наборов текстов представлены в табл. 1.

Таблица 1

Сводная таблица характеристик валидационных наборов данных

Набор данных	Кол-во текстов	Среднее кол-во слов в тексте	Медиана кол-во слов в тексте	LLM	LLM тексты	Рукоп. тексты
M4	12000	205	206	gpt-3.5-turbo	3000	3000
				text-davinci-003	3000	3000
MULTITuDE	9074	81	74	gpt-3.5-turbo	1300	1299
				text-davinci-003	1298	
				alpaca-lora-30b	1299	
				llama-65b	1288	
				gpt-4	1300	
				vicuna-13b	1290	
ruard-	21511	31	14	OPUS-MT	10755	10756

2022-bi				M-BART50		
				M2M-100		
				ruGPT2-Large		
				ruT5-Base-Multitask		
				mT5-Large		
				ruGPT3-Small		
				ruGPT3-Medium		
				ruGPT3-Large		
open-rus-mgtd	10000	518	563	SberAI-small	5000	5000
				SberAI-large		
				Facebook-XGLM		

Оценка качества обучения методов проходила по всем четырем наборам данных из данной таблицы соответственно. Стоит отметить, что среди характеристик были выделены:

- общее количество текстов, созданных человеком и LLM
- среднее и медиана количества слов в текстах
- через какую LLM были созданы сгенерированные тексты

Также стоит отметить, что набор данных open-rus-mgtd состоит из 450 тыс. текстов. Это достаточно большой набор данных, поэтому для оценки качества работы методов определения русскоязычных текстов, созданных LLM, были взяты всего 10 тыс. текстов.

Для обучения методов определения сгенерированного LLM текста на русском языке в рамках данного исследования был создан набор RuTextLLMDetect. Основные характеристики набора данных RuTextLLMDetect представлены в табл. 2 соответственно.

Создание сгенерированных текстов происходило с помощью популярных моделей gpt-4o [6], t-pro-1.0 [7], llama-3.3-70b [8], Facebook-XGLM [9] и русскоязычных моделей ruGPT3-large, m5T-Large из работы [10] через специальные подсказки (prompt).

Данные подсказки на основе заголовка исходного текста через LLM создают сгенерированный текст на русском языке. Примеры части подсказок, которые были использованы для создания набора данных RuTextLLMDetect, представлены в табл. 3 соответственно.

В качестве текстов, написанных человеком, использовались данные с HuggingFace [16] и сайта РИА Новости [11]. В совокупности набор данных RuTextLLMDetect состоит из 601022 текстов, где половина текстов сгенерировано разными LLM. Отдельно стоит отметить, что среднее и медиана количества слов в текстах составляет 470 и 224 слова соответ-

ственно. Данные характеристики важны с той точки зрения, что они могут сильно влиять на качество определения сгенерированного LLM текста разной длины в будущих экспериментах.

Таблица 2

Характеристики набора данных RuTextLLMDetect

Набор данных	Область данных	LLM	Рукописные тексты	LLM тексты
RIA news [11]	Новости	gpt-4o	10294	10294
		t-pro-1.0	15217	15217
		llama-3.3-70b	15287	15287
Kinopoisk [12]	Фильмы	gpt-4o	1099	1099
		t-pro-1.0	1531	1531
		llama-3.3-70b	1491	1491
IlyaGusev/habr [13]	Веб текст	gpt-4o	14824	14824
		t-pro-1.0	21227	21227
		llama-3.3-70b	21120	21120
mlsa-iai-msu-lab/ru-sci-bench [14]	Научные статьи	gpt-4o	12504	12504
		t-pro-1.0	18615	18615
		llama-3.3-70b	18437	18437
wikimedia/wikipedia [15]	Веб текст	gpt-4o	12543	12543
		t-pro-1.0	18534	18534
		llama-3.3-70b	17045	17045
Тексты, созданные без опоры на рукописные тексты	Любая тема	rugpt3-large	28497	28497
		mT5-large	28496	28496
		Facebook-XGLM	43750	43750
Итого	Все данные	Все модели	300511	300511

Таблица 3

Примеры подсказок для создания через LLM русскоязычных текстов

Подсказка	Описание
Создание текста для социальных сетей	Напиши пост в Telegram на тему "{заголовок}"
	Разработай текст для подкаста на тему "{заголовок}"
Создание текста для журналов и веб-сайтов	Напиши статью для бизнес-журнала с заголовком "{заголовок}"
	Создай текст на основе данной темы "{заголовок}"
Создание текста для произведений	Напиши рассказ на основе заголовка "{заголовок}"
	Напиши эссе на тему "{заголовок}" по заданному заголовку

Подсказка	Описание
Создание текста на любую тему	Напиши текст на любую тему
	Придумай новость на любую тему

Данные брались с метками времени по публикации текстов до 2019 года включительно. Именно в этом году начали появляться вариации GPT моделей. Это нужно для того, чтобы минимизировать попадания в тексты, написанные человеком, сгенерированных LLM текстов. Если не обращать на этот аспект внимание, то качество определения сгенерированных LLM русскоязычных текстов может сильно снизиться.

Метод построения моделей нейросетей с использованием LLM

Для создания программного кода и архитектуры моделей нейросетей по определению сгенерированного LLM текста и их обучения использовались LLM. Метод представляет собой создание специальных подсказок (prompt) для LLM, чтобы модель смогла на основе подсказок сгенерировать код на языке python и запустить его. В текущем подходе модели нейросетей обучаются на базе предобученных LLM моделей с открытым исходным кодом. Общая схема данного алгоритма представлена на рис. 1.

Результаты запуска кода подаются на вход LLM через специально сформированные подсказки. Данные подсказки нужны для того, чтобы дать задание LLM в текущем коде внести улучшения в архитектуру модели, параметры обучения модели и исправить существующие ошибки в коде если они есть.

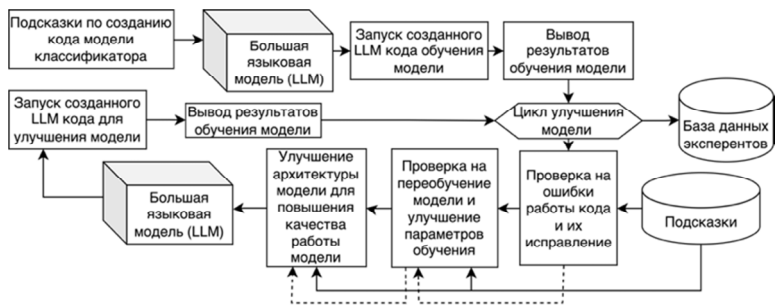


Рис. 1. Метод создания, обучения и улучшения модели нейросети по определению сгенерированного LLM текста с помощью LLM

Важно отметить, что проверка на ошибки в коде происходит в самом начале после этапа обучения модели, далее LLM проверяет признаки переобучения модели и предлагает, применяет улучшения в архитектуре модели. Количество итераций модификации кода модели нейросети, созданной LLM, можно задавать вручную. Если ошибок в коде нет и не обнаружено переобучение в ходе обучения модели, то данные шаги по добавлению соответствующих подсказок по исправлению данных замечаний не добавляются в контекст запроса к LLM. После работы данного алгоритма отлаженная модель нейросети сохраняется в базу данных экспертов.

Таким образом можно создавать, отлаживать и модифицировать программный код для решения практически любого класса задач, в том числе и задачи по определению сгенерированного LLM текста.

Обучение модели и оценка качества классификации текста

В качестве наиболее перспективного метода определения сгенерированного LLM текста был выбран подход с гибридной архитектурой нейросетей, который использует обучение с учителем по размеченным данным и дообучением трансформеров. Архитектура с дообучением трансформеров энкодеров была выбрана на основе исследования [1] как одна из наиболее эффективных для решения данной задачи. Гибридная архитектура представлена на рис. 2.

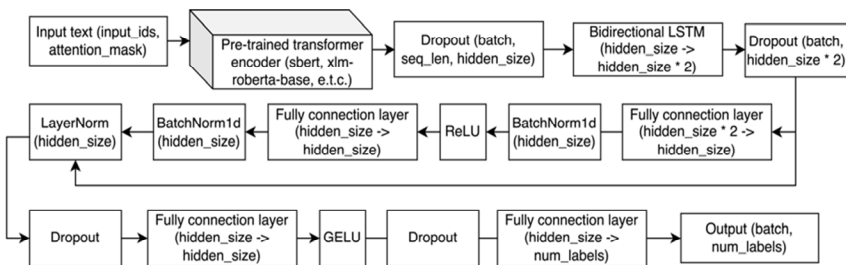


Рис. 2. Гибридная архитектура на основе предобученного трансформера энкодера

Данная модель была создана с помощью описанного выше метода по созданию моделей классификации текста. В качестве предобученных трансформеров в эксперименте используются энкодеры модели с открытым исходным кодом xlm-roberta-base [17], bge-reranker-v2-m3 [18], sbert_large_nlu_ru [19] и декодер модель DeepSeek-R1-Distill-Qwen-1.5B

[20]. Энкодер анализирует входной текст и строит его смысловое представление, например, для классификации текста. Декодр генерирует последовательность токенов (например, ответ, перевод, продолжение текста), основываясь на контексте. Данная модель не предназначена для классификации текста и была взята в качестве примера, чтобы в экспериментах продемонстрировать ее неэффективность в отличие от моделей энкодеров.

На рис. 2 batch представляет собой размер набора данных в рамках обучения на одной эпохе и равен 32, seq_len обозначает размер токенизированного вектора текстов и равен 512, hidden_size является размером скрытого слоя и зависит от конкретного токенизатора, num_layer это число классов для классификации и оно равно 2.

Таблица 5

Общая таблица оценки качества определения моделями сгенерированного LLM текста на русском языке на валидационных данных

Модель	Метрики	Валидация	M4	MULTiTuDE	ruatd-2022-bi	open-rus-mgtd
sbert_large_nlu_ru	accuracy	81.46	77.09	89.93	73.37	96.78
	precision	85.46	89.77	93.21	73.78	94.25
	f1	83.02	72.75	94.18	73.14	96.87
	recall	80.72	61.15	95.18	72.52	99.64
deepseek-qwen1.5	accuracy	45.56	38.32	18.58	49.86	70.02
	precision	51.46	38.45	84.13	49.91	62.53
	f1	52.59	38.65	11.44	59.97	76.91
	recall	53.76	38.85	6.14	75.13	99.88
xlm-roberta-base	accuracy	76.76	74.58	88.23	67.25	89.84
	precision	77.19	79.32	91.97	64.5	83.19
	f1	80.08	72.34	93.23	70.09	90.77
	recall	83.19	66.48	94.52	76.75	99.86
bge-reranker-v2-m3	accuracy	79.92	77.73	88.38	72.03	92.13
	precision	86.41	90.43	92.9	78.51	86.45
	f1	81.01	73.59	93.25	68.46	92.7
	recall	76.24	62.03	93.59	60.67	99.92

Результат обучения моделей гибридной архитектуры и оценка качества определения сгенерированного LLM русскоязычного текста пред-

ставлен в табл. 5 соответственно. В столбце валидация качество обучения методов указано сразу для всех четырех наборов данных.

Таким образом наилучшую точность и f1 меру определения, сгенерированного LLM русскоязычного текста на валидационных наборах данных, показала русскоязычная модель энкодера на основе sbert_large_nlu_ru. Точность в совокупности равна 81.46 % по всем валидационным данным и варьируются от 73.37 до 96.78 %. Наилучшую метрику precision показала модель энкодера на основе bge-reranker-v2-m3, которая в совокупности по всем валидационным наборам данных равна 86.41 % и варьируется от 78.51 до 90.43 %. Также стоит отметить, что модель декодера deepseek-qwen1.5 показала плохую совокупную точность определения сгенерированных LLM текстов на русском языке и она составила 45.56%. Этот результат вполне закономерен, так как декодер предназначен для генерации текста, а не для его классификации.

Сравнение результатов с текущими методами

В качестве сравнения качества определения обученного ранее метода с существующими методами определения сгенерированного LLM текста были взяты модели для определения англоязычного текста из исследования [21]. Данное сравнение точности определения сгенерированного LLM текста представлено в табл. 6.

Таблица 6

Сравнение точность существующих методов определения текстов, сгенерированных LLM

Метод	Язык	Тип обучения	Точность, %	Наборы данных
RoBERTa / XLM-RoBERTa fine-tuned	Английский	С учителем	48.95 – 88.93	M4, HC3
DistilBERT fine-tuned	Английский	С учителем	93	DAIGT-V3
GLTR (statistical ranks)	Английский	Без учителя	72.78 – 77,06	M4, HC3
Fast-DetectGPT (black-box)	Английский	Без учителя	59.55 – 94.48	M4, HC3
GPT4	Английский	Без учителя	37.41 – 57.16	M4, HC3
sbert_large_nlu_ru fine-tuning	Русский	С учителем	77.09 – 96.78	M4, MULTITUDE, ruatd-2022-bi, open-rus-mgtd

Также стоит отметить, что в открытом доступе результатов работы методов определения сгенерированного LLM текста на русском языке достаточно мало, поэтому сравнение приведено с методами определения текста на английском языке. Исходя из сравнительного анализа можно сделать вывод, что обученная ранее модель на основе `sbert_large_nlu_ru` показывает достаточно высокую точность относительно методов определения сгенерированного англоязычного текста на разных наборах данных.

В рамках русскоязычного конкурса [2] по определению сгенерированного LLM русскоязычного текста точность методов определения текста на наборе данных `ruatd-2022-b1` варьировалась от 64.22 до 82.99 % против 73.37 % у обученной ранее модели на основе `sbert_large_nlu_ru` на этом наборе данных. Данный результат является достаточно средним, но он не отражает в полной мере качество обобщения метода, так как сравнение точностей методов происходит только по одному набору данных.

Заключение

Создан новый набор данных `RuTextLLMDetect` русскоязычных текстов для обучения методов определения сгенерированного LLM русского текста. Предложен метод создания, обучения и улучшения моделей нейросетей на основе гибридной архитектуры для решения поставленной задачи по классификации текста. Данный подход является универсальным и может использоваться для решения любого класса задач, где есть необходимость создавать алгоритмы и проверять их работоспособность. Созданы и обучены модели нейросетей с гибридной архитектурой для определения сгенерированного LLM русскоязычного текста. Предложенные модели энкодеров показали свою эффективность. Точность классификации текста на валидационных наборах варьируется от 73.37 до 96.78 %. Из этого можно сделать вывод, что данный модели достаточно хорошо обобщаются для опровержения сгенерированного разными LLM русскоязычного текста.

Программа дальнейших исследований будет включать в себя изучение влияния длины текста на качество определения сгенерированных LLM русскоязычных текстов, устойчивости разработанных ранее методов определения сгенерированных LLM русскоязычных текстов к атакам перепарафразирования и защиты от них.

Список литературы

1. Junchao Wu, Shu Yang, Runzhe Zhan, Yulin Yuan. A Survey on LLM-Generated Text Detection: Necessity, Methods, and Future Directions // *Computational Linguistics*. 2025. V. 51.

2. Wang, Yuxia, Jonibek Mansurov, Petar Ivanov. M4: Multi-generator, multi-domain, and multi-lingual black-box machine-generated text detection // Proceedings of the 18th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics. 2024. V. 1. P. 1369–1407.
3. Dominik Macko, Robert Moro, Adaku Uchendu, Jason Lucas. MULTITuDE: Large-Scale Multilingual Machine-Generated Text Detection Benchmark // In Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2023. V. 1. P. 9960–9987.
4. Tatiana Shamardina, Vladislav Mikhailov, Daniil Chernianskii, Alena Fenogenova. Findings of the The RuATD Shared Task 2022 on Artificial Text Detection in Russian // Computational Linguistics and Intellectual Technologies: Proceedings of the International Conference «Dialogue 2022». 2022. V. 1. P. 1–15.
5. German Gritsay, Andrey Grabovoy, Yury Chekhovich. Open access dataset for machine-generated text detection in Russian // Mendeley Data. 2022. V. 1.
6. Aaron Hurst, Adam Lerer, Adam P. Goucher, Adam Perelman. GPT-4o System Card // Computation and Language. 2024. V. 1. P. 1–33.
7. <https://huggingface.co/t-tech/T-pro-it-1.0>
8. David Patterson, Joseph Gonzalez, Urs Hölzle, Quoc Le. The Carbon Footprint of Machine Learning Training Will Plateau, Then Shrink // IEEE. 2022. V. 1. P. 18–28.
9. Xi Victoria Lin, Todor Mihaylov, Mikel Artetxe, Tianlu Wang. Few-shot Learning with Multilingual Language Models // EMNLP 2022. 2022. V. 1. P. 9019–9052.
10. Dmitry Zmitrovich, Alexander Abramov, Andrey Kalmykov, Maria Tikhonova. A Family of Pretrained Transformer Language Models for Russian // LREC-COLING 2024. 2024. V. 1. P. 507–524.
11. <https://ria.ru>
12. <https://hf.co/datasets/blinoff/kinopoisk>
13. <https://hf.co/datasets/IlyaGusev/habr>
14. https://hf.co/datasets/mlsa-iai-msu-lab/ru_sci_bench
15. <https://hf.co/datasets/wikimedia/wikipedia>
16. <https://hf.co>
17. Alexis Conneau, Kartikay Khandelwal, Naman Goyal, Vishrav Chaudhary. Unsupervised Cross-lingual Representation Learning at Scale // ACL 2020. V. 1. P. 8440–8451.
18. Jianlyu Chen, Shitao Xiao, Peitian Zhang, Kun Luo. M3-Embedding: Multi-Linguality, Multi-Functionality, Multi-Granularity Text Embeddings Through Self-Knowledge Distillation // Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2024. 2024. V. 1. P. 2318–2335.
19. https://hf.co/ai-forever/sbert_large_nlu_ru
20. Daya Guo, Dejian Yang, Haowei Zhang, Junxiao Song. DeepSeek-R1: Incentivizing Reasoning Capability in LLMs via Reinforcement Learning // Computation and Language. 2025. V. 1. P. 1–22.
21. Rongsheng Wang, Haoming Chen, Ruizhe Zhou, Han Ma. LLM-Detector: Improving AI-Generated Chinese Text Detection with Open-Source LLM Instruction Tuning // Computation and Language. 2024. V. 1. P. 1–17.

К.С. КОНОНОВИЧ, Н.И. БАЗЕНКОВ

Московский физико-технический институт
(национальный исследовательский университет),
Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Россия, Москва
kononovich.ks@phystech.edu

ЗАПОМИНАНИЕ МОТОРНЫХ ПРОГРАММ НЕЙРОНАМИ С НАСТРАИВАЕМОЙ ЗАДЕРЖКОЙ

Предложена двухуровневая нейронная модель управления движением ноги человека, сочетающая центральный генератор паттернов (CPG) и слой формирования паттерна (PF) с обучаемыми временными задержками передачи сигнала. На трех наборах данных, полученных в среде моделирования OpenSim, она превзошла имитационный MLP-контроллер и модель с фиксированными задержками: RMSE активаций ниже на 29–53 %, фазовая ошибка уменьшена втрое при в 1,5 раза меньшем числе осцилляторов. Результаты указывают на потенциал использования подхода в бионических протезах и робототехнике.

Ключевые слова: *центральный генератор паттернов; задержки; моторные программы; OpenSim; имитационное обучение; робототехника.*

Введение

Ритмичные движения человека – ходьба, бег, педалирование – во многом формируются в спинном мозге специализированными сетями, известными как центральные генераторы паттернов (Central Pattern Generator – CPG) [1]. Эти сети способны генерировать устойчивый цикл при отсутствии внешнего ритмического входа, что делает их удобной архитектурой для низкоуровневого управления шагающими роботами и бионическими конечностями [2].

Инженерные реализации CPG обычно следуют двухуровневой схеме: ритмогенерирующий уровень (Rhythm Generation – RG) задает базовую последовательность фаз, а слой формирования паттерна (Pattern Formation – PF) проецирует ее в активации отдельных мышц [3]. При этом параметр «задержка передачи» между осцилляторами зачастую фиксируется или игнорируется, несмотря на то что физиологические исследования показывают критическую роль запаздываний для фазовых сдвигов и частоты цикла [4].

Теоретические работы по сетям со скрытыми запаздываниями демонстрируют, что даже малые вариации задержек могут переводить систему из стабильного режима в хаотический или, наоборот, расширять область устойчивости [5]. Отсюда возникает гипотеза: если разрешить алгоритму обучения подстраивать задержки одновременно с весами, то модель сможет точнее воспроизводить требуемые моторные программы при меньшем числе параметров.

Настоящая статья посвящена экспериментальной проверке этой гипотезы на задаче управления биомеханической моделью нижней конечности человека. Используемый программный стенд OpenSim, методы обратной динамики и открытые датасеты делают задачу воспроизводимой, а выбранный диапазон движений (от изолированного сгибания колена до переноса ноги вперед) – репрезентативным в контексте протезирования.

1. Теоретические предпосылки роли задержек

Нейробиологи рассматривают моторное управление как процесс, зависящий от топологии сети и точных временных характеристик межнейронного взаимодействия. Временные параметры распространения сигнала выступают языком, через который центральный генератор паттернов (CPG) кодирует фазу, последовательность и длительность мышечных сокращений. Если сила синапса определяет, какие звенья сети активны, то задержка определяет, когда они активируются. Именно поэтому в биологических системах существует сложный «репертуар» задержек, настраиваемый в ходе развития, обучения и действия нейромодуляторов [6].

1.1. Классическая структура CPG

Базовая модель CPG для одноногой системы содержит попарно-ингибирующие осцилляторы, обеспечивающие чередование фаз «сгибание / разгибание». Расширенные схемы включают группы RG-нейронов для каждой суставной пары и слой PF, где весовые коэффициенты и задержки формируют индивидуальные профили мышечных активаций [2]. На рис. 1 схематично показаны два уровня CPG: генератор ритма и слой формирования паттерна, посылающие циклические сигналы к моторным нейронам сгибателей и разгибателей для каждой конечности [7].

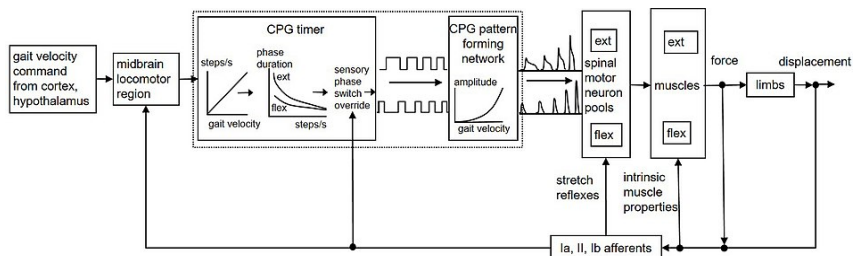


Рис. 1. Структура локомоторного CPG в нервной системе человека [7]

1.2. Физиологические источники запаздываний

Задержка между возбуждением интернейрона и ответом мотонейрона складывается из трех факторов.

- Проводниковая: максимальная скорость прохождения спайка по аксону мотонейронов спинного мозга колеблется от 0,5 до 120 м/с; на длине 40 см это дает 0,3–80 мс [6].
- Синаптическая: классическая химическая передача занимает около 1 мс, однако для медленных NMDA-зависимых синапсов задержка растягивается до 5–7 мс [6].
- Дендритная и мембранная интеграция: временная константа мембраны мотонейронов равна 10–50 мс, задавая окно суммирования входов [6].

Совокупность этих трех механизмов формирует распределенный спектр задержек, который в конечном счете определяет фазовое строение CPG.

Сетевой анализ кошачьего спинного мозга показал, что распределенные задержки приводят к фазовому расслаиванию полей возбуждения мотонейронов, позволяя одним и тем же осцилляторам участвовать в разных фазах цикла [4].

1.3. Запаздывания в искусственных нейронных сетях

В Time-Delay Neural Networks задержки реализуются как фиксированные сдвиги во времени, тогда как современные спайковые и дифференцируемые динамические сети допускают оптимизацию не только весов, но и самих значений задержек [5]. Это позволяет компактным моделям аппроксимировать сложные динамические системы с меньшим числом параметров. В настоящем исследовании применяется полностью дифференцируемый подход.

1.4. Пластичность задержек и обучение

В биологических сетях временные параметры синапсов изменяются под воздействием опыта. Наблюдения в различных отделах мозга показывают, что при устойчивой синхронизации пресинаптических и постсинаптических событий латентное время спайка может постепенно смещаться, отражая медленную временную адаптацию задержек нейросети [8]. В вычислительном пространстве аналогичное правило реализуется регуляризатором, минимизирующим расхождение текущих и целевых фазовых сдвигов. Таким образом, адаптивные задержки не только биологически правдоподобны, но и вычислительно целесообразны.

В совокупности приведенные факты обосновывают центральную идею работы: совместная оптимизация синаптических весов и временных задержек позволяет компактному CPG-контроллеру воспроизводить сложные моторные программы без громоздкой MLP-аппроксимации.

2. Постановка задачи

2.1. Биомеханический стенд

Модель ноги leg6dof9musc из OpenSim 4.4 имеет шесть степеней свободы (таз, бедро, колено, голеностоп) и девять основных мышц нижней конечности, обеспечивающих адекватное распределение нагрузок [9]. Эталонные траектории получены методом Inverse Kinematics, активации мышц – инструментом Computed Muscle Control (CMC).

2.2. Наборы данных

В табл. 1 приведены использованные для обучения и тестирования разработанной модели датасеты.

Таблица 1
Описание наборов данных для обучения и тестирования

Датасет	Описание	Длительность движения
Knee30	Сгибание колена на 30°	2,000 с
HipFlex	Мах ногой вперед с помощью тазобедренного сустава со сгибанием колена	0,750 с
SwingWalking	Перенос ноги вперед (движение подобно одному шагу)	0,500 с

2.3. Архитектура и динамика сети

CPG состоит из n осцилляторов с матрицами весов W и задержек τ . Динамика RG описывается активностью мембранного потенциала нейрона u_i и медленной переменной адаптации v_i . Система соответствующих уравнений [10]:

$$\begin{aligned}\tau_r \dot{u}_i &= -u_i - \beta v_i + w_{ex} y_i + \sum_j W_{ij} y_j (t - \tau_{ij}) + I_i^{tonic}, \\ \tau_a \dot{v}_i &= -v_i + y_i, \\ y_i &= \max(0, u_i),\end{aligned}\tag{1}$$

где τ_r (rise time) – задает скорость изменения u ; τ_a (adaptation time) – скорость восстановления адаптации v ; β – коэффициент самоконтроля через адаптацию; w_{ex} – автосинаптическая «положительная обратная связь» (собственный вектор усиливает u); I_i^{tonic} – внешнее (кортикальное) постоянное или медленно меняющееся входное возбуждение.

Такая форма позволяет генерировать устойчивые осцилляции при наличии обратных связей (подобно осциллятору Мацуоки).

Задержки τ_{ij} ограничены диапазоном 0–100 мс и инициализируются значением 10 мс. PF-слой реализуется линейным преобразованием с индивидуальными задержками τ_{mi} :

$$e_m(t) = \sum_i V_{mi} y_i(t - \tau_{mi}),\tag{2}$$

где $e_m(t)$ – вход мышцы m ; V – матрица выходных весов PF.

2.4. Процедура обучения

Шаг 1 (BPTT). Совместная оптимизация $\{W, \tau_{ij}\}$ по MSE между выходом CPG y_i и целевыми кривыми мышечных возбуждений (полученных с помощью СМС). Обучение велось 2000–4000 эпохами с помощью оптимизатора Adam. Скорость обучения (learning rate) на старте принималась равной 10^{-3} и с помощью CScheduler ReduceLROnPlateau автоматически снижалась для облегчения выхода из локального минимума.

Шаг 2 (Ridge PF). Матрица V вычисляется вне сети по линейной регрессии на конечном этапе обучения. Решается линейная задача методом наименьших квадратов (МНК): имея выходы $y_i(t)$ и целевые $e_m(t)$ на всех t , находится V , минимизирующая $|Vy_i(t) - e_m(t)|$. Таким образом, обучение V состояло из трех этапов:

- обучение только W, τ (CPG параметры) при фиксированной V ;

- сбор траектории $y_i(t)$, решение для каждого выхода линейной регрессии V (в нашем случае использована регуляризованная MSE-регрессия – ridge regression – чтобы избежать переобучения, ведь число параметров $9 \times n$ невелико);
- фиксация найденной V и дообучение снова W , τ уже с новым V .

2.5. Контрольные модели

В табл. 2 приведено сравнительное описание используемых в исследовании моделей.

В нашем исследовании в качестве базового контроллера использовалась нейронная сеть прямого распространения (MLP). Альтернативой мог бы стать рекуррентный контроллер, потенциально более приспособленный для генерации временных последовательностей. Однако использование рекуррентной сети усложнило бы анализ, смешивая влияние внутренней памяти с эффектом оптимизации задержек. Мы выбрали сеть прямого распространения для базового сравнения, чтобы подчеркнуть преимущества CPG-подхода с настраиваемыми задержками. Более крупная 3-слойная сеть проигрывает по точности компактному CPG-контроллеру. Можно ожидать, что рекуррентный аналог сузил бы разрыв, но не изменил принципиально выводы об эффективности предлагаемого метода.

Таблица 2

Контрольные модели исследования

Модель	Описание	Задержки
Baseline MLP (Imitation Learning)	Имитационный контроллер: 3 скрытых слоя (2048, 1024, 512)	–
CPG Fixed delays	CPG/PF-модель: $\tau_{ij} = 10\text{мс}$	фиксированные
CPG Learned delays	Предлагаемая модель	обучаемые

2.6. Метрики

Для верификации работы предлагаемой модели были выбраны следующие метрики качества:

- **RMSE** мышечных активаций;
- **RMSE** углов суставов;
- **фазовая ошибка Δt** по координатам.

3. Экспериментальные результаты

3.1. Точность воспроизведения сигналов

В Таблице 3 представлены результаты подсчета метрик качества трех контрольных моделей для трех использованных в работе набора данных.

В колонке **RMSE excitation** приведены данные для следующих мышц:

- **Knee30** (сгибание колена на 30°) – мышца *bifemlh_r* (длинная головка двуглавой мышцы бедра)
- **HipFlex** (мах ногой вперед) – мышца *psoas_r* (правая большая поясничная мышца)
- **SwingWalking** (перенос ноги вперед) – также мышца *psoas_r*.

В колонке **RMSE joint angle** во всех трех экспериментах представлена *ошибка по углу сгибания колена* (координата *knee_angle_r* модели).

В колонке **Δt , мс** для наборов данных Knee30 и SwingWalking указана *фазовая ошибка по углу сгибания колена* (координата *knee_angle_r* модели), а для эксперимента HipFlex – *фазовая ошибка по углу сгибания бедра* (координата *hip_flexion_r* модели). В среднем модель с обучаемыми задержками снижает ошибку muscle excitation на 29 % относительно CPG-Fixed и на 53 % относительно Baseline MLP.

Таблица 3

Метрики качества контрольных моделей

Датасет	Модель	RMSE excitation	RMSE joint angle	Δt , мс
Knee30	Baseline	0,016	7,2°	382
	CPG-Fixed	0,012	3,2°	290
	CPG-Learn	0,008	2,2°	95
HipFlex	Baseline	0,098	6,6°	307
	CPG-Fixed	0,072	5,2°	110
	CPG-Learn	0,063	4,6°	30
SwingWalking	Baseline	0,111	4,1°	420
	CPG-Fixed	0,047	2,9°	260
	CPG-Learn	0,028	2,4°	110

3.2. Сокращение размеров сети

Для достижения полученных результатов были выбраны следующие параметры размера сети.

- Имитационный контроллер (Baseline MLP): 3 скрытых слоя (2048, 1024, 512) нейронов.
- Модель CPG с фиксированными задержками в 10 мс: число нейронов-осцилляторов = {6, 12, 14} в зависимости от эксперимента.
- Модель CPG с обучаемыми задержками в диапазоне [0; 100] мс: число нейронов-осцилляторов = {4, 8, 10} в зависимости от эксперимента.

В целях проверки значимости приведенных различий мы провели статистический анализ результатов. Каждая модель обучалась несколько раз с разными начальными условиями; во всех запусках CPG-модель с настраиваемыми задержками демонстрировала более низкие ошибки, чем базовые контроллеры. Для метрик RMSE улучшения оказались статистически значимыми ($p < 0,01$ по парному t -тесту). Важно подчеркнуть, что увеличение точности достигнуто без пропорционального усложнения модели. Вместо наращивания числа нейронов (как в крупных MLP- или расширенных CPG-моделях) предложенный подход улучшает результат за счет настройки задержек. Так, в наиболее сложном сценарии (SwingWalking) CPG-модель с настраиваемыми задержками использует 10 осцилляторов против 14 в варианте с фиксированными задержками (см. табл. 2) и при этом достигает меньших ошибок. Таким образом, оптимизация временных параметров дает больший выигрыш качества на единицу сложности, чем простой рост размера сети.

4. Интерпретация результатов

Результаты подтверждают гипотезу о том, что обучаемые задержки расширяют пространство допустимых фазовых конфигураций и позволяют точнее согласовать синтетический ритм с целевой моторной программой [7]. Существенное снижение фазовой ошибки критично для протезирования, где несвоевременный стимул ведет к дестабилизации походки.

CPG-Learn модель также выигрывает по вычислительной эффективности: меньшее число осцилляторов уменьшает энергопотребление и задержку обратной связи, что важно для автономных бионических протезов. Поскольку ритмогенерирующий слой компактнее, контроллер можно аппаратно реализовать на микроконтроллерах с ограниченными ресурсами, например, подобно малопараметрическим CPG-схемам роботизированных рыб [11]. Аналогичные CPG-контроллеры успешно реализовывались на реальных робототехнических системах [1], что подтверждает возможность переноса предлагаемого подхода из симуляции в физическую среду.

Разработанная CPG/PF-модель отлично аппроксимирует форму исходного сигнала в отличие от имитационной модели. Графики активаций

мышцы psoas_r (подвздошно-поясничной) в эксперименте SwingWalking для случаев эталонного контроля (СМК), имитационного Baseline-контроллера и СРG/PF-модели с настраиваемыми задержками (10 нейронов) представлены на рис. 2, 3, 4 соответственно.

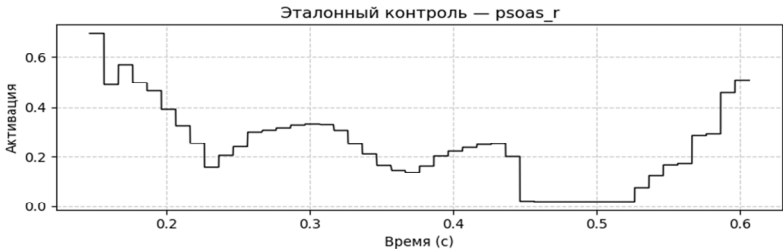


Рис. 2. График muscle excitations (СМК), мышца psoas_r SwingWalking

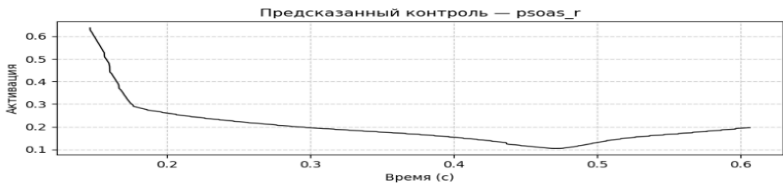


Рис. 3. График предсказанных muscle excitations моделью Baseline MLP, мышца psoas_r SwingWalking



Рис. 4. График предсказанных muscle excitations моделью CPG/PF (10 нейронов) с обучаемыми задержками, мышца psoas_r SwingWalking

Ограничением работы является отсутствие явной сенсорной обратной связи. Тем не менее показано, что добавление рефлекторного канала и модуля нейромодуляции может обеспечить автоматическую коррекцию ритма при внешних возмущениях [10].

Кроме того, настоящее исследование ограничено сценариями движений одной конечности. Валидация модели на цикле двуногой походки не проводилась ввиду сложности координированных движений и выходит за рамки данной работы. Тем не менее, выбранные валидационные сценарии (от сгибания колена до переноса ноги вперед) охватывают основные фазы шага и обеспечивают репрезентативную проверку гипотезы. Расширение экспериментов на двуногую походку запланировано в дальнейшей работе.

Наконец, сама идея оптимизации задержек естественным образом согласуется с постулатом ассоциативного обучения Хебба «neurons that fire together wire together» [12], интерпретируя «wire» как настройку временного окна синаптической эффективности. При устойчивом совпадении активности пресинаптического и постсинаптического нейрона модель постепенно сокращает задержку между ними, тем самым усиливая их связь во времени по аналогии с тем, как по принципу Хебба одновременная активность усиливает синаптическую связь.

Заключение

Представлена CPG/PF-модель с параметрически настраиваемыми задержками. На трех сценариях движения нижней конечности человека она продемонстрировала улучшение точности воспроизведения моторных программ до 53 % и трехкратное снижение фазовой ошибки относительно контроллеров без адаптивных задержек. Модель перспективна для внедрения в бионические протезы и робототехнические системы благодаря компактности, устойчивости ритма и возможности аппаратной реализации. Код реализации базового и основного контроллеров размещен в открытом репозитории (GitHub: konon454-PT/ImitationLearningOpenSim и konon454-PT/CPG-PF-Model-Control).

Дальнейшая работа включает: интеграцию сенсорной обратной связи; расширение на двуногую походку; валидацию на аппаратных роботах-демонстраторах.

Список литературы

1. Ijspeert A.J. Central pattern generators for locomotion control in animals and robots: a review // Neural Networks. 2008. Vol. 21. No. 4. С. 642–653.
2. Rybak I.A., Dougherty K.J., Shevtsova N.A. Organization of the mammalian locomotor CPG: review of computational model and circuit architectures // eNeuro. 2015. Vol. 2. No. 5.
3. Shafiee M., Bellegarda G., Ijspeert A. ManyQuadrupeds: learning a single locomotion policy for diverse quadruped robots // Proc. ICRA. 2024. P. 3471–3477.

4. Grillner S., El Manira A. Current principles of motor control, with special reference to vertebrate locomotion // *Physiol. Rev.* 2020. Vol. 100. No. 1. P. 271–320.
5. Di Castro D., Meir R., Yavneh I. Delays and oscillations in networks of spiking neurons – a two time scale analysis // *Neural Computation*. 2009. Vol. 21. No. 4 P. 1100–1124.
6. Kandel E.R., Schwartz J.H., Jessell T.M. *Principles of Neural Science*. 5-е изд. New York: McGraw-Hill, 2013.
7. Prochazka A., Ellaway P. H. Sensory systems in the control of movement // *Comprehensive Physiology. Supplement 29: Handbook of Physiology. Exercise: Regulation and Integration of Multiple Systems*. – Hoboken: John Wiley & Sons; American Physiological Society, 2012. P. 2615–2627.
8. Lin J.-W., Faber D.S. Modulation of synaptic delay during synaptic plasticity // *Trends Neurosci.* 2002. Vol. No. 5. № 9. P. 449–455.
9. OpenSim Project. *Musculoskeletal Models – OpenSim Documentation* [Электронный ресурс]. – URL: <https://opensimconfluence.atlassian.net/wiki/spaces/OpenSim/pages/53090607/Musculoskeletal+Models> (дата обращения: 14.06.2025).
10. Болдышев Б.А., Жилякова Л.Ю. Нейромодуляция как инструмент управления нейронными ансамблями // *Проблемы управления*. 2021. № 2. С. 76–84.
11. Wang C., Wang L., Xie G., Cao M. CPG-based locomotion control of a robotic fish: using linear oscillators and reducing control parameters via PSO // *Int. J. Innov. Comput. Inf. Control*. 2011. Vol. 7. No. 7B. P. 4237–4249.
12. Hebb D.O. *The Organization of Behavior. A Neuropsychological Theory*. New York: Wiley & Sons, 1949.

Секция 4

Нейрокомпьютеры, нейроморфные вычисления и импульсные нейронные сети

**Н.С. КОВАЛЕВА, А.Н. МИХАЙЛОВ, Д.В. ГУСЕЙНОВ,
М.А. МИЩЕНКО**

Национальный исследовательский Нижегородский государственный университет
им. Н.И. Лобачевского
nataliakovalevas2911@gmail.com

ДЕТЕКТИРОВАНИЕ ВРЕМЕННОГО ПАТТЕРНА В СПАЙКОВОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ С ШИРОТНО-ИМПУЛЬСНЫМ УПРАВЛЕНИЕМ МЕМРИСТИВНЫМИ СВЯЗЯМИ*

В данной работе исследована возможность обучения спайковой нейронной сети со связями, основанными на модели мемристивных устройств $\text{Au/Ta/ZrO}_2(\text{Y})/\text{Ta}_2\text{O}_5/\text{TiN/Ti}$ с широтно-импульсным управлением. Спайковый нейрон успешно запоминает временной паттерн активности за счет самоорганизации мемристивных связей, описываемых предложенным механизмом STDP. Подобная модель может быть реализована с использованием физических запоминающих устройств, что позволяет разработать новые энергоэффективные нейроморфные технологии.

Ключевые слова: *спайковые нейронные сети, мемристивная пластичность, временной паттерн, широтно-импульсное управление.*

Введение

Вдохновленные вычислительной эффективностью реальных биологических систем, спайковые нейронные сети являются перспективной энер-

* Данная работа выполнена при частичной поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (проект № FSWR-2023-0031) и Национального физико-математического центра, секция № 9 «Искусственный интеллект и большие данные в технических, промышленных, природных и социальных системах».

гоэффективной альтернативой искусственным нейронным сетям при реализации на нейроморфном оборудовании [1–3]. В спайковых нейронных сетях обучение реализуется благодаря нелинейным пластичным связям, наиболее известной моделью которых является правило обучения STDP. Правило STDP основано на постулате Хебба, в котором сила связи между нейронами изменяется в зависимости от точных временных соотношений между пресинаптическими и постсинаптическими импульсами. Считается, что STDP участвует в формировании памяти в мозге и имеет экспериментальные подтверждения [4–6].

Спайковые нейронные сети способны успешно распознавать паттерны благодаря STDP [7]. При этом кодирование данных в виде временных паттернов активности обеспечивает значительно более высокую пропускную способность данных по сравнению с частотным кодированием [1, 2, 7], что важно для разработки энергоэффективных алгоритмов обучения. Ранее показано, что нейрон способен распознавать временные паттерны за счет самоорганизации связей, описываемых STDP, включая распознавание образов среди шума [8]. На основе этого свойства успешно решаются задачи классификации с временным кодированием данных [9, 10].

Мемристивное устройство считается идеальным кандидатом на роль синаптической связи за счет способности изменять свое состояние под внешним воздействием и сохранять его в течение длительного периода [3, 11]. Широко исследуется возможность обучения в спайковых нейронных сетях с мемристивными связями в качестве аналога STDP для реализации на нейроморфном оборудовании [12]. Показано, что спайковые нейронные сети с различными моделями мемристивной пластичности успешно решают задачу классификации рукописных цифр MNIST [12, 13], а нейрон за счет мемристивной пластичности способен запоминать и классифицировать временные паттерны [14].

В данной работе исследуется возможность обучения спайковой нейронной сети с использованием недавно предложенной модели мемристора с широтно-импульсным управлением [15], основанной на модели мемристивных устройств $\text{Au/Ta/ZrO}_2(\text{Y})/\text{Ta}_2\text{O}_5/\text{TiN/Ti}$ [16]. Продемонстрировано, что нейрон успешно запоминает временной паттерн активности с предложенным методом управления мемристивными связями. В частности, нейрон способен запоминать временной паттерн активности, перемежаемый шумом, частота которого близка к частоте импульсов внутри предъявляемого паттерна, что затрудняет его обнаружение.

Модель

В данной работе рассмотрена физическая модель мемристивных устройств Au/Ta/ZrO₂(Y)/Ta₂O₅/TiN/Ti, основанная на динамической модели Чуа [17]. Эта модель хорошо описывает поведение технологически разработанных металл-оксид-металлических структур с резистивным переключением [18] и использует электрический заряд, захваченный электронными ловушками, присутствующими в металл-оксидных структурах, в качестве второй динамической переменной. Модель основана на экспериментально проверенной модели мемристора второго порядка с частотной зависимостью, предложенной ранее и подробно описанной в [16], и описывается системой уравнений (1):

$$\frac{dx}{dt} = \begin{cases} B e^{-\frac{E_b + b_S N + \alpha_S V}{kT}}, & V < V_{SET} \\ 0, & V_{SET} < V < V_{RESET} \\ -B e^{-\frac{E_b + b_T N + \alpha_T V}{kT}}, & V > V_{RESET} \end{cases}$$

$$\frac{dN}{dT} = \frac{|I|\sigma_t}{eS} (N_t - N) - \sigma_t v_0 N_c e^{-\frac{E_c - E_t}{kT}} N, \quad (1)$$

$$I = \frac{U}{R_M + R_c},$$

$$R_M = \frac{1}{x\sigma_1 + (1-x)\sigma_2},$$

где $B = 10^{13}$ – масштабирующий коэффициент; $E_b = 0.68$ эВ – барьер для скачков ионов кислорода; $\alpha_S = -0.08$, $\beta_S = 8 \times 10^{-15}$ – коэффициенты при состоянии SET (рост проводящих филаментов); $\alpha_R = -0.08$, $\beta_R = 8 \times 10^{-15}$ – коэффициенты при состоянии RESET (окисление филаментов); I – ток мемристора; $\sigma_t = 10^{-17}$ см² – сечение захвата электрона ловушкой; e – заряд электрона; k – постоянная Больцмана; $T = 300$ К – температура мемристора; $S = 4 \times 10^{-6}$ см² – площадь структуры; $N_t = 10^{13}$ см⁻² – максимальная концентрация ловушек; $v_0 = 10^7$ см с⁻¹ – скорость насыщения электронов; $N_c = 2.5 \times 10^{19}$ см⁻³ – эффективная плотность состояний в зоне проводимости; $(E_c - E_t) = (0.5 - 0.7)$ эВ – глубина уровня ловушки; U – приложенное напряжение; R_M – сопротивление конструкции; $R_c = 100$ Ом – сопротивление резистора; $\sigma_1 = 2 \times 10^{-4}$ Ом⁻¹ и $\sigma_2 = 3 \times 10^{-6}$ Ом⁻¹ – проводимость структуры, в состоянии с высокой и низкой проводимостью соответственно [16].

Рассматриваемая модель имеет две переменных состояния: x – переменная состояния, определяющая сопротивление и изменяющаяся от 0 до 1, N – концентрация заряженных ловушек. При $x = 1$ мемристивная структура находится в полностью проводящем состоянии, при $x = 0$ реализуется другое экстремальное состояние – состояние с высоким сопротивлением. В соответствии с результатами экспериментального исследования электрофизических свойств [16] предполагается, что рассматриваемая структура Au/Ta/ZrO₂(Y)/Ta₂O₅/TiN/Ti имеет нейтральные электронные ловушки на границе раздела оксид-металл [15, 16].

Обычно правило STDP в мемристивных устройствах реализуется с помощью упрощенного алгоритма, в котором управляющий сигнал формируется за счет перекрытия профилей пре- и постсинаптических импульсов [19–21]. Такой подход требует значительного уровня амплитуд сигналов нейронов. В то же время в биологических нейронных сетях нейронные импульсы действуют скорее как информационные сигналы, которые запускают каскад реакций, приводящих к синаптической пластичности. В системе управления с широтно-импульсным управлением спайки пре- и постсинаптических нейронов не изменяют состояние мемристора из-за их малой амплитуды, но запускают дополнительный блок, воздействующий на мемристор (рис. 1,а)). Этот блок воздействует на мемристор одиночным импульсом, параметры которого определяются порядком и временным интервалом между спайками пресинаптических и постсинаптических нейронов. При таком подходе на мемристор воздействует импульс постоянной амплитуды, но переменной длительности. Чем короче интервал между спайками пре- и постсинаптических нейронов, тем больше длительность воздействующего импульса и сильнее изменяется проводимость мемристора (рис. 1,б)). По аналогии с правилом STDP, в котором каждый импульс на пре- и постсинаптическом нейроне оставляет затухающий за ограниченное время «след», определяющий величину изменения веса связи, «след» определяет ширину импульса, воздействующего на мемристор, что более важно для экспериментальных исследований [15].

В рассматриваемом эксперименте амплитуда воздействующего импульса 1.3 В, максимальная длительность воздействующего импульса 512 мкс.

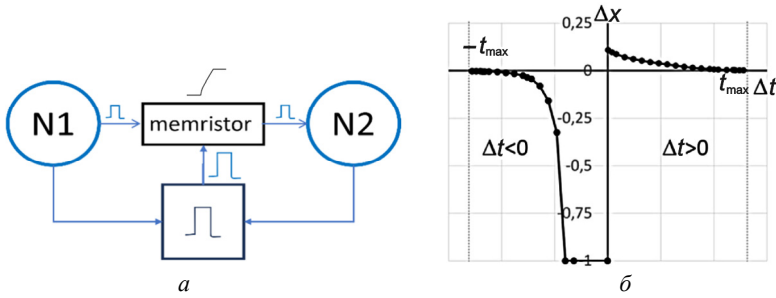


Рис. 1. Функциональная схема подключения мемристора (а). Среднее изменение переменной состояния мемристора в ответ на воздействие импульса в зависимости от задержки Δt между пре- и постсинаптическим спайком с экспоненциальным «следом» (б) [15]

Распознавание временного паттерна активности

Проведено математическое моделирование сети нейронов-пороговых интеграторов с уткой, состоящей из двух слоев: с 1 нейроном в выходном слое и 10 нейронами во входном слое. Переменная мембранного потенциала описывается уравнением (2):

$$\tau_m \frac{dv_i}{dt} = V_r - V_i + I_i^{(rec)}, \quad (2)$$

где $i = 0, N$ – номер нейрона; $\tau_m = 10$ мкс – постоянная времени мембраны; рекуррентный ток $I_i^{(rec)}$ – сумма постсинаптического тока от всех других нейронов, связанных с нейроном i . Когда деполяризация мембраны достигает порогового значения $\theta = 1$ В, нейрон генерирует импульс и становится невосприимчивым в течение рефрактерного периода $\tau_{\text{арр}} = 2$ мкс. Затем значение потенциала возвращается к базовому уровню потенциала $V_r = -4$ В. Динамика синаптического выходного тока описывается уравнением (3):

$$\frac{dy_j}{dt} = -\frac{y_j}{\tau_y} + \sum t_{sp} \delta(t - t_{sp}), \quad (3)$$

где y – локальная переменная; $\tau_y = 5$ мкс – постоянная времени; δ – дельта-функция. Все нейроны пресинаптического слоя соединены с постсинаптическим однонаправленной связью, демонстрирующей мемристивное STDP с широтно-импульсным управлением. Рекуррентный ток описывается уравнением (4):

$$I_i^{(rec)} = g \sum_{j=1}^n x_{ij} y_j, \quad (4)$$

где x – переменная состояния мемристора; g – масштабирующий коэффициент; i и j – пост- и пресинаптические нейроны соответственно.

Нейрону выходного слоя предъявляется временной паттерн активности с частотой повторения γ_{pat} , который представляет собой последовательный порядок спайков на пресинаптических нейронах с фиксированной временной задержкой между пре-спайками $d\tau$. Продемонстрировано, что нейрон способен изучать повторяющийся временной паттерн за счет рассматриваемой модели связи, т.е. детектировать его начало после обучения.

Первоначально параметры сети настроены таким образом, чтобы постсинаптический нейрон генерировал отклики несколько раз во время первого предъявления паттерна. В процессе обучения переменная состояния мемристора x между каждым пресинаптическим нейроном и постсинаптическим нейроном изменяется, приводя к тому, что нейрон генерирует отклик один раз в начале паттерна. Например, на рис. 2 показано обучение нейрона при $\gamma_{pat} = 1$ кГц, $g = 25$, $d\tau = 10$ мкс и начальном значении переменной состояния мемристора $x_{beg} = 0,5$. В этом случае в процессе обучения x между первым нейроном, генерирующим спайки в паттерне, и постсинаптическим нейроном увеличивается до 1, а оставшиеся связи между пресинаптическими нейронами и постсинаптическим нейроном уменьшаются до 0 (рис. 3,а). Рис. 3,б) наиболее полно демонстрирует описанный процесс обучения во времени. На рис. 3,б показана зависимость времени задержки отклика выходного нейрона относительно начала паттерна в зависимости от номера эпохи, которая представляет собой одно предъявление паттерна, т.е. номер эпохи совпадает с номером предъявляемого паттерна. В начале постсинаптический нейрон генерирует несколько откликов на предъявления паттерна, затем после некоторого количества эпох обучения нейрон генерирует отклик только один раз в начале паттерна. При этом устанавливается значение задержки отклика относительно начала паттерна, что соответствует окончанию обучения.

Параметры сети требуют тонкой настройки для успешности и эффективности обучения. В данной модели обнаружено, что частота предъявления паттерна γ_{pat} также влияет на успешность и эффективность обучения. Для различных параметров сеть успешно обучается только при определенных диапазонах частот γ_{pat} , при этом при различных значениях γ_{pat} нейрону требуется различное количество эпох для обучения. Частотная зависимость объясняется тем, что в основе модели используется модель

мемристора, демонстрирующего эффект пластичности, зависящей от частоты спайков [16].

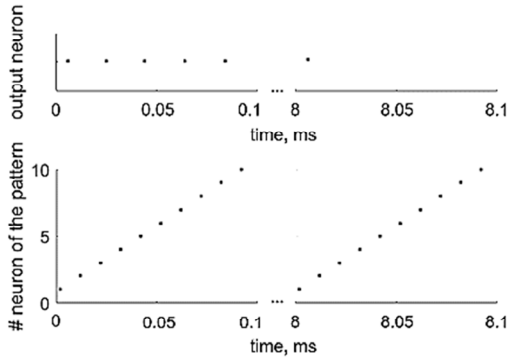


Рис. 2. Отклики выходного нейрона в ответ на повторяющийся временной паттерн, представляющий собой последовательность спайков от 10 пресинаптических нейронов, в начале и конце обучения. Каждая точка обозначает спайк от определенного нейрона

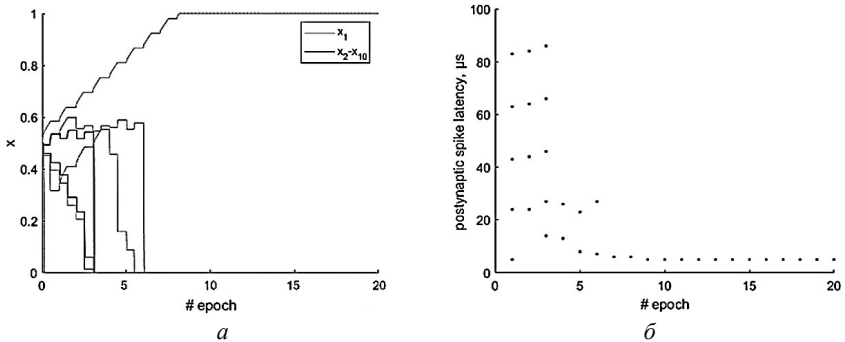


Рис. 3. Изменение значения переменной состояния x в процессе обучения (a).
б) Задержка постсинаптического спайка в зависимости от номера эпохи (b)

Распознавание временного паттерна, перемежаемого шумом

Рассмотрена задача, в которой постсинаптический нейрон распознает повторяющийся временной паттерн, перемежаемый пуассоновским шумом, частота которого близка к частоте импульсов внутри паттерна, что усложняет его обнаружение. На рис. 4 показан пример обучения сети,

аналогичной ранее рассмотренной, со 100 нейронами в пресинаптическом слое. Каждый входной нейрон генерирует спайк внутри паттерна только один раз и имеет случайно сгенерированное значение задержки времени относительно начала паттерна. Длительность паттерна $L_{pat} = 50$ мкс, таким образом, средняя частота спайков в паттерне $\gamma_{sp} = 20$ кГц. Между предъявлениями паттерна пресинаптические нейроны активируются в соответствии с пуассоновским шумом, частота шума $\gamma_{noise} = 17$ кГц, $\gamma_{pat} = 2,5$ кГц, $g = 1,15$. Сначала выходной нейрон генерирует несколько спайков в ответ как на паттерн, так и на шум, затем нейрон реагирует только на предъявление паттерна. На рис. 5 представлена зависимость значения задержки постсинаптического спайка от номера эпохи обучения, где нулевые значения соответствуют генерации отклика нейроном вне паттерна. Связи между пресинаптическими нейронами, генерирующими спайк в начале паттерна и постсинаптическим нейроном усиливаются, в то время как остальные связи ослабевают, что приводит к детектированию паттерна и обучению сети. Стоит отметить, что при большей частоте шума γ_{noise} усложняется подбор параметров для успешного обучения, при этом увеличение количества пресинаптических нейронов увеличивает вероятность успешного обучения за счет более равномерного распределения воздействия шума.

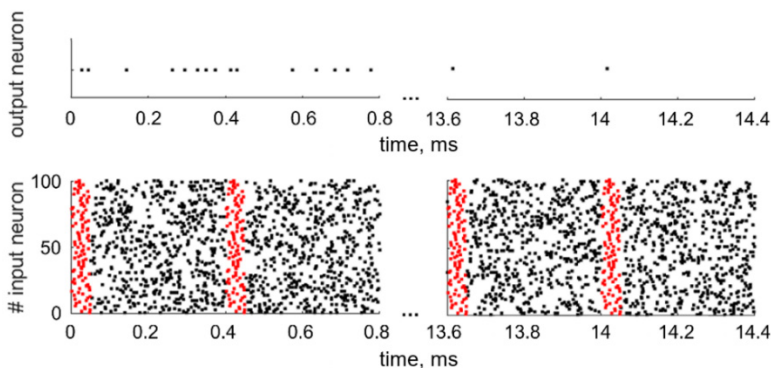


Рис. 4. Отклики выходного нейрона в ответ на временной паттерн (выделен красным), перемежаемый пуассоновским шумом в начале и конце обучения. Каждая точка представляет собой спайк от определенного нейрона

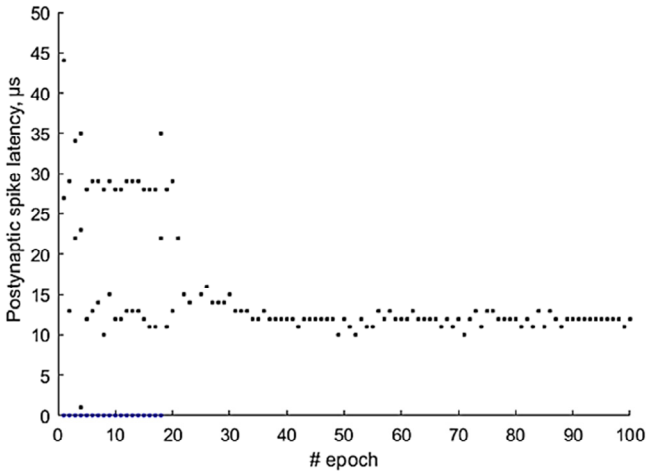


Рис. 5. Задержка постсинаптического спайка в зависимости от номера эпохи. Нулевые значения соответствуют генерации отклика нейроном вне паттерна

В данной задаче баланс между параметрами сети и частотой предъявления паттерна также играет решающую роль в успешном обучении. Связи между пресинаптическими нейронами, генерирующими отклики в конце паттерна и постсинаптическим нейроном эффективно облегчаются ввиду сильной асимметрии зависимости Δx от задержек между пост- и пре-спайками Δt в сторону ослабления (рис 1,б)). Отмечено, что для успешного обучения частота предъявления паттерна не должна быть слишком высокой, так как в этом случае связи между пресинаптическими нейронами, генерирующими отклики в начале паттерна и постсинаптическим нейроном не усиливаются достаточно, и нейрон не детектирует паттерн. Также отсутствие обучения при некоторых параметрах связано с тем, что большое количество весов связи обнуляется или не усиливается достаточно в начале обучения.

Заключение

Известно, что нейрон способен распознавать повторяющиеся временные паттерны за счет нелинейных пластичных связей, и этот эффект был продемонстрирован на модели спайковой нейронной сети со связями, основанными на модели мемристора с широтно-импульсным управлением. Предложенная модель спайковой нейронной сети успешно запоминает

повторяющийся временной паттерн активности, перемежаемый шумом, частота которого сопоставима с частотой спайков внутри паттерна. Эффективность обучения нейрона зависит от частоты предъявления паттерна в данной модели, что обусловлено тем, что модель основана на мемристивном устройстве с пластичностью, зависящей от частоты спайков. Полученные результаты свидетельствуют, что подобный процесс самообучения может быть реализован с использованием физических мемристивных устройств с широтно-импульсным управлением, что позволяет разработать нейроморфные устройства, реализующие принципы энергоэффективной обработки информации.

Список литературы

1. Yi Z. et al. Learning rules in spiking neural networks: A survey // *Neurocomputing*. 2023. V. 531. P. 163–179.
2. Evgrafov V., Ilyushin E. On spiking neural networks // *International Journal of Open Information Technologies*. 2021. V. 9. No. 7. P. 21–31.
3. Sun K., Chen J., Yan X. The future of memristors: Materials engineering and neural networks // *Advanced Functional Materials*. 2021. Vol. 31. No. 8. P. 2006773.
4. Song S., Miller K.D., Abbott L.F. Competitive Hebbian learning through spike-timing-dependent synaptic plasticity // *Nature neuroscience*. 2000. V. 3. No. 9. P. 919–926.
5. Morrison A., Diesmann M., Gerstner W. Phenomenological models of synaptic plasticity based on spike timing // *Biological cybernetics*. 2008. V. 98. P. 459–478.
6. Debanne D., Inglebert Y. Spike timing-dependent plasticity and memory // *Current Opinion in Neurobiology*. 2023. V. 80. P. 102707.
7. Vigneron A., Martinet J. A critical survey of STDP in Spiking Neural Networks for Pattern Recognition // 2020 international joint conference on neural networks (ijcnn). IEEE. 2020. V. 1–9.
8. Masquelier T., Guyonneau R., Thorpe S. J. Spike timing dependent plasticity finds the start of repeating patterns in continuous spike trains // *PloS one*. 2008. V. 3. No. 1. P. e1377.
9. Lobov S.A. et al. Competitive learning in a spiking neural network: Towards an intelligent pattern classifier // *Sensors*. 2020. V. 20. No. 2. P. 500.
10. Sboev A. et al. Solving a classification task by spiking neural network with STDP based on rate and temporal input encoding // *Mathematical Methods in the Applied Sciences*. 2020. V. 43. No. 13. P. 7802–7814.
11. Serrano-Gotarredona T. et al. STDP and STDP variations with memristors for spiking neuromorphic learning systems // *Frontiers in neuroscience*. 2013. V. 7. P. 2.
12. Demin V.A. et al. Necessary conditions for STDP-based pattern recognition learning in a memristive spiking neural network // *Neural Networks*. 2021. V. 134. P. 64–75.

13. Sboev A. et al. A comparison of two variants of memristive plasticity for solving the classification problem of handwritten digits recognition // *Biologically Inspired Cognitive Architectures Meeting*. Cham: Springer International Publishing. 2021. P. 438–446.
14. Sboev A. et al. Modeling the dynamics of spiking networks with memristor-based STDP to solve classification tasks // *Mathematics*. 2021. V. 9. No. 24. P. 3237.
15. Mishchenko M.A., Kovaleva N.S., Mikhaylov A. Novel memristive STDP approach and neural clusters formation // *2024 8th Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA)*. IEEE. 2024. P. 169–172.
16. Mishchenko M.A. et al. Inverted spike-rate-dependent plasticity due to charge traps in a metal-oxide memristive device // *Journal of Physics D: Applied Physics*. 2022. V. 55. No. 39. P. 394002.
17. Chua L.O., Kang S.M. Memristive devices and systems // *Proceedings of the IEEE*, 1976. T. 64. No. 2. C. 209–223.
18. Mikhaylov A. et al. Multilayer metal-oxide memristive device with stabilized resistive switching // *Advanced materials technologies*. 2020. V. 5. No. 1. P. 1900607.
19. Zamarreño-Ramos C. et al. On spike-timing-dependent-plasticity, memristive devices, and building a self-learning visual cortex // *Frontiers in neuroscience*. 2011. V. 5. V. 26.
20. Emelyanov A.V. et al. Yttria-stabilized zirconia cross-point memristive devices for neuromorphic applications // *Microelectronic Engineering*. 2019. V. 215. P. 110988.
21. Gerasimova S. et al. Memristive spike-timing-dependent plasticity // *2021 Third International Conference Neurotechnologies and Neurointerfaces (CNN)*. IEEE. 2021. P. 19–22.

К.П. МИХОЛАП, А.В. СЕРЕНКО

Московский физико-технический институт

НИЦ «Курчатовский институт»

mikholap.kp@phystech.edu

serenko@phystech.edu

КЛАССИФИКАЦИЯ ПРОИЗНЕСЕННЫХ ЦИФР С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ SPEECH2SPIKES И СПАЙКОВЫХ СЕТЕЙ С ПЛАСТИЧНОСТЬЮ STDP

В работе впервые предлагается спайковая модель для классификации звуков, основанная на методе Speech2Spikes преобразования аудиосигнала в последовательности спайков в сочетании со спайковой нейронной сетью, обучаемой с помощью пластичности, зависящей от времен спайков (Spike-Timing-Dependent Plasticity, STDP). На примере набора данных Free Spoken Digits Dataset показано, что декодирование по количеству спайков нейронов сети достигает точности 92 %, что сравнимо со state of the art.

Ключевые слова: *Speech2Spikes, спайковая нейронная сеть, STDP, классификация аудио, нейроморфные вычисления, FSDD.*

Введение

Спайковые нейронные сети (SNN), в которых информация передается и обрабатывается в виде дискретных спайков, представляют интерес для обработки потоковых данных, таких, как звук, в реальном времени благодаря перспективе их энергоэффективной аппаратной реализации. Аппаратная реализация на аналоговых нейроморфных устройствах может быть еще более энергоэффективной, если обучение основано на локальной синоптической пластичности, такой как пластичность, зависящая от времени спайков (STDP).

Это делает актуальным вопрос кодирования аудиоданных в последовательности спайков. Метод Speech2Spikes представляется подходящим для обработки в реальном времени на автономных устройствах благодаря своей вычислительной простоте, а также потому, что временной ряд амплитуды звука преобразуется напрямую в последовательности спайков, без промежуточного разбиения на окна и формирования векторных признаков.

В литературе была показана успешная классификация аудиозаписей, закодированных методом speech2spikes, с использованием спайковых се-

тей, обученных обратным распространением ошибки. Но такое обучение представляется затруднительным для реализации на мемристорных нейроморфных устройствах. Поэтому цель настоящей работы – показать, что такое кодирование может использоваться с сетью, обучаемой на основе STDP.

Для этой цели рассматривается рекуррентная сеть, а классификация проводится путем обучения традиционного классификатора (SVM или k ближайших соседей) на количествах выходных спайков спайковой сети.

Модель нейрона Leaky Integrate-and-Fire

Для нейронов рассматриваемой сети используется модель порогового интегратора с утечкой (Leaky Integrate-and-Fire, LIF) с постсинаптическим током, описываемым моделью синаптической проводимости [1], в которой динамика мембранного потенциала $u(t)$ подчиняется уравнению

$$C \frac{du}{dt} = -g_L(u(t) - u_{\text{rest}}) - g_{\text{exc}}(t)(u(t) - E_{\text{exc}}) - g_{\text{inh}}(t)(u(t) - E_{\text{inh}}),$$

где C – емкость мембраны; g_L – проводимость утечки; $g_{\text{exc}}(t), g_{\text{inh}}(t)$ – суммарные проводимости возбуждающих и тормозящих синапсов соответственно; $E_{\text{exc}}, E_{\text{inh}}$ – равновесные потенциалы возбуждающих и тормозящих синапсов.

При достижении потенциалом порога u_{th} испускается спайк, и потенциал сбрасывается до u_{reset} . Рефрактерность отсутствует.

Синаптические проводимости состоят из суммы вкладов возбуждающих и тормозящих синапсов соответственно, где вклад i -го синапса определяется моментами t_i^f входных спайков, поступающих на этот синапс:

$$g_{\text{exc}}(t) = \sum_{i \in \text{exc}} \sum_{t_i^f < t} w_i e^{-(t-t_i^f-d_i)/\tau_{\text{syn,exc}}} \Theta(t - t_i^f - d);$$

$$g_{\text{inh}}(t) = \sum_{i \in \text{inh}} \sum_{t_i^f < t} w_i e^{-(t-t_i^f-d_i)/\tau_{\text{syn,inh}}} \Theta(t - t_i^f - d),$$

где w_i – вес синапса, d – задержка на распространение спайка по синапсу, равная 1 мс, τ_{syn} – константы времени релаксации синаптической проводимости, Θ – функция Хевисайда.

Модель синаптической пластичности STDP

STDP [2, 3, 4, 5] – биологически правдоподобное правило обучения, основанное на правиле Хебба, модифицирующее синаптические веса на основе временной разности между пре- и постсинаптическими спайками.

Мы использовали неаддитивную STDP, в которой изменение веса Δw зависит от разности Δt моментов постсинаптического и пресинаптического спайков по следующему правилу:

$$\Delta w = \begin{cases} \lambda(1-w)^{\mu^+} e^{-\frac{\Delta t}{\tau}}, & \Delta t > 0 \\ -\alpha\lambda w^{\mu^-} e^{\frac{\Delta t}{\tau}}, & \Delta t < 0 \end{cases}$$

Здесь λ представляет собой амплитуду потенциации, определяющую скорость обучения; μ^+ , μ^- – показатели степени, определяющие зависимость от веса для потенциации и депрессии соответственно; α – параметр асимметрии, масштабирующий величину депрессивных изменений относительно потенциации; а τ – временная константа окна пластичности.

Speech2Spikes для преобразования речи в спайковые последовательности

Метод Speech2Spikes [6] преобразует амплитуду звукового сигнала в дискретные спайки через пороговое кодирование. Амплитуда сравнивается с динамическим порогом, при превышении которого генерируются спайки положительной или отрицательной полярности в зависимости от направления изменения сигнала. Для минимизации потерь при быстрых изменениях сигнала применяется алгоритм Step-Forward, учитывающий кумулятивную ошибку квантования.

Основные настраиваемые параметры включают порог срабатывания (по умолчанию 0.274), временное окно обработки (5 мс) и количество частотных каналов (оптимально 76 при диапазоне 20–80, по умолчанию 20). На выходе формируется 80-мерный вектор, состоящий из 40 каналов для производных сигнала и 40 каналов для интегральных значений, с частотой дискретизации 200 Гц.

Для спектрального анализа используется Sliding DFT, вычисляемый потоково без буферизации, что обеспечивает меньшее энергопотребление по сравнению с традиционными кохлеарными моделями. Полученные спайковые последовательности сохраняют временные характеристики исходного аудиосигнала пригодными для обработки в рекуррентных спайковых сетях.

Free Spoken Digit Dataset

В работе использовался открытый аудиодатасет Free Spoken Digit Dataset (FSDD), содержащий записи произнесенных цифр от 0 до 9. Датасет включает записи шести дикторов с 50 повторениями каждой цифры (всего 3000 аудиофайлов в формате WAV, 8 кГц, моно).

Согласно официальной спецификации, данные разделены на тренировочную (записи с индексами 5–49) и тестовую (индексы 0–4) выборки для каждого диктора, что обеспечивает сбалансированное распределение по классам.

Модель сети

Сеть состоит из трех популяций нейронов:

- Группа генераторов спайков GG, чьи спайки формируются методом Speech2Spikes;
- Основная выходная популяция (OG), состоящая из LIF-нейронов, чья модель описана ранее;
- Ингибиторная популяция (IG), размером, равным OG, также состоящая из LIF-нейронов.

Метод Speech2Spikes кодирует входной аудиосигнал в виде массива дискретных значений 0, -1 и 1 в 20 каналах с шагом 5 мс. Для ускорения симуляции шаг был принят за 1 мс. Положительные и отрицательные значения интерпретируются нами как 2 входных канала по 20 нейронов в каждом (соответствующие -1 и 1 в исходном потоке), итого в группе GG 40 нейронов.

Ингибиторная группа IG введена для подавления избыточной активности, возникающей из-за рекуррентных связей, а также для обеспечения конкуренции между нейронами.

Синаптические связи между нейронами формируются исходя из их пространственного расположения: все нейроны в сети размещаются на двумерной прямоугольной решетке с заданными параметрами размера $size$ и глубины $depth$. Генераторы спайков имеют координату глубины 1.

Генераторы спайков соединяются исключительно с нейронами первого слоя OG, при этом вероятность образования связи между генератором и нейроном или между нейронами из OG определяется расстоянием между ними в пространстве. Вероятность соединения p между нейронами i и j определяется по гауссову правилу:

$$p_{ij} = e^{-kd_{ij}^2},$$

где d_{ij} – евклидово расстояние на двумерной решетке, а k контролирует пространственное распределение. Для соединений от генераторов спайков к OG $k = k_{\text{input}}$, а для соединений между нейронами OG – k_{inter} .

Так как размер входных нейронов фиксирован и равен 40, а размер сети может меняться, координаты входных нейронов пересчитываются по формуле $\frac{n}{40} \cdot \text{size}$, где n является номером нейрона. Таким образом, нейроны располагаются равномерно и соединяются по тем же правилам.

Все синапсы между входными генераторами и нейронами OG, а также между нейронами OG, обладают пластичностью STDP: начальные веса w_{ij} задаются равномерно распределенными между нулем и максимальным ранее заданным весом, а затем изменяются согласно описанной выше динамике STDP.

Связи от OG к IG происходят один к одному, а обратно – согласно расстояниям с коэффициентом k_{inter} . В пространстве нейроны из IG расположены там же, где и OG. Оба этих вида связей не обладают STDP-пластичностью.

Алгоритм классификации

После окончания обучения спайковой сети веса фиксируются (технически это обеспечивается установкой λ , равной нулю). В качестве выхода сети в ответ на входную аудиозапись рассматривается вектор количества спайков, испущенных каждым из нейронов сети.

Эффективность преобразования аудиозаписей спайковой сетью оценивается по точности классификации их традиционным классификатором, обучаемым на выходах спайковой сети в ответ на аудиозаписи тренировочной выборки, и затем тестируемым на выходах сети на тестировочной выборке. В качестве классификатора использовалась Support Vector Machine (SVM) с ядром RBF (radial basis function, или Гауссовское ядро), ввиду ее интерпретируемости, а также метод k Nearest Neighbours (kNN).

Точность оценивалась по метрике F1, усредненной по классам аудиозаписей со взвешиванием по количеству аудиозаписей в каждом из классов. Поскольку набор данных FSDD имеет фиксированные тренировочную и тестировочную выборки, кросс-валидация не проводилась, а диапазон разброса точностей оценивался по 5 запускам обучения классификатора и составила около 5 % для всех последующих экспериментов.

Классификация по входным спайковым последовательностям

Предварительно, в качестве отправной точки для сравнения, классификатор был обучен на количествах спайков входных генераторов, генерируемых методом `speech2spikes` (таким образом, аудиозапись описывается вектором целых чисел размерности 40). Точность на тестовой выборке приведена в таблице 1 в строках «по количеству входных спайков».

Таким образом, в количестве спайков, генерируемых методом `Speech2Spikes`, содержится достаточно информации для классификации, хотя и с точностью, меньшей, чем достигают на этом наборе данных в литературе. Это подтверждает возможность использования количества спайков нейронов сети в качестве ее выхода.

Оптимизация гиперпараметров

Подбирались как параметры классификаторов (независимо для каждого эксперимента), так и гиперпараметры спайковой сети, описанные в предыдущих разделах. Для подбора гиперпараметров использовался алгоритм `Tree Parsen Estimator (TPE)` из библиотеки `Optuna` [8]. Настраиваемые гиперпараметры и диапазоны их поиска были следующими:

- `size`: ширина сети (64 – 512);
- `depth`: глубина сети (1 – 5);
- $W_{\max}$: максимальный вес синапсов (0.5 – 1.5);
- k_{input} : плотность связи входной группы с основной (10^{-4} – 10^{-2});
- k_{inter} : плотность связи нейронов друг с другом (0.1 – 2);
- λ : константа обучения (10^{-4} – 10^{-1});
- α : параметр депрессии STDP (0.75 – 2);
- τ : временное окно STDP (1 мс – 20 мс);
- $\mu_{\text{plus}}, \mu_{\text{minus}}$: параметры зависимости от веса (0 – 1);
- $\tau_{\text{ex}}, \tau_{\text{in}}$ были зафиксированы равным 0.5 мс и 1 мс соответственно.

Для каждого набора гиперпараметров модель обучалась на 10% случайной подвыборке исходного датасета, после чего записывались выходы нейронов популяции ОГ на всем наборе данных, и проводилась 5-фолдовая кросс-валидация с использованием двух классификаторов: SVC ($C = 500$, ядро RBF) для оценки линейной разделимости признаков и kNN ($k = 5$) для анализа кластерной структуры данных.

Оптимизируемой метрикой служило среднее значение `accuracy score` по всем фолдам для обоих классификаторов. Такой подход позволял ком-

плексно оценить как линейную разделимость полученных признаков (по показателям SVC), так и их пространственную кластеризацию (по показателям kNN). Использование классических метрик кластеризации оказалось затруднено, поскольку данные разбиваются на большее число кластеров, чем число классов.

Наилучший результат (испытание №74 из 100) достиг средней точности 0.705, демонстрируя 0.803 для SVM и 0.607 для kNN, при общем количестве STDP синапсов 5336 в данной конфигурации.

Результаты

С полученными гиперпараметрами спайковая сеть была обучена на полной обучающей выборке. Полученная взвешенная мера F1 приведена в табл. 1 в строках «классификация по выходам обученной SNN».

Таблица 1

Точность классификации FSDD по выходам спайковой сети и, для сравнения, по различным комбинациям выходов обученной и необученной спайковой сети и количества входных спайков

Классификатор	По чему проводилась классификация	Гиперпараметры	F1
<i>SVM</i>	по выходам обученной SNN	C = 500; ядро = RBF	0.92
<i>kNN</i>		5 соседей	0.85
<i>SVM</i>	по кол-вам входных спайков	C = 5; ядро = RBF	0.89
<i>kNN</i>		5 соседей	0.84
<i>SVM</i>	по выходам необученной SNN	C = 100; ядро = RBF	0.89
<i>kNN</i>		5 соседей	0.87
<i>SVM</i>	по выходам необученной SNN и кол-вам входных спайков	C = 100; ядро = RBF	0.95
<i>kNN</i>		5 соседей	0.89

Подобранные значения гиперпараметров и оценки их важности приведены в табл. 2.

Таблица 2

Подобранные значения гиперпараметров и их важность

Параметр	Важность	Значение
size	0.28	451
τ	0.24	12.96 мс

Параметр	Важность	Значение
α	0.19	0.795
k_{input}	0.13	0.00862
k_{inter}	0.09	0.928
w_{max}	0.03	1.475
μ_{minus}	0.02	0.982
depth	0.01	5
μ_{plus}	< 0.01	0.065
λ	< 0.01	0.0195

Анализ влияния STDP

Для оценки влияния STDP на результат классификации обучение классификатора проводилось также на объединении выходов генераторов с выходами спайковой сети при начальных весах, без обучения спайковой сети. Полученные точности приведены в строках «по выходам необученной SNN» табл. 1.

Обсуждение результатов

Различия между точностями, достигнутыми kNN и SVM при классификации выходов обученной и необученной спайковой сети, не превышают погрешность в 5 % от запуска к запуску и поэтому не могут рассматриваться как значимые. При этом эта погрешность вызвана неустойчивостью классификатора, а не спайковой сети, поскольку наблюдается и между запусками обучения классификатора на выходах одной и той же спайковой сети.

В то же время, использование при классификации одновременно выходов нейронов спайковой сети и количеств входных спайков, сгенерированных speech2spikes, повышает точность до 95 %, что значительно отличается от 89%, достигаемых при обучении на одних только входных количествах спайков; это подтверждает, что спайковая сеть извлекает из аудиоданных полезные признаки, облегчающие их дальнейшую классификацию.

Таким образом, проведенные численные эксперименты показывают эффективность предложенного подхода с кодированием аудиосигнала методом speech2spikes и последующим его преобразованием спайковой нейронной сетью. При этом декодирование по количеству спайков позво-

ляет достичь конкурентоспособной точности классификации произнесенных цифр на датасете FSDD.

Полученная точность на одном уровне с достигнутой спайковой сетью в предыдущей работе [7], табл. 3, при этом по сравнению с ней количество синаптических связей в предложенной спайковой сети удалось сократить с порядка 100 тысяч до 5–10 тысяч благодаря топологии, в которой синаптические связи формируются в зависимости от пространственной близости нейронов. Традиционным классификаторам с кодированием звука мел-кепстральными признаками предложенная сеть уступает в точности, но преимуществом ее является вычислительная простота speech2spikes, в то время как размерность входного представления данных приблизительно совпадает (40 и 30).

Рассматриваемая спайковая нейронная сеть по топологии сходна с Liquid State Machine (LSM), отличаясь в том, что синаптические веса устанавливаются под действием пластичности STDP. Но в то время, как LSM предназначена для преобразования входных данных в пространство большей размерности, в котором их проще будет разделить декодирующей, в данной работе декодирущик используется, чтобы продемонстрировать, что выходы спайковой сети содержат информацию, достаточную для решения классификационной задачи. Разработка полностью спайковой модели для решения задач классификации звуков, закодированных методом speech2spikes, остается задачей для дальнейшего исследования.

Таблица 3
Сравнение точностей классификации FSDD предложенным методом и различными методами из литературы [7]

Метод	F1
SNN с кодировкой MFCC	0.93
Предложенная SNN с кодировкой Speech2Spikes	0.92
Random Forest с кодировкой MFCC	0.96
kNN	0.97
SVM	0.95
MLP	0.90

Выводы

Проведенное исследование подтвердило эффективность комбинации метода кодирования звука Speech2Spikes и спайковой сети, продемонстрировав точность 0.92 на наборе данных FSDD по взвешенной мере F1

при декодировании по количеству спайков. Это показывает принципиальную пригодность предложенного подхода к обработке звука спайковыми сетями для потенциального создания энергоэффективных нейроморфных систем обработки речи. Разработка полностью спайкового способа декодирования, а также применение к более сложным классификационным задачам, является целью дальнейшего исследования.

Благодарности

Работа выполнена при поддержке гранта Российского научного фонда №23-11-00260, <https://rscf.ru/project/23-11-00260/>.

Список литературы

1. Meffin H., Burkitt, A.N. & Grayden, D.B. An Analytical Model for the ‘Large, Fluctuating Synaptic Conductance State’ Typical of Neocortical Neurons In Vivo. *J Comput Neurosci* 16, 159–175 (2004). <https://doi.org/10.1023/B:JCNS.0000014108.03012.81>.
2. Guetig et al. (2003). Learning input correlations through nonlinear temporally asymmetric hebbian plasticity. *Journal of Neuroscience*, 23:3697-3714 DOI: <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.23-09-03697.2003>.
3. Rubin J., Lee D., Sompolinsky H. (2001). Equilibrium properties of temporally asymmetric Hebbian plasticity. *Physical Review Letters*, 86:364-367. DOI: <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.86.364>.
4. Song S., Miller KD., Abbott LF (2000). Competitive Hebbian learning through spike-timing-dependent synaptic plasticity. *Nature Neuroscience* 3(9):919-926. DOI: <https://doi.org/10.1038/78829>.
5. Van Rossum MCW, Bi G-Q, Turrigiano GG (2000). Stable Hebbian learning from spike timing-dependent plasticity. *Journal of Neuroscience*, 20(23):8812-8821. DOI: <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.20-23-08812.2000>.
- Kenneth Michael Stewart, Timothy Shea, Noah Pacik-Nelson, Eric Gallo, and Andreea Danielescu. 2023. Speech2Spikes: Efficient Audio Encoding Pipeline for Real-time Neuromorphic Systems. In *Proceedings of the 2023 Annual Neuro-Inspired Computational Elements Conference (NICE '23)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 71–78. <https://doi.org/10.1145/3584954.3584995>.
7. Рыбка Р.Б., Власов Д.С., Манжуров А.И., Серенко А.В., Сбоев А.Г. Спайковая нейронная сеть с локальной пластичностью и разреженной связью для классификации аудио // *Известия вузов. ПНД*. 2024. Т. 32. № 2. С. xxx–xxx. DOI: 10.18500/0869-6632-003094. EDN: QTJDPC.
6. Takuya Akiba, Shotaro Sano, Toshihiko Yanase, Takeru Ohta, and Masanori Koyama. 2019. Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework. In *KDD*.

Секция 5

Нейронные сети в компьютерном зрении и сенсорных системах

Г.С. ВОРОНКОВ

Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова
av13675@yandex.ru

В ПОИСКЕ НЕЙРОФИЗИОЛОГИЧЕСКОГО ФУНДАМЕНТА, ОБУСЛОВЛИВАЮЩЕГО ХАРАКТЕРИСТИКИ СУБЪЕКТИВНОГО ЗРИТЕЛЬНОГО ОБРАЗА ПРОСТРАНСТВА. ЧАСТЬ II

Продолжен анализ феноменов субъективного зрительного образа (СЗО), **связанных с движениями глаза** – изучены феномены, в которых СЗО проявляет свойство **смещаться** (вместе со смещением взора в условиях неподвижности головы). Показано, что это свойство СЗО находит объяснение в тех же терминах, содержание которых описано автором ранее в представлении о нейрофизиологическом механизме, объясняющем феномен **константность восприятия пространства** (в котором, как известно, СЗО **не смещается** во время смещения взора).

***Ключевые слова:** субъективный зрительный образ, сетчаточное и оптическое изображения, движения глаза, константный экран.*

Введение с постановкой задачи

Быстрые движения глаза при неподвижной голове (саккады) отсутствуют у низших позвоночных (Н/П); **в этом аспекте** их глаз¹ можно назвать «неподвижным». За период, пока глаз неподвижен, **оптическое изображение (ОИ) актуального зрительного пространства (АЗП)**², создавая **сетчаточное изображение (СИ) ОИ**, «отпечатывается» на рецепторном поле сетчатки **однократно**; при этом каждая из точек **данного ОИ** «отпечатывается» у этих животных на одном и том же («своем») рецепто-

¹ В статье рассматривается только **монокулярное** зрение.

² Расшифровку сокращений см. также в подписи к рис. 1.

ре СИ во время всего периода, пока зрительная рамка¹ не сместится по **реальному зрительному пространству** (РЗП)).

У высших позвоночных (В/П) – речь о млекопитающих из отрядов хищные и приматы, в том числе о человеке – одно и то же ОИ (ОИ, пока зрительная рамка неподвижна) отпечатывается на перемещающейся (саккадами) под ним сетчатке несколько раз (во время каждой фиксации взора). Это означает, что при каждой фиксации взора каждая из точек данного стабильного² ОИ отпечатывается на «новом» рецепторе сетчатки³.

Казалось бы, из описанного **изменяющегося** соответствия рецепторов сетчатки точкам данного ОИ следует, что у В/П при каждой новой фиксации взора происходит изменение («смещение») СИ и, в итоге, – изменение воспринимаемой картинка АЗП, изменение («смещение») СЗО. Однако воспринимаемая картинка АЗП, другими словами СЗО, во время быстрых движений глаз остается **константной, стабильной**. Представление о возможном механизме, благодаря которому обеспечивается эта **стабильность СЗО у В/П**, широко известная как феномен «константность зрительного восприятия пространства» (фКВП), описано, в частности, в наших работах [1, 2, 3]⁴.

В настоящей же статье описываются и анализируются феномены, в которых СЗО (или составная часть СЗО) у В/П **смещается** при движении сетчатки относительно ОИ = АЗП (в отличие от проявляемой стабильности СЗО в фКВП). Проведенный в работе анализ показал, что проявления этих **смещений СЗО** находят объяснение, тем не менее, в тех же терминах, нейрофизиологическое содержание которых описано в названных выше работах, описывающих механизм **стабильности СЗО** (фКВП).

Феномены со смещением СЗО (при движении глаза) анализируются в Основном тексте статьи в терминах **парадигмы мКЭ-КЭ** с привлечением понятия **реперное положение глаза** (РПГ), введенного в работе [1], т.е., –

¹ Зрительная рамка – по большому счету, это линия глазницы, ограничивающая телесный угол АЗП (рис. 1).

² Смещение луча взора внутри зрительной рамки практически не изменяет ОИ АЗП – так же, например, как не изменяет ОИ «картинки» в окне смещение луча взора по площади окна (при рассматривании окна с достаточного расстояния).

³ Для большей наглядности, в этом описании опущен ряд характеристик движений глаза, менее принципиальных для проводимого здесь анализа.

⁴ Суть механизма, описываемого в этих [1, 2, 3] работах, в том, что он обеспечивает после каждого скачка взора (во время стабильности зрительной рамки) попадание **активности** от каждой точки **ОИ** в один и тот же («свой») нейрон в так называемом **константном экране (КЭ)**; кандидатом на роль КЭ предполагается поле V-1 зрительной коры.

в терминах **парадигмы мКЭ-КЭ-РПГ**¹. Отметим также, что в парадигме мКЭ-КЭ-РПГ находит объяснение ряд других феноменов СЗО, связанных с движениями глаза и памятью; описание и анализ этих феноменов не приводятся в настоящей статье из-за лимита на ее объем.

Поскольку в ходе настоящей работы имело место только усиление понимания значимости понятия РПГ, Основной текст статьи начинается с его (РПГ) дополнительного описания. В ниже следующих здесь абзацах названы феномены, анализируемые в Основном тексте.

Известен феномен движение **последовательного образа** вместе с взором. В настоящей статье он именуется как «**движение последовательного образа**» (фДвПО); в результате анализа в терминах парадигмы мКЭ-КЭ-РПГ представление о нейрофизиологическом механизме фДвПО получает трактовку, отличающуюся от общепринятой.

Хорошо известно свойство СЗО смещаться при легком надавливании на глазное яблоко; в настоящей статье это свойство именуется как **феномен сдвиг СЗО** (фСдСЗО). В то же время, автору не известны исследования, в которых фСдСЗО описывался бы подробно и давалось общепринятое представление о его нейрофизиологическом механизме.

Результаты проведенного анализа этих феноменов СЗО кратко обсуждаются, главным образом, в психофизиологическом аспекте.

Первый рисунок в статье (рис. 1), взят из предыдущей статьи автора [1]. Повторение рисунка обусловлено компактным расположением в нем структур, которые вместе с расшифровкой их сокращенных названий описываются и используются (в том же значении) в настоящей статье.

Основной текст

(1). *Реперное положение глаза (РПГ)*. Обоснования, достаточные для введения понятия РПГ в парадигму мКЭ-КЭ, подробно описаны в предыдущей работе автора [1]. Анализ феноменов, проведенный в настоящей работе, только усилил (как уже отмечено во Введении) понимание значимости понятия РПГ.

Так, в настоящей работе понятие «**реперная сетчатка**» (*сетчатка в период РПГ*) имеет, по сути, **ключевое значение** в объяснении свойства СЗО **сдвигаться**; особенно «наглядно» это значение (как ключевое) проявилось при анализе фСдСЗО (см. (3)).

¹ **Парадигма мКЭ-КЭ-РПГ**. Так, для краткости, будем именовать в данной статье упомянутое выше представление о нейронной организации, которая обеспечивает фКВП; мКЭ – механизм КЭ; КЭ – константный экран; РПГ – реперное положение глаза.

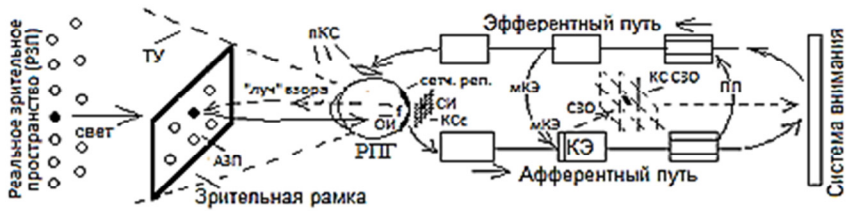


Рис. 1. Схема кольца соответствий (в зрительной системе) в процессе **репрезентации/воспроизведения** характеристики «координаты» точечного светового источника.

РЗП – реальное зрительное пространство; АЗП – актуальное зрительное пространство; ТУ – телесный угол АЗП; РПГ – реперное положение глаза; ОИ – оптическое изображение; сетч. реп. – сетчатка во время РПГ (ей соответствует УРС – условная реперная сетчатка, см. текст (1)); f – фовеа; СИ – сетчаточная проекция (отпечаток) ОИ; КСс – координатная система сетчатки; КС СЗО – координатная система (КС) субъективного зрительного образа (СЗО); КЭ – константный экран; МКЭ – механизм КЭ (эфферентный «избирательный включатель» сетчаточных входов на нейронах КЭ); ПП – «прямой путь»; пКС – полярная КС

Кроме того, «реперная сетчатка» обеспечивает сохранение за сетчаткой у В/П важной ее функции (как и у сетчатки Н/П) – «быть первоисточником КС» [1], к которой приравнены все остальные КС, так или иначе связанные с зрительной системой. Рассмотрим это положение. В отношении Н/П, помимо тезиса, что все КС **зрительной системы** приравнены к КС рецепторов сетчатки, справедливо также, что к КС рецепторов сетчатки приравнена также КС ОИ (= КС АЗП) – поскольку точки ОИ «привязываются» к координатам тех рецепторов сетчатки, на которых эти точки «отпечатываются» [1]. Кроме того, у Н/П к КС сетчатки «привязана» КС глазницы (с учетом масштаба) – поскольку, как отмечено во Введении, у Н/П глаз «неподвижен»; в свою очередь, с КС глазницы (и головы) связаны нейронные КС всех двигательных систем тела, участвующих в достижении животным **зрительной цели** (добычи, к примеру). Таким образом, у Н/П зрительная цель представлена, по сути, во всех КС (связанных так или иначе с зрением) в координатах КС рецепторов сетчатки; КС рецепторов сетчатки у Н/П имеет, таким образом, статус «первоисточника координат» зрительных целей (см. [1]).

У всех же рецепторов сетчатки у В/П **происходит** с каждой саккадой одновременное (и одинаковым образом) **изменение (смещение) их координат относительно глазницы** (то же – и у всех точек ОИ, см. выше) и, следовательно, соотношение КС сетчатки (= КС ОИ) с КС двигательных систем **изменяется** с каждой саккадой. Казалось бы, эта нестабильность

КС сетчатки у В/П лишает ее статуса «**быть первоисточником координат**», который характеризует КС сетчатки у Н/П. Тем не менее, это не совсем так – см. ниже.

У В/П статус (функцию) «первоисточника координат» обретает связка «сетчатка/КЭ»; проекция сетчатки в КЭ у В/П выступает как специализированный дублер сетчатки. Действительно, КС у проекции сетчатки в КЭ **соответствует** КС рецепторного поля **реперной** сетчатки¹ – то есть, сетчатки, когда глаз находится в **реперном** положении² [1]; это **соответствие** сохраняется (благодаря работе МКЭ) весь период, пока зрительная рамка неподвижна, несмотря на саккады (быстрые движения глаза) – ибо, МКЭ обеспечивает такую же проекцию зрительных рецепторов в КЭ, какую имеет проекция сетчатки как если бы глаз находился все это время (время стабильности рамки) в реперном положении. Благодаря константности (стабильности) своей КС, реперная сетчатка обеспечивает константность всех приравненных к ней остальных КС, связанных с зрением, – так же, как последние приравнены у Н/П к КС их «неподвижной» сетчатки.

Реперная сетчатка как эмерджентный элемент. «Реперную сетчатку» можно рассматривать, по сути, как эмерджентный (с **качественно** новым свойством) элемент (элемент с качеством «условность», см ниже) в организации зрительной системы у В/П (в сравнении с зрительной системой у Н/П). Действительно, поскольку моменты реального РПГ сравнительно редки и непродолжительны (в то время как реперный характер проекции ОИ в КЭ сохраняется, благодаря работе МКЭ, стабильным все время, пока стабильна рамка) проекция сетчатки в КЭ является большее время «**лишь** такой, как у реперной сетчатки», т.е. является **условно** реперной (или, *виртуальной*). В этой связи, проекцию сетчатки в КЭ (т. е. сетчатку, реализуемую нейронами КЭ) во время движений луча зрения (в стабильной зрительной рамке) можно назвать **условной реперной сетчаткой** (УРС), тогда как в краткие периоды реального РПГ – просто **дублером сетчатки**.

¹ Благодаря существованию прямого пути рецепторы – ганглиозные клетки (по Хьюелу, 1990 – ссылку см в [1])

² Реально, естественным образом установленное реперное положение глаза (РПГ) имеет **место только** в моменты, когда **не** происходит волевых и поисковых смещений направления луча зрения **естественным** образом (то есть, активностью эфферентной системы), когда **корректирующая** работа МКЭ равна нулю, когда глаз занимает в таких условиях свое **постоянное (сформированное в онтогенезе)** положение в глазнице (что только и имеет место у Н/П – из-за «неподвижности» их глаза и отсутствия у них МКЭ).

2). *Свойства СЗО, проявляющиеся в феномене движение послеобраза (фДвПО)*. Объект, являющийся источником яркого сравнительно продолжительного света, как бы запечатлевается (отсюда название «послеобраз» – ПО) на некоторое время на рецепторном поле сетчатки (в виде части сетчаточного негативного изображения – чСИ). Эта чСИ может восприниматься как при закрытом, так и при открытом глазе как составная часть СЗО; если при этом совершать произвольные естественные смещения луча зрения, то запечатленный ПО видится как **перемещающийся** вместе со зрением. Когда глаз открыт, голова неподвижна, а общее освещение слабое, ПО видится как его (ПО) проекция, например, на листе бумаги, **движущаяся** со зрением по стабильному фону (СЗО) листа; при отдалении экрана (листа) от глаза «проекция» ПО увеличивается в размере; в полной темноте восприятие ПО как «проекция на экране», как и следует ожидать, исчезает; при **искусственном** сдвиге луча зрения, например, при надавливании на глазное яблоко, ПО **не сдвигается**, в отличие от «фонового» СЗО (см. (3)).

Перемещение ПО вместе с естественным образом смещаемым зрением имеет, некоторое сходство с перемещением (вместе с лучом зрения) **области наилучшего видения** (т.е., «проекции» фовеа) по АЗП (в фКВП; [1]). В обоих случаях эти **перемещения** (перемещение ПО и перемещение «проекции» фовеа) происходят по **стабильному СЗО (=АЗП)** в целом. Эта кажущаяся парадоксальной характеристика СЗО – одновременно проявлять свойство стабильности и свойство смещаться – находит объяснение в рамках парадигмы МКЭ-КЭ-РПГ. Это объяснение дается в подписи к рис. 2¹; комментарии к нему см. ниже.

В отличие от случая с фовеа, на рецепторах которой при каждом новом зоре «отпечатывается» новый участок ОИ, **в случае с ПО последнее** не имеет места – **ибо**, «картинка» ПО (чСИ-послеобраз) создается все время одними и теми же рецепторами, чСИ-послеобраз (как запечатленный на сетчатке) теперь не зависит от смещения самой сетчатки. Последнее демонстрируется **отсутствием** картинки ПО в участке 2 в ОИ и **сохранением** ее в участке 2 в СИ на рис. 2, Б.

Можно также видеть (на этом же **рис. 2 Б**), что проекция ПО в **КЭ** после смещения зора сдвинулась на один шаг (из точки 2 в точку 1) по сравнению с проекцией ПО в **КЭ** на **рис. 2 А**. Избирательное **смещение проекции ПО (по отношению к остающейся стабильной проекции ОИ)** произошло в **КЭ** за счет работы МКЭ. Это **смещение проекции ПО в**

¹ В случае с фовеа объяснение этого парадокса дано в [1].

КЭ (на фоне стабильной проекции ОИ) и проявляется в восприятии как движение ПО вместе со зрением (в том числе, по фоновому СЗО экрана).

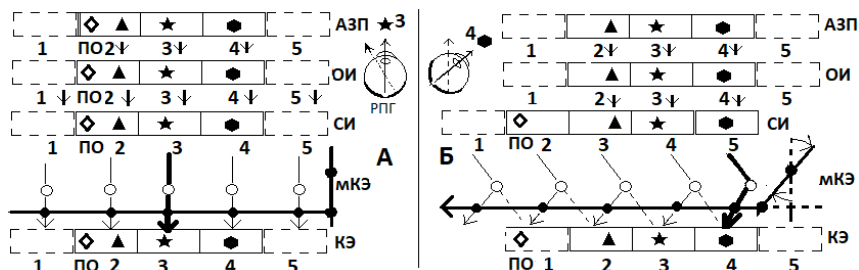


Рис. 2. Диаграммы (А и Б) к объяснению причин фДВПО и фСдСЗО.

На А : глаз находится в **реперном положении (РПГ)**, зор направлен в АЗП на звездочку, искусственный сдвиг зора – пунктирная стрелка; участки 2, 3 и 4 ОИ (= АЗП) отпечатываются на сетчатке, создавая СИ (в виде активированных участков 2, 3 и 4, соответственно); эти участки СИ проецируются в реперные (по определению) участки 2, 3 и 4 в КЭ, соответственно; ПО создается на участке 2 АЗП (= ОИ), благодаря яркому свету от объекта «ромб», этот участок 2 ОИ проецируется в соответствующий участок 2 СИ и затем в участок 2 в КЭ.

На Б : после окончания засвета (от объекта «ромб») зор направлен (естественным способом) в АЗП на участок 4 (при этом СИ с ПО, запечатленным на участке 2) сдвигается влево (относительно ОИ); участок ОИ 2 (уже без ПО), а также участки 3 и 4 ОИ отпечатываются теперь на участках 3, 4 и 5 СИ, соответственно; МКЭ «переводит стрелки проекций»¹ в направлении смещения сетчатки – поэтому ПО из СИ проецируется в КЭ в участок 1, тогда как участки 2, 3 и 4 ОИ проецируются в КЭ снова в участки 2, 3 и 4, соответственно. В итоге, на Б проекция ПО в КЭ оказывается избирательно смещенной относительно проекции ОИ, которая осталась в КЭ на прежних участках (сравни с А). Толстой стрелкой обозначена проекция из фовеа. Значения сокращений см. в подписи к рис. 1. Комментарии (и объяснение отношении фСдСЗО) см. в тексте

Понятно также, почему ПО не смещается вместе с **искусственно** смещаемым лучом зора (например, при надавливании на глазное яблоко). Действительно, **искусственное смещение зора** происходит без воздействия со стороны эфферентной системы (следовательно, без участия МКЭ); поэтому проекция ПО из СИ в КЭ остается **не смещенной** (так же,

¹ На рис. 2 А и Б МКЭ изображен как «переводящее стрелки **механическое** устройство»; в [1, 2, 3] МКЭ описывается, естественно, как нейронное устройство.

как на рис. 1 А); это и обуславливает восприятие ПО стабильным. Это (восприятие ПО стабильным) имеет место как при закрытом, так и открытом глазе. В последнем случае **искусственный** сдвиг луча зрения сопровождается сдвигом фонового СЗО экрана (относительного стабильной «проекции» ПО); о причине сдвига СЗО экрана см. в (3).

(3). *Свойства СЗО, проявляемые в феномене сдвиг СЗО (фСдСЗО).* В случае фКВП нейрофизиологическим фундаментом, обеспечивающим стабильность СЗО является (согласно [1-3]) стабильность проекции ОИ на нейронах КЭ (т.е., в УРС (см. (2))).

В случае же фСдСЗО СЗО проявляет себя как **сдвигающееся СЗО**; сдвиг СЗО происходит при легком надавливании на глазное яблоко – это **1-е (и основное) свойство СЗО**, проявляемое в фСдСЗО.

Направление **искусственно** произведенного (надавливанием) сдвига СЗО является (как показывает простое наблюдение) зависимым от направления и величины скоса глаза, предварительно осуществленного естественным образом. Так, при одном и том же направлении вектора надавливания сдвиг СЗО может произойти как в направлении скоса, так и навстречу ему – это **2-е свойство СЗО**, проявляемое в фСдСЗО.

Во время **искусственно сдвинутого** зрения можно дополнительно смещать зор **естественным образом**. При этом стабильность искусственно **сдвинутого** СЗО сохраняется так же, как сохраняется стабильность СЗО во время естественного смещения зора **в норме** – это **3-е свойство СЗО**, проявляемое в фСдСЗО.

1-е свойство СЗО. При надавливании (и его удерживании) положение глаза в глазнице становится другим. Этот очевидный факт позволяет предполагать, что при этом **прежнее** РПГ (пРПГ) заменяется другим, новым **искусственным** РПГ (нРПГ). Действительно, при нРПГ сетчатка оказывается несколько сдвинутой относительно того же ОИ, и рецепторы прежнего СИ получают теперь активность от новых (не от «прежних») точек того же ОИ; таким образом, на прежние, открытые, благодаря работе МКЭ, входы к нейронам КЭ (эти входы сохраняют прежнее открытое состояние и во время искусственного сдвига зора) поступает теперь активность от других точек ОИ. Таким образом, **нейроны УРС (= КЭ) в случае нРПГ получают активность не от прежних «своих» точек ОИ, а от других (как бы сдвинутых) точек того же ОИ**; этот сдвиг (фактически, – сдвиг КС КЭ относительно прежней КС КЭ) и проявляется в виде фСдСЗО. Иллюстрацией к этому объяснению фСдСЗО может служить тот же рис. 2. Действительно, если МКЭ на рис. 2, Б не будет задействован (что и имеет место при искусственном сдвиге луча зрения), то, в итоге, ОИ-

проекция в КЭ (в УРС) окажется сдвинутой (по сравнению с таковой на рис. 2, А).

Это **сделанное выше** объяснение фСдСЗО имеет, с одной стороны, веское (на наш взгляд) подтверждение в самом проявлении 3-го свойства СЗО (см. выше), и одновременно, с другой стороны, является **также и объяснением** этого 3-го свойства – ибо, это сделанное выше объяснение не предполагает какого-либо изменения в работе самого МКЭ.

2-е свойство СЗО. Это свойство свидетельствует, что фСдСЗО обусловливается не только простым (из-за надавливания) смещением луча взора. Действительно, при **надавливании** луч взора может смещаться только **в направлении** этого вектора; СЗО же может при **этом** сдвигаться и навстречу вектору (см.. выше). Для объяснения этого свойства обратимся снова к рис. 2. Можно видеть (из сравнения Б с А), что итоговый сдвиг проекции ОИ в КЭ происходит относительно «нулевого направления луча взора» (то есть, относительно его направления при РПГ). Этот сдвиг может быть, в частности, как вправо, так и влево – в зависимости от суммы углов естественного и искусственного сдвигов луча взора. В опыте (который легко доступен каждому наблюдателю) действительно проявляется сильная зависимость величины и направления сдвига СЗО (в фСдСЗО) как от величины и направления предварительного скоса глаза, так и от величины и направления вектора надавливания. Таким образом, 2-е свойство СЗО в фСдСЗО находит объяснение в парадигме МКЭ-КЭ-РПГ, – благодаря имеющегося в ней понятию РПГ.

Обсуждение с заключениями

Проведенный в статье анализ показал следующее. 1) Феномены фДвПО и фСдСЗО **находят** объяснение в терминах парадигмы МКЭ-КЭ-РПГ (при этом – без привлечения понятия «проприоцепция»). 2) В парадигме МКЭ-КЭ-РПГ находят объяснения в нейрофизиологических терминах такие, в том числе проявляющиеся в СЗО, характеристики зрительной системы, как: **априорность**¹ (она обусловлена генетически и онтогенезом соответствующих нейронных механизмов); дискретность (она характеризует, к примеру, саккады; ссылки см. в [1]); **условность** (она объективно представлена условной реперной сетчаткой (КЭ с МКЭ)); **субъективность**; **репрезентативное содержание** и другие. 3) Результаты анализа **увеличили количество** характеристик СЗО, объясняемых в терминах парадиг-

¹ Это понятие коррелирует, по крайней мере в ряде случаев, с понятием «опережающее возбуждение», введенным П. К. Анохиным [4].

мы МКЭ-КЭ-РПГ; тем самым СЗО еще теснее «привязывается» к структурам, обозначаемым как «МКЭ» и «КЭ». 4) Тем не менее, как и в статье [1], автор полагает, что нет оснований ожидать, что робот, наделенный технически реализованными МКЭ и КЭ, будет испытывать еще и «ощущение» – СЗО; в этой же работе [1] высказано предположение о связи понятия «ощущение» с понятием «живое». В этой связи, «обращает на себя внимание» обстоятельство, что круг соответствий «восприятие/воспроизведение» (рис. 1) содержит, фактически, все элементы «функциональной системы» (по П.К. Анохину); в отличие же от робототехнических систем, «функциональная система» характеризует именно живую систему (и тоже содержит необъясненные, по сути, пока оба понятия – «живое» и «ощущение»).

Список литературы

1. Воронков Г.С. В поиске нейрофизиологического фундамента, обуславливающего характеристики субъективного зрительного образа пространства. XXVI Международная научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2024»: Сборник научных трудов. Москва: МФТИ, Физтех. 2024. С. 203. 212. <https://istina.msu.ru/publications/article/703374143/>.
2. Воронков Г.С. Существует ли внутримозговой экран для субъективных зрительных образов. XXV Международная научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2023»: Сборник научных трудов. М.: НИЯУ МИФИ, 2023. С. 149–158. <https://istina.msu.ru/publications/article/618670550/>.
3. Воронков Г.С., Изотов В.А. Нейронный механизм константного экрана. XXII Международная научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2020»: Сборник научных трудов. М.: НИЯУ МИФИ, 2020. С. 112–119. <https://istina.msu.ru/collections/349970187/>.
4. Анохин П.К. Очерки по физиологии функциональных систем. М.: «Медицина» 1975, 448 с., ил.

Ю.А. МАЛЫШЕВ, С.А. ЛОБОВ, В.Г. ЯХНО

ФИЦ Институт прикладной физики им. А.В. Гапонова-Грехова

Российской академии наук

Национальный исследовательский университет им. Н.И. Лобачевского,

Нижний Новгород

u.malishhev@ipfran.ru

ИССЛЕДОВАНИЕ ВЕРСИИ АЛГОРИТМА РАСПОЗНАВАНИЯ ВИЗУАЛЬНЫХ ОРИЕНТИРОВ В БИОМОРФНОЙ СИСТЕМЕ НАВИГАЦИИ *

Рассматривается задача распознавания визуальных ориентиров в составе алгоритмов одновременного составления карты и определения местоположения (SLAM). При длительной работе данных систем происходит увеличение количества визуальных ориентиров, что увеличивает требования к объему памяти. Предложен, реализован и исследуется двухпроговый алгоритм распознавания визуальных ориентиров, который позволяет уменьшить количество визуальных ориентиров без существенных потерь в точности получаемой карты.

Ключевые слова: *системы одновременной локализации и картирования, интегрирование пути, ориентиры, нейронные сети.*

Введение

Навигация в пространстве является важным свойством живых организмов. Для изучения навигации живых систем возможно построение и изучение их вычислительных моделей. Одной из подобных моделей является RatSLAM [1, 2], основанная на представлениях о навигационных процессах в мозге грызунов. Данная система относится к биологически релевантным алгоритмам, для которых биологическое соответствие важнее метрической точности. Биоморфные модели позволяют существенно уменьшить требования к вычислительным и энергетическим ресурсам, особенно при использовании нейроморфных аппаратных вычислительных модулей [3]. Также сильной стороной биологически релевантных моделей является легкость добавления и изменения модальностей системы. [4]

* Данная работа профинансирована Министерством науки и высшего образования РФ в рамках государственного задания ИПФ РАН, проект №FFUF-2024-0037.

Одним из важнейших элементов алгоритмов SLAM (одновременного определения местоположения и составления карты) и конкретно RatSLAM является механизм замыкания циклов, позволяющий сбросить накопленную ошибку интегрирования траектории при попадании в известную область пространства. Данный механизм связан с решением задачи распознавания мест (place recognition), то есть определением текущего местоположения как одного из запомненных. Распознавание местоположения выполняется на основе данных различных сенсоров, установленных на объекте. Набор входных данных может быть различным, но часто используется изображение с видеокамеры.

Традиционно к данной задаче подходят как к поиску в базе данных изображений, наиболее близких в пространстве к запрошенному. Ключевым вопросом является описание изображения в таком виде, чтобы изображения со схожими описаниями были близки в пространстве, и наоборот.

Возможно применение различных описаний изображений, таких как непосредственные пиксельные данные изображения, ключевые точки на изображении [5], выходные значения искусственных нейронных сетей различной архитектуры [6], а также комбинации данных методов [7].

В классической реализации алгоритма RatSLAM в качестве описания изображений используются пиксельные данные сжатого изображения.

Однако для всех видов описаний с увеличением известной области пространства происходит увеличение количества известных изображений в базе данных, что приводит к увеличению необходимого объема памяти и вычислительных ресурсов.

В алгоритме RatSLAM данная проблема решается путем сохранения в базе данных только наиболее значимых изображений, то есть происходит потоковая кластеризация изображений. Применение данного алгоритма не зависит от источника описаний изображений, и может быть использовано с более современными описаниями, такими, как NetVLAD [6].

Квантование пространства для распознавания отдельных областей проводилось также в [8], однако там выполнялась классификация изображений по известным классам мест, а в RatSLAM выполняется кластеризация в процессе работы системы.

Однако возможно дополнительно улучшить размер карты и стабильность функционирования системы RatSLAM путем оптимизации модуля распознавания визуальных ориентиров и сокращения количества создаваемых визуальных ориентиров на траектории.

Данная работа является развитием исследований [9].

Постановка задачи и описание алгоритма

В системе RatSLAM задача распознавания визуальных ориентиров выполняется в модуле клеток локального вида. Основу данного модуля составляет набор изображений визуальных ориентиров с запомненными координатами в пространстве. При получении на вход нового изображения выполняется предобработка данного изображения, затем производится сравнение изображения со всеми известными изображениями визуальных ориентиров. Сравнение изображений выполняется путем вычисления метрики различия изображений, в качестве которой используется сумма абсолютных разностей интенсивностей пикселей изображений. В случае схожести нового изображения с каким-либо визуальным ориентиром (значение их метрики ниже порогового) оно распознается как данный визуальный ориентир. В случае если новое изображение существенно отличается от всех известных (значения метрик схожести со всеми визуальными ориентирами значение метрики выше порогового), оно сохраняется как новый визуальный ориентир с запоминанием текущих координат.

Количество различных визуальных ориентиров, полученных на конкретной последовательности кадров, зависит от величины порога распознавания. В случае низких значений порога количество визуальных ориентиров высоко и может достигать полного количества кадров в последовательности. При повышении порога возможно уменьшить количество визуальных ориентиров. Однако поскольку входные изображения могут либо распознаться как известный визуальный ориентир, либо сохраниться как новый, изображения, метрика различия которых от известных визуальных ориентиров меньше порога, но значительна (умеренно далекие изображения), также распознаются как данный визуальный ориентир. При этом могут происходить ложные замыкания циклов, приводящие к ухудшению точности карты пространства.

В оригинальной системе RatSLAM с данным недостатком боролись путем задания заведомо низкого значения порога метрики, что позволяло создавать дополнительные визуальные ориентиры на умеренно далекие изображения. Данные ориентиры не увеличивают точность карты, и часто распознаются только на том изображении, на котором они были созданы.

Другим выходом из данной ситуации может быть разделение процессов создания и распознавания визуальных ориентиров. При этом решение о создании новых визуальных ориентиров должно приниматься по более высокому значению порога метрики (порог создания), оставляя только существенно отличающиеся друг от друга визуальные ориентиры, составляющие узловые точки карт. Решение о распознавании изображения как

одного из существующих визуальных ориентиров должно приниматься по относительно низкому значению порога метрики (порог распознавания), позволяя распознавать как данный визуальный ориентир только действительно близкие к нему изображения. При этом появляется дополнительный вариант обработки при получении нового изображения, когда значение метрики находится между порогами. Это соответствует умеренно далеким изображениям. В таком случае данное изображение отбрасывается.

На рис. 1 приведена блок-схема предложенного алгоритма.

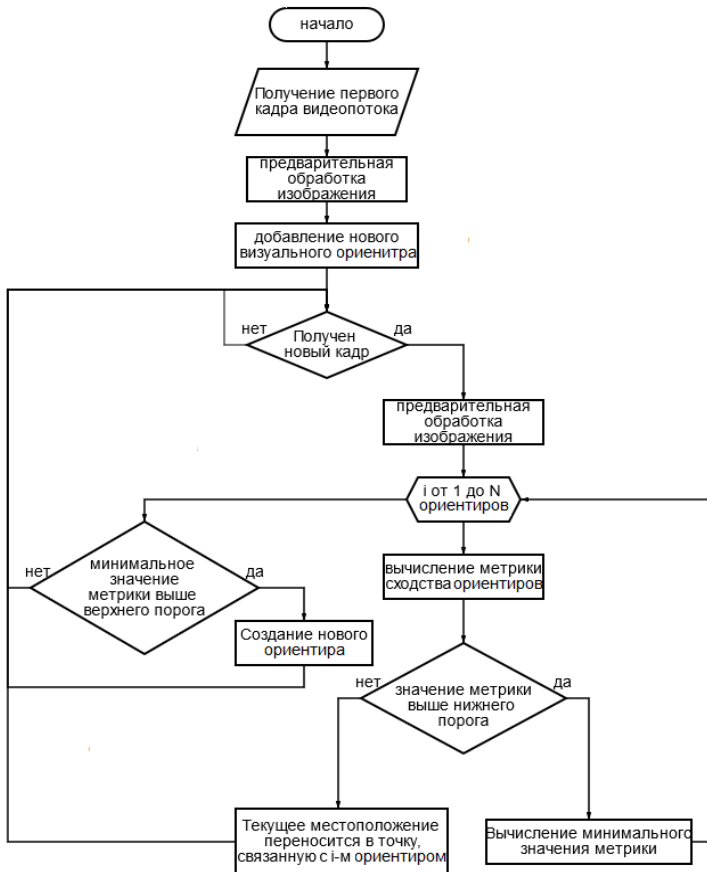


Рис. 1. Блок-схема предложенного алгоритма

На данную проблему также можно посмотреть также со стороны кластеризации. Распознавание и создание визуальных ориентиров может быть рассмотрено как задача кластеризации кадров входного видеопотока в пространстве интенсивностей пикселей изображения, при этом визуальным ориентирам соответствуют центроиды кластеров, а совокупность изображений, распознанных как данный визуальный ориентир – как совокупность точек, принадлежащих данному кластеру. Сумма абсолютных разностей пикселей, выбранная в качестве метрики различия изображений, соответствуют расстоянию городских кварталов [10] в пространстве интенсивностей пикселей. Порогу создания соответствует расстояние между центроидами кластеров, а порогу распознавания – радиус кластеров.

Таким образом, можно видеть, что в оригинальной системе RatSLAM расстояние между центроидами кластеров было равно радиусу кластеров. Это создавало значительную область неоднозначности распознавания. Однако в случае различных величин порогов возможно обеспечение линейной делимости кластеров.

Тестирование системы

Для тестирования систем SLAM используются наборы данных сенсоров, полученных с объектов, движущихся в пространстве по карте местности. Системы принимают на вход данные сенсоров и строят собственную оценку траектории движения объекта и карты местности, и далее производится сравнение оценки траектории, полученной в результате работы системы, с истинной траекторией.

В качестве набора данных в данной работе используется публичный набор данных KITTI, последовательности 00 и 02 [11], а также набор данных TUM RGB-D, последовательность fr2/pioneer_slam [12]. Наборы данных содержат кадры видеопотока, а также истинные траектории.

В качестве метрики для сравнения траекторий в данной работе применяется средняя абсолютная ошибка определения местоположения [12]. Абсолютная ошибка траектории (ATE – Absolute Trajectory Error) оценивается путем сравнения абсолютных расстояний между расчетной и истинной траекторией.

Для работы системы RatSLAM требуется сигнал одометрии, вычисляемый в наборе данных KITTI на основании кадров видеопотока. В данной работе в качестве модуля визуальной одометрии применяется модифицированная система ORB-SLAM 2 [9]. Набор данных TUM содержит сигнал одометрии, который непосредственно передается системе RatSLAM.

В работе применяется монокулярная визуальная одометрия. При этом размеры получаемой траектории выполнены в относительном масштабе.

Также было проведено тестирование системы ORB-SLAM3 на указанных наборах данных. На последовательности TUM данная система теряла локализацию, даже при использовании RGBD. Поэтому результаты тестирования ORB-SLAM3 на последовательности TUM в результатах не представлены. Также поскольку ORB-SLAM выполняет не только распознавание мест, но и остальные задачи SLAM, сравнение по потреблению памяти и использованию процессора с ним не выполняются.

Все тесты выполнены на ноутбуке с процессором Intel Core i3 11th Gen.

При проверке работы системы (усреднение по 3 запускам) были получены метрики, представленные в табл. 1.

Таблица 1

Метрики работы систем

Последовательность	Метрики	Параметры	Система		
			RatSLAM		Orb - SLAM3 mono
			Один порог	Два порога	
Kitti-00 один порог: sth = 0,075 два порога: sc = 0,15 sth = 0,085	ATE	Max	37,48	44,94	13,87
		Mean	18,76	18,26	7,59
		Median	19,16	16,39	7,05
		Min	4,67	2,88	0,71
	Количество визуальных ориентиров		2456	646	–
	Потребление памяти, МБ		246	244	–
	Использование процессора		33,4	27,8	–
	Размер карты, МБ		4,73	1,01	644,2
Kitti-02 один порог: sth = 0,075 два порога: sc = 0,15 sth = 0,085	ATE	Max	122,1	121,1	84,48
		Mean	24,27	25,48	30,27
		Median	22,23	24,29	25,29
		Min	8,43	6,89	7,09
	Количество визуальных ориентиров		2503	556	–
	Потребление памяти, МБ		246	235	–
	Использование процессора, %		28,2	25,3	–
	Размер карты, МБ		5,36	2,03	802,9

TUM fr2/pioneer_sla m один порог: sth = 0,03 два порога: sc = 0,05 sth = 0,03	ATE	Max	0,73	0,78	–
		Mean	0,38	0,39	–
		Median	0,38	0,35	–
		Min	0,05	0,01	–
	Количество визуальных ориентиров		326	149	–
	Потребление памяти, МБ		238	238	–
	Использование процессора		16,4	19,2	–
	Размер карты, МБ		861,3	406,1	–

На рис. 2 приведены графики, полученные в результате тестирования.

В верхнем ряду приведено распределение средней абсолютной ошибки локализации (нормирована на максимальную ошибку, показана яркостью) при различных величинах порогов создания (ось ординат) и распознавания (ось абсцисс) ориентиров. На главной диагонали представлен случай оригинальной системы, в которой пороги равны. Можно видеть, что на больших значениях порогов происходит рост ошибки, вызванный ошибочным распознаванием ориентиров. При уменьшении порога распознавания низкие значения ошибок восстанавливаются.

Во втором сверху ряду представлены срезы предыдущих графиков по главной диагонали (темно-серый график, соответствует оригинальной системе), а также отступая на четыре значения влево от главной диагонали (серый график). По оси абсцисс представлен порог создания, по оси ординат – величина абсолютной ошибки локализации. Можно видеть, что при различных порогах создания и распознавания рост ошибки начинается при существенно более высоких значениях порога создания.

В третьем сверху ряду представлены графики с предыдущего рисунка, но по оси абсцисс приведено количество ориентиров, созданных на траектории.

В нижнем ряду представлены графики зависимости размера карты от порога создания. Зависимость для оригинальной системы представлена темно-серыми графиками, для двухпороговой – серыми графиками. Можно видеть плавное снижение размера карты с ростом порога создания.

Далее приведены визуализации траекторий, полученных в результате тестирования. Пунктирные линии – истинные траектории, сплошные линии – оценка траекторий в результате работы системы, яркостью линий представлена величина ошибки.

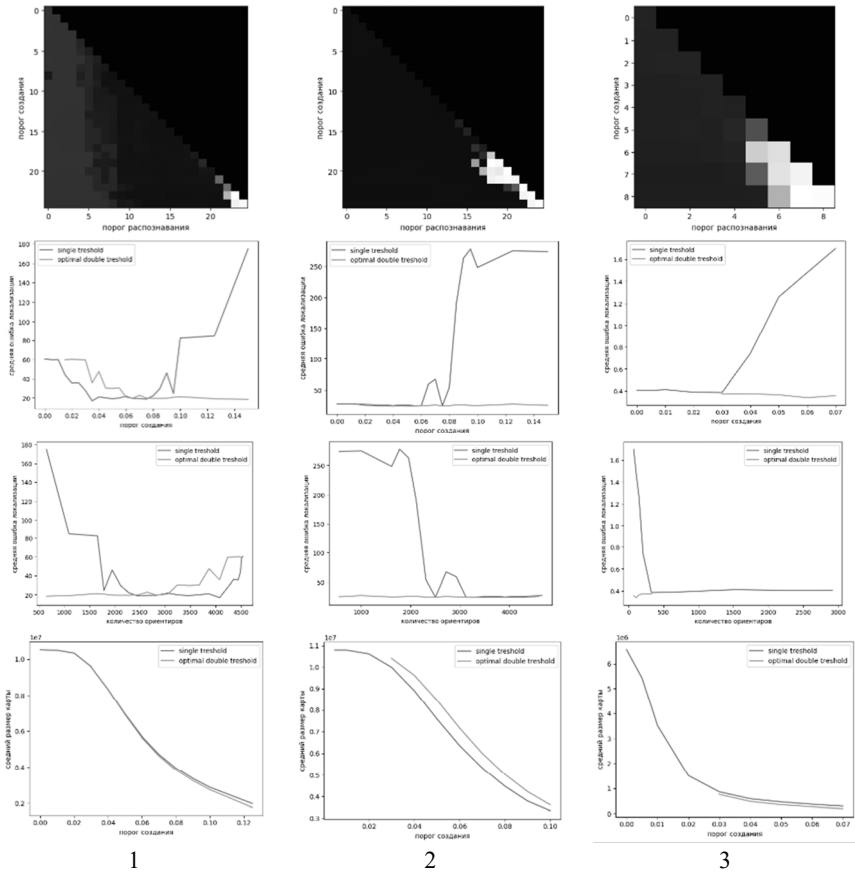


Рис. 2. Сверху вниз: распределение средней абсолютной ошибки локализации при различных величинах порогах создания и распознавания ориентиров, зависимость средней абсолютной ошибки локализации от величины порога создания визуального ориентира, зависимость средней абсолютной ошибки локализации от количества сохраненных визуальных ориентиров на траекториях Kitti 00 (1) и Kitti 02 (2) и TUM (3) при различных величинах порогах создания и распознавания ориентиров

На рис. 3 представлены примеры работы системы с одинаковыми критическими порогами (0,1 для Kitti 00, 0,08 для Kitti 02 и 0,05 для TUM). При поднятии порога выше критического начинаются ложные замыкания цикла и рост величины ошибки. При дальнейшем увеличении

порога учащаются ложные замыкания цикла теряется топологическое подобие карты и реального пространства.

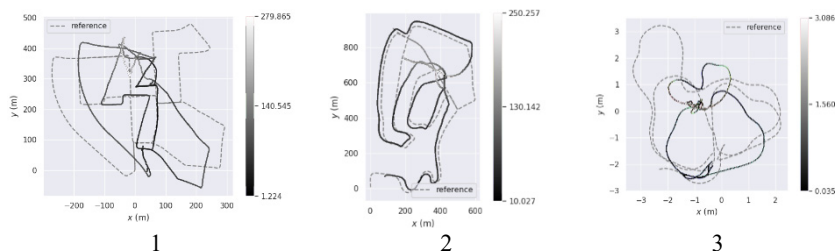


Рис. 3. Визуализации метрик работы оригинальной системы с закритическим порогом 0,1 на траектории Kitti 00 (1), с закритическим порогом 0,08 на траектории Kitti 02 (2) и с закритическим порогом 0,05 на траектории TUM (3)

На рис. 4 представлен график для идеального варианта в двухпороговой системе. Порог создания ориентиров 0,15 (больше, чем тот, при котором «портится» карта для оригинальной системы), порог распознавания 0,085. Величина ошибки слабо отличается от идеального однопорогового случая, однако количество необходимых ориентиров существенно ниже.

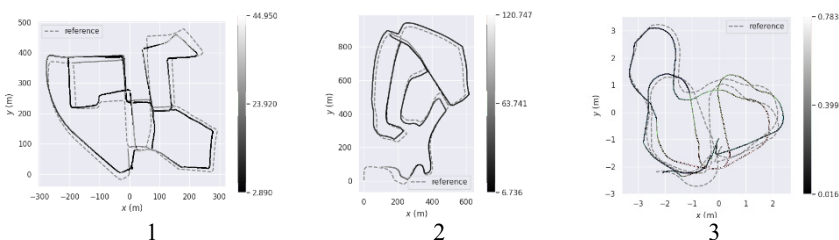


Рис. 4. Визуализации метрик работы модифицированной системы с порогом создания 0,15 и порогом распознавания 0,085 на траекториях Kitti 00 (1), Kitti 02 (2) и с порогом создания 0,05 и порогом распознавания 0,03 на траектории TUM (3)

В случае излишне низкого порога распознавания ориентиров в одно- и двухпороговой схеме распознавания ориентиров редки, поэтому замыкания циклов не происходит, и карта соответствует исключительно интегрированию скорости.

Выводы

Предложен и реализован двухпороговый алгоритм определения визуальных ориентиров. Применение данного алгоритма распознавания визуальных ориентиров позволяет уменьшить размер карты пространства без существенных потерь в точности получаемой карты. Предложенный алгоритм показал свою эффективность.

Программа дальнейших исследований будет включать в себя расширение диапазона модальностей сигналов, используемых при распознавании мест, а также разработке алгоритмов объединения данных сигналов для увеличения стабильности работы системы. Также планируется применение более современных методов сравнения изображений, основанных на нейросетевых алгоритмах.

Список литературы

1. Milford Michael John. Robot navigation from nature: Simultaneous localisation, mapping, and path planning based on hippocampal models. Vol. 41. Springer Science & Business Media, 2008.
2. Ball D., Heath S., Wiles J. et al. OpenRatSLAM: an open source brain-based SLAM system. *Auton Robot* 34, 149–176 (2013). <https://doi.org/10.1007/s10514-012-9317-9>.
3. Hines Adam & Milford, Michael & Fischer, Tobias. (2025). A compact neuro-morphic system for ultra-energy-efficient, on-device robot localization. *Science Robotics*. 10. eads3968. 10.1126/scirobotics.ads3968.
4. M.J. Milford and A. Jacobson, «Brain-inspired sensor fusion for navigating robots,» 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Karlsruhe, Germany, 2013, pp. 2906-2913, doi: 10.1109/ICRA.2013.6630980.
5. C. Campos, R. Elvira, J.J. G. Rodríguez, J.M.M. Montiel and J.D. Tardós, «ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial, and Multimap SLAM,» in *IEEE Transactions on Robotics*. Vol. 37. No. 6. Pp. 1874–1890. Dec. 2021. DOI: 10.1109/TRO.2021.3075644.
6. Arandjelovic, Relja & Gronat, Petr & Torii, Akihiko & Pajdla, Tomas & Sivic, Josef. (2016). NetVLAD: CNN architecture for weakly supervised place recognition. 5297-5307. 10.1109/CVPR.2016.572.
7. Cao, Bingyi & Araujo, André & Sim, Jack. (2020). Unifying Deep Local and Global Features for Image Search. 10.1007/978-3-030-58565-5_43.
8. Berton, Gabriele & Trivigno, Gabriele & Caputo, Barbara & Masone, Carlo. (2023). EigenPlaces: Training Viewpoint Robust Models for Visual Place Recognition. 10.48550/arXiv.2308.10832.
9. Малышев Ю.А., Яхно В.Г. Версия биоморфной системы навигации // *Известия вузов. ПНД*. 2024. Т. 32. Вып. 5. С. 606–624. DOI: 10.18500/0869-6632-003107, EDN: BUSCAO.

10. Yadav, Dipendra & Kumar, Nand & Sahani, Suresh. (2023). Distance Metrics for Machine Learning and it's Relation with Other Distances. Mikailalsys Journal of Mathematics and Statistics. 1. 15–23. DOI: 10.58578/mjms.v1i1.1990.

11. Geiger, Andreas & Lenz, P & Stiller, Christoph & Urtasun, Raquel. (2013). Vision meets robotics: the KITTI dataset. The International Journal of Robotics Research. 32. 1231-1237. 10.1177/0278364913491297.

12. J. Sturm, N. Engelhard, F. Endres, W. Burgard, and D. Cremers, «A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems» in IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robots Syst., 2012. Pp. 573–580.

Секция 6

Нейронные сети в математическом моделировании и управлении

Г.Г. МАЛИНЕЦКИЙ

Институт прикладной математики им. М.В. Келдыша

gmalin@keldysh.ru

ПЕРСПЕКТИВЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЗАДАЧАХ ОБОРОНЫ¹

Эксперты НАТО выделили ключевые технологии для укрепления обороны блока на период 2020–2040 годов, описанные в книге Рединга и Итона «Научно-технические тенденции 2020–2040». Основной акцент делается на современные технологии, которые ведут к военной революции: армии будущего будут в основном полагаться на автономные системы и ИИ, значительно сокращая роль человека на поле боя. В России пока нет открытых данных о развитии оборонно-промышленного комплекса (ОПК), поэтому важно изучать зарубежные подходы. Опыт спецоперации также показал необходимость стратегического прогнозирования, альтернативных решений и эффективной организации ОПК. Эти вопросы рассматриваются в статье.

Ключевые слова: *научно-техническое развитие, прорывные технологии, искусственный интеллект, стратегический прогноз, организация ОПК.*

Технологический прогноз

В 2020 году Управление НАТО по науке и технологиям на основе исследований, проведенных 6000 учеными, выпустило книгу «Научные и технологические тренды 2020-2040» [1]. В книге рассматриваются *появившиеся прорывные технологии* (ППТ) и их возможное влияние на военные операции, оборонные возможности и принятие решений в этом

¹ Сокращенный и доработанный вариант статьи, представленной в журнал «Научный вестник ОПК».

блоке, а также связанные с ними исследования, которые будут проводиться в период 2020–2040 гг.

Министры обороны стран НАТО в 2019 году выделили список ключевых технологий: *Данные, Искусственный интеллект (ИИ), Автономность, Пространство, Гиперзвук, Квантовые технологии.*

При этом в книге особое внимание уделяется синергетическим эффектам, возникающим от использования нескольких технологических пакетов, междисциплинарным подходам. Для направлений развития управлением НАТО по науке и технологиям привлеченные эксперты оценивали уровень вызова, важность внимания к этой проблематике и примерное время получения результатов. *Уровень готовности проектов (УГП)* оценивался по следующей шкале

1. Рассмотрены и представлены основные принципы.
2. Сформулирована технологическая концепция и/или программа.
3. Аналитическое или экспертное доказательство применимости.
4. Модель, подтверждающая работу в лабораторных условиях.
5. Модель, подтверждающая работу в реальном окружении.
6. Демонстрация системы или прототипа в подходящем окружении.
7. Демонстрация прототипа системы в пространственном окружении.
8. Реальная собранная система, прошедшая тестирование и демонстрацию.
9. Реальная система, доказавшая применимость в результате успешного применения.

Интерес в данной работе представляют оценки перспективных и прорывных технологий, которые будут развиваться в ближайшее время.

Искусственный интеллект

ИИ это компьютерное моделирование элементов высшей нервной деятельности человека, включая распознавание образов, выявление закономерностей, обучение на основе опыта, прогнозирование, планирование, понимание естественного языка, решение задач и генерацию контента. Эта технология признана важнейшей среди современных вызовов для стран НАТО, а многие эксперты считают ее наиболее значимым технологическим достижением в истории человечества.

Развитие ИИ неразрывно связано с обработкой больших данных (Big Data and Advanced Analytics, BDAA), поскольку стремительный рост объемов цифровой информации – с 44 триллионов гигабайт в 2020 году и ежегодным приростом свыше 60 % – требует принципиально новых аналитических инструментов. Однако следует учитывать, что потенциал новых технологий, включая нанотехнологии, часто переоценивается: без

развитой промышленной базы они остаются лишь вспомогательными элементами, подобно «приправе без основного блюда».

Исторически задача моделирования интеллекта была впервые сформулирована в 1956 году на Дартмутском семинаре, где обозначились два принципиальных подхода. Первый, нисходящий (символьный) ИИ, основан на выполнении компьютерами последовательности алгоритмических операций. Это направление, берущее начало от военных задач в криптографии и баллистике, эволюционировало до сложных систем управления транспортом и экспертных систем поддержки принятия решений. Характерной особенностью является возможность полного контроля над логикой программы (для больших систем – теоретическая), поскольку сложность задачи возрастает пропорционально размеру кода (содержащего в среднем одну ошибку на 1000 строк).

Второе направление, восходящий ИИ, основано на принципах нейросетевой обработки данных. Таких идей до открытия Рамона-и-Кахаля (1900 г.) о нейронной структуре мозга просто не существовало. Современные нейросетевые подходы (коннекционизм) имитируют самоорганизующуюся систему из искусственных нейронов, где обучение происходит через адаптацию синаптических весов на основе обратной связи. Этот метод, радикально отличающийся от традиционного программирования, реализует парадигму машинного обучения, когда система самостоятельно формирует алгоритмы обработки данных через анализ тренировочных выборок.

Ключевое методологическое различие между подходами заключается в том, что символьный ИИ оперирует формальными правилами, тогда как нейросетевые системы воспроизводят эмерджентные свойства сложных систем, где интеллектуальное поведение возникает как результат взаимодействия простых элементов. Оба направления имеют принципиальные ограничения и взаимодополняют друг друга в рамках современных когнитивных архитектур.

Сторонники нисходящего подхода полагают, что работа ИИ должна быть основана на выделенных человеком высших принципах, которые реализуются «вниз» эвристическими алгоритмами. В восходящем подходе предполагается, что не только ИИ, но и человек формируют свои высокоуровневые правила на основе анализа реальных, «приземленных» данных и имеет возможность менять свои правила при изменении свойств среды, в которой он действует. Именно на этом, а не только на быстроедействии компьютеров и больших объемах данных основаны продемонстрированные в последние 10–15 лет преимущества восходящего подхода, путь развития которого был нелегким – в нем было две «зимы».

Эксперты НАТО выделяют в нем три волны развития ИИ:

Первая волна – экспертные знания, критерии и логические рассуждения.

На этом этапе используются экспертные знания или авторитетные источники, используя которые можно построить компьютерные экспертные системы (примеры: распределение ресурсов, обслуживание, управление запасами, логистика).

Вторая волна – машинное или статистическое обучение.

Эта волна позволила создать программы, позволяющие распознавать голос, обрабатывать естественный язык, осуществить компьютерное зрение (примеры: распознавание лиц, спам-фильтры, медицинская диагностика, семантический анализ).

Третья волна – контекстуальная адаптация.

ИИ этой волны сочетает сильные стороны ИИ первой и второй волн, к тому же он способен к анализу контекстуальной сложности, абстрагированию, и объяснению (примеры: автономные транспортные средства, киберагенты).

Более подробно достижения последней «весны» ИИ можно охарактеризовать так [3, с.97]:

1. «2010 г. Увеличение «глубины» (числа скрытых слоев в нейронных сетях) сделало их применение коммерческим и успешным в состязаниях, позволяя решать задачи распознавания речи и изображений.

2. 2013 г. Представлена схема генеративно-состязательных нейронных сетей, обучающая создавать фотореалистичные и другие виды сигналов без прямого участия человека.

3. 2016 г. Методы обучения с подкреплением убедительно проявили себя в контексте победы над чемпионами мира и лучшими компьютерными программами для игры в го, шахматы и сего.

4. 2022 г. Архитектура GPT (Generative Pre-trained Transformer) стала широко известной благодаря GPT-3 для обработки естественного языка. В кратчайшее время GPT стала ключевой технологией для создания больших языковых моделей (LLM) – уже создано несколько десятков таких моделей крупными корпорациями».

Эксперты DARRA (Управления перспективных исследовательских проектов Министерства обороны США – Defense Advanced Research Project Agency) – большие оптимисты в отношении ИИ. Они пишут: «Создание вычислительных систем с таким человекоподобным интеллектом в настоящее время имеет решающее значение, потому что темп военных операций в новых областях превышает тот, в котором люди без посторонней помощи могут ориентироваться, понимать и действовать» [1, с. 52].

Важно четко разделять, что можно доверить машине, а где необходим человеческий контроль. В истории были случаи, когда американские компьютерные системы ошибочно сигнализировали о советской ядерной атаке, но катастрофы удалось избежать благодаря людям, которые перепроверяли данные.

Станислав Лем рассматривал эту проблему и пришел к выводу, что полагаться на только на автоматику в таких вопросах – тупиковый путь [4]. Чтобы избежать роковых ошибок (например, из-за сбоя программы или ИИ), нужны международные договоренности, регулирующие использование технологий в сфере ядерного оружия.

Стоит обратить внимание на оценку Департамента Обороны: «Пентагон ищет способы использовать искусственный интеллект, используя его преимущества в таких областях как обеспечение автономности в боевом пространстве, анализ разведданных, отслеживание записей, профилактическое обслуживание и военная медицина. ИИ является ключевой областью для инвестиций Департамента обороны, на которые в 2020 году было выделено почти 1 миллиард долларов. Бюджет Объединенного центра искусственного интеллекта удвоится более чем 208 миллионов долларов, при этом в 2021 году и в последующие годы ожидается значительное увеличение. В настоящее время военные стремятся интегрировать ИИ в разработку систем вооружения, дополнить людей-операторов маневренными ИИ-роботами на поле битвы и увеличить точность огня» [2, с. 53].

ИИ развивается очень быстро, и сейчас неясно, насколько радикально преобразит он вооруженные силы в ближайшие десятилетия. Естественно, ведущие компании стремятся создать большие сложные дорогие системы. Дональд Трамп благословил несколько крупнейших фирм на инвестиции объемом \$ 500 млрд на создание новых центров ИИ.

Сейчас можно быстро и недорого улучшить военную логистику с помощью ИИ. В СССР сложные расчеты снабжения во время учений выполняли люди – это была тяжелая и долгая работа.

Пентагон делает ставку не на «гламурные» технологии вроде генеративного ИИ или автономного оружия, а на оптимизацию рутинных процессов: снабжение, кадры, управление. Это ускоряет принятие решений, давая ключевое преимущество – даже если противник технически сильнее, более короткий «цикл принятия решений» может стать решающим фактором в реальной войне [5, с.103].

Принято считать, что на сегодня у армии США не может быть более сильного противника. Но есть более слабые союзники, которым США может оказывать военную помощь в различной форме. И передача технологий ИИ может быть той формой помощи, предоставление которой не

сделает ее получателей сильнее США, но поможет противостоять их менее в данном направлении развитым противникам.

Научные проблемы и развитие ИИ

Первая проблема генеративного ИИ связана с тем, что для его обучения должны быть доступны огромные массивы размеченных данных. Их подготовка – отдельная проблема. Работа с огромными массивами требует использования суперкомпьютеров. При этом возможности такого ИИ критическим образом зависят от обучающей выборки. По сути, он ориентирован на прошлое, но в этом прошлом он часто находит лучшие решения поставленных задач.

Вторая проблема еще серьезней. В отличие от логического ИИ, мы не знаем, что он предложит и из чего будет исходить. Он непрозрачен. Попытки упростить его, понять «как он думает», убрав не самые важные связи в нейронных сетях, обычно проваливаются – он теряет свои возможности. Грубо говоря, с такой системой надо обращаться как с новым биологическим видом, многократно давая похожие задания и пытаясь разобратся, как они будут действовать в важных для нас ситуациях.

Тем не менее, можно говорить о «чуде нейросетей».

В процессе обучения сеть настраивает миллионы или миллиарды параметров. Не вполне понятно почему, в отличие от стандартных методов программирования, это удастся. По сути, в основе всего лежит метод Ньютона решения уравнения $x = f(x)$ со множеством технических ухищрений.

ИИ борется с «комбинаторным взрывом» – его можно учить без явного понимания внутренних механизмов. Поражает возможность ИИ переводить на сотню с лишним языков. Пока он не превосходит переводчиков-синхронистов высокого уровня, но процесс развития возможностей ИИ идет очень быстро.

Победа «нового программирования» над «классическим программированием». ИИ может уже писать компьютерные программы как начинающий программист, но и здесь прогресс является очень быстрым.

ИИ позволил на новом уровне понять самоорганизацию, которая характеризует наш язык, восприятие музыки и изображений. Психологи писали об этих механизмах в нашей ВНК. Но с развитием ИИ оказывается, что все большее число психических функций реализуют сложные нейросетевые модели, также воплощающие идеи самоорганизации.

По оценке экспертов НАТО, дальнейшее развитие ИИ и его применение требует успехов следующих областях:

- **Продвинутые алгоритмы:** повышение эффективности и обобщение ИИ. Необходимы дальнейшие исследования в области машинного и глубокого обучения, состязательного ИИ, а также нейроморфных и вероятностных вычислений.

- **Человеко-машинный симбиоз:** достижения в области интерфейсов, человекоцентричного ИИ, визуализации, объяснимости социально-техническое соучастие (например, командная динамика).

- **Применение ИИ:** ИИ – это базовая технология, поддерживающая прогнозную, предписывающую и даже когнитивную аналитику данных. Необходимы процессы, преобразующие как структурированные данные, так и неструктурированные данные (например, обработку естественного языка с использованием глубокого обучения) в инсайты и прогнозирование для лиц, принимающих решения. Затем эти инструменты могут быть применены для решения критических задач в области обороны и безопасности, таких как

- **Психо-социально-технический уровень:** Использование ИИ для создания агентов человеческих, социальных или сложных систем в рамках моделирования и симуляции для поддержки более реалистичного анализа и персонализированного обучения.

- **Адаптация:** Адаптивные методы превзойдут текущие разведывательные циклы в таких областях как радиоэлектронная борьба. Может потребоваться разработка новой парадигмы разведки.

- **Киберпространство:** Разработка агентов ИИ для защиты в киберпространстве (например, компьютерные аналоги Т-клеток иммунной системы) и наступательных киберопераций (например, агенты проникновения и поиска уязвимостей).

- **Информационное пространство:** Использование информации в качестве оружия с помощью искусственного интеллекта (например, дипфейков) и разработка мер гибридной войны (например, агенты проникновения и поиска уязвимостей).

Оценка перспектив ИИ экспертами НАТО представлена в табл. 1.

Таблица 1

Область технологий	Вызов	Внимание	Уровень готовности	Горизонт
Продвинутые алгоритмы	Революционный	Ожидание	4	2030
Прикладной ИИ	Революционный	Ожидание	6	2030
Человеко-машинный симбиоз	Высокий	Переключение	4	2035

Карта предположений. Искусственный интеллект

В.1. Обнаружение/генерация поддельных медиафайлов.

Автоматическое обнаружение или создание фальшивых сообщений в СМИ, видео, аудио и сообщений в социальных сетях в качестве отклика на реальные ситуации или коммуникации в режиме реального времени с конкретными лицами или группами.

В.2. Виртуальный советник командира.

Поддержка и консультирование полевых командиров в режиме реального времени с помощью рассуждений и советов, основанных на всесторонней оперативной осведомленности.

В.3. Автоматическая коммуникация.

Оснащение каждого солдата инструментами, позволяющими мгновенно определять и аккуратно переводить языки, движения и эмоции человека в любое время и в любом месте.

В.4. Подмена систем искусственного интеллекта.

Скрытный проход в цикл *Наблюдения – Ориентации – Решений – Действий* систем искусственного интеллекта чтобы внедрить в нее вводящие в заблуждение данные и информацию, позволяющие повлиять на принятие решений.

В.5. Глубокие фальсификации.

Модификация и имитация враждебных коммуникаций, в том числе в режиме реального времени (видео, аудио, и т.д.) чтобы подорвать к ним доверие.

В.6. Оптимизация использования транспорта.

Оптимальное распределение и маршрутизация транспортных средств (машины, скорая помощь, передвижные командные пункты, машины наблюдения и контроля, танки, бронетранспортеры и т.д.) на основе знания оперативной ситуации в режиме реального времени.

В.7. Деструктивное поведение.

Точное прогнозирование поведения людей или групп на основе фоновых данных (например, на основе социальных сетей, наблюдения, биометрических данных).

В.8. Точная встреча.

Захват и определение целей в многолюдной или динамичной обстановке либо в загроможденном пространстве с высокоточными локализованными эффектами (кинетическими или энергетическими) и поражение их с выборочной летальностью.

В.9. Автоматическое наведение.

Представление рекомендаций по точному наведению на цель по всему военному, экономическому, информационному и дипломатическому спектру для достижения желаемого оперативного/стратегического эффекта.

Перспективы использования ИИ в обороне представлены в книге достаточно скромно. Вполне вероятно, что стремительное развитие ИИ существенно изменит эти прогнозы.

Заключение

Крупные учения, выдающиеся открытия, успешные научно-технические корпорации, как правило, являются ответом на большие вызовы. Очень часто именно молодые ориентируются на новые, нетрадиционные подходы, на воплощение мечты. Последнее очень тесно связано с научной фантастикой. Циолковский, прежде чем инженеры взялись за дело, писал фантастические романы и уже потом формулы. Русский космист Николай Федоров грезил о бессмертии, Валерий Брюсов мечтал о глубинах атома.

Огромной силой являются молодые успешные ученые и руководители, взявшиеся за крупные государственные проекты. Именно так дело обстояло в сталинские времена. Дмитрий Федорович Устинов стал Народным комиссаром вооружения СССР в 1941 году в возрасте 33 лет. И это список молодых лидеров можно продолжать и продолжать.

Именно по этому пути сейчас идет Трамп, привлекая во власть и в выполнение ключевых проектов ОПК молодых консерваторов, добившихся значимых успехов в укреплении обороны страны. Это огромная сила и серьезный вызов для нас. Обратим внимание на некоторых из них.

Трамп формирует новую элиту, опираясь на лидеров ОПК, грезивших фантастическими проектами. Как это скажется на американской политике – вопрос отдельный. Однако очевидно, что это серьезная основа для рывка в оборонно-промышленном комплексе, ключевые направления которого представлены в обсуждаемой книге. Огромные усилия вкладываются, чтобы решать ключевые задачи в этой области либо «поверх» сложившейся бюрократии, либо отодвигая ее в сторону.

В 2020 г., когда писалась книга [1], было трудно предположить, что в ближайшие 5 лет развитие ИИ значительно ускорится, а начавшиеся в ряде регионов мира военные конфликты сделают остро актуальными проблемы использования технологий ИИ в военной области. Это привело к значительному росту как объемов использования ИИ, так и сфер его при-

менения. Динамика развития ИИ за 2023–2024 гг. в открытых областях отражена в [6], по военным приложениям такая статистика нам недоступна. Но не вызывает сомнения, что там все развивается еще более динамично.

Нам нельзя отставать.

Список литературы

1. Reding D.F., Eaton J. Science Technology Trends 2020-2040 /Brussels, Science Technology Organization, 2020. 152 p.
2. Казаков Г.В., Старчак С.Л. Григоренко В.Н. О текущем этапе развития интеллектуальных методов обработки информации. / Проектирование будущего. Проблемы цифровой реальности (15–16 февраля 2024 г., г. Москва) под ред. Г.Г. Малинецкого. М.: ИПМ им. М.В. Келдыша, 2024, С. 144–152.
3. Журавлев Д.В., Смолин В.С. От чуда нейронных сетей – к идеям для AGI. / Проектирование будущего. Проблемы цифровой реальности (15–16 февраля 2024 г., г. Москва) / Под ред. Г.Г. Малинецкого. – М.: ИПМ им. Келдыша, 2024. С. 96–124.
4. Лем С. Системы оружия двадцать первого века или эволюция вверх ногами/ Лем С. Библиотека XXI века / Пер. с пол. К. Душенко. – М.: ООО «Издательство АСТ», 2003. С. 542–578.
5. Овчинский В. Схватка за воздушный океан. // Изборский клуб. Русские стратегии, 2024. № 9-10 (127–128). С. 92–105.
6. Отчет Стэнфордского университета по индексу искусственного интеллекта за 2025 год / <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report>.

Секция 7

Нейронные сети в молекулярной биологии и фармакологии

А.Л. ПРОСКУРА, Е.Д. СОРОКОУМОВ, А.С. РАТУШНЯК*

Федеральный исследовательский центр информационных
и вычислительных технологий, Новосибирск
annleop@mail.ru

РЕКОНСТРУКЦИЯ МОЛЕКУЛЯРНЫХ РЕГУЛЯТОРНЫХ ПУТЕЙ ЛОКАЛЬНОГО БИОСИНТЕЗА В СИНАПСАХ ГИППОКАМПА*

В работе проведен анализ перекрестных взаимодействий в регуляторных сетях локального биосинтеза и синаптической пластичности в возбуждающих синапсах нейронов поля СА1 гиппокампа после индукции долговременной потенциации. Рассмотрен вклад ремоделирования цитоскелета в обеспечение локального синтеза белков в дендритах.

Ключевые слова: *гиппокамп, дендритный шипик, локальный биосинтез.*

Введение

Гиппокамп вовлечен в реализацию высших когнитивных функций и модуляцию широкого спектра физиологических процессов в организме [1, 2]. Поле СА1 гиппокампа играет ключевую роль в формировании и извлечении памяти, реализации когнитивных функций мозга, участвует в пространственной навигации и обработке информации.

Синапсы представляют структурно упорядоченные и высоко пластичные на уровне межмолекулярных взаимодействий специализированные контакты между нейронами. Постсинаптической частью большинства возбуждающих глутаматергических синапсов гиппокампа являются денд-

* Работа выполнена в рамках государственного задания Минобрнауки России для Федерального исследовательского центра информационных и вычислительных технологий.

ритные шипики, ответственные за прием и быструю обработку разнообразных по своей природе сигналов [3].

Построение нейрональных сетей в мозге требует правильной сборки триллионов синаптических связей. Формирование, поддержание и правильное функционирование интерактома дендритного шипика в значительной степени зависит от координации сложных молекулярных сетей, которые позволяют быстро обрабатывать информацию и реагировать на непрерывный и разнообразный каскад внешних стимулов, часто без достаточного времени для связи с сомой. Локальный синтез белка энергетически выгоден по сравнению с транспортировкой отдельных белков в дистальные отростки, поскольку трансляция одной молекулы мРНК может вовлекаться в различные молекулярные каскады [4].

Платформа GeneNet (ПОСПАТЕНТ № 990006 от 15/02/1999) [9, 10] является инструментом для визуального моделирования и разработки моделей процессов со сложной организацией. На основе опубликованных экспериментальных данных мы реконструировали межмолекулярные взаимодействия в интерактоме дендритного шипика пирамидного нейрона поля CA1 гиппокампа [5, 6]. В работе рассматриваются молекулярные аспекты организации в регуляторных сетях локального биосинтеза в возбуждающих синапсах нейронов поля CA1 гиппокампа. Отдельный акцент сделан на баланс между ремоделированием цитоскелета и пространственно-временном контроле старта начала сборки белка на рибосоме.

Локальный биосинтез в дендритах нейронов гиппокампа

Нейроны являются уникальными клетками. По строению и функциям они сходны с другими клетками, но обладают способностью передавать информацию друг другу, формируя нейрональные сети различные по своей архитектуре и функционалу. Благодаря своим отросткам (аксонам и дендритам) они способны воспринимать сигналы внешней и внутренней среды, преобразовывать их в нервные импульсы и передавать другим клеткам. Причем в ряде случаев длина таких отростков может достигать расстояний до сотен сантиметров от тел клеток у высших позвоночных. Их формирование, поддержание и правильное функционирование в значительной степени зависят от координации сложных молекулярных сетей, что позволяет быстро обрабатывать информацию, реагируя на непрерывный и разнообразный каскад стимулов, часто без достаточного времени для связи с сомой.

У эукариот транскрипция всех без исключения генов происходит в ядре. Пространственная сегрегация мРНК в цитоплазме клеток – хорошо

известный биологический феномен, характерный для поляризованных клеток, в частности нейронов, у которых локальная продукция белка осуществляется в местах, которые довольно удалены от сомы. Такие мРНК в составе специфических белковых комплексов направленно перемещаются по цитоскелету. Причем, важно подчеркнуть, что трансляция белка в таких комплексах подавлена и запускается специфическими стимулами, например, такими как изменение эффективности синапсов в ответ на пришедший сигнал.

Локальный, осуществляемый вне сомы клетки, синтез белка считается энергетически выгодным по сравнению с транспортировкой отдельных белков в дистальные отростки, поскольку трансляция одной молекулы мРНК может приводить к синтезу белков для различных каскадов, что позволяет радикально изменять локальный протеом и последующие быстрые ответы при получении сигналов [4].

В дендритах пирамидных нейронов гиппокампа присутствуют все необходимые компоненты для биосинтеза белков [7]. В литературе отмечается не частое наличие у них элементов вне соматического аппарата Гольджи (outposts), что, по-видимому, позволяет предположить существование независимого от аппарата Гольджи секреторного пути, белки которого успешно обеспечивают локальные и временные синаптические модификации, достаточные для функционирования синапсов, изменения и поддержания их эффективности [8, 9].

Локальный биосинтез и синаптическая пластичность

Долговременная потенция (ДВП) – усиление синаптических связей на протяжении длительного времени, в основе чего лежит активность глутаматных рецепторов [10].

В гиппокампе нейротрансмиссия контролируется ионотропными глутаматными рецепторами, НМДА (N-метил-D-аспартат) и АМПА (α -амино-3-гидрокси-5-метил-4-изоксазолпропионовая кислота) типов. АМПА рецепторы с субъединицами GluR2 и GluR3 (GluR2/3) определяют базовую нейротрансмиссию и индукцию ДВП. После индукции ДВП под контролем НМДАР происходит интенсификация их вывода из синапса и эндоцитоз (ключевым регулятором является протеинкиназа C (ПКС)) (рис. 1А), а также введение АМПАР с субъединицей GluR1 (рис. 1Б), что увеличивает плотность АМПАР в зоне синаптического контакта, определяя новую эффективность синапса. Поддержание нового уровня нейротрансмиссии сопряжено с заменой GluR1-АМПАР на GluR2/3 (рис. 1В),

плотность которых далее поддерживается конститутивным рециклированием (рис. 1Г) [6, 10–12].

Для длительного поддержания функционирования синаптических сетей необходима экспрессия генов. При этом часть образуемой мРНК не транслируется в соме, а направляется к местам своей локальной трансляции. Так, в течение 2 часов после индукции ДВП наблюдается значительное увеличение мРНК в дендритах [13].

Ключевым белком, обеспечивающим как транспортировку мРНК из сомы в дендриты, так и подавление преждевременной инициации трансляции, является FMRP (Fragile X messenger ribonucleoprotein), который кодируется геном FMR1 [14–16]. Мишенями FMRP выступает широкий спектр белков, задействованных в регулировании структурно-функциональной пластичности синапса [17], в том числе субъединицы GluR1 и GluR2 АМПАР, скаффолд-белки в частности, PSD95 [18], который обеспечивает заякоривание глутаматных рецепторов в зоне синаптического контакта, а также входит в ключевые для синаптической пластичности макрокомплексы белков шипика [19].

Непосредственным партнером в регуляции локальной трансляции FMRP является белок CYFIP1 (Cytoplasmic FMR1-interacting protein 1), который выступает посредником между FMRP-мРНК и белковой машиной трансляции [20, 21]. Он напрямую взаимодействует с факторами инициации трансляции, но не с мРНК. Ассоциация FMRP-CYFIP1 формирует полноценный комплекс блокировки инициации трансляции

Метаботропные глутаматные рецепторы шипиковых синапсов гиппокампа – mGluR1 и 5, связанные с G-белковым комплексом (Gq/11), активируют фосфолипазу С (ФЛС), продуцирующую диацилглицерол (ДАГ) и инозитолтрифосфаты (ИЗФ). ДАГ активирует протеинкиназу С (ПКС), а ИЗФ обеспечивает внутриклеточный подъем уровня ионов кальция, необходимый для развития ДВП [22].

Активация mGluRs снимает трансляционное подавление FMRP через дефосфорилирование протеинфосфатазой 2А (PP2A на рис. 1), приводя к его дальнейшей деградации и запуску трансляции его мишеней [23, 24].

Фосфоинозитолтрифосфаты (ФИФ3) – вторичные посредники, активно нарабатываются фосфоинозитол-3-киназой (ФИЗК) после индукции ДВП и вовлечены в запуск трансляции белка через протеинкиназу В (ПКВ) [25]. mGluR1/5 на синапсах входят в макрокомплексы НМДАР через взаимодействие со скаффолд-белками Homer [26]. Rong с соавторами показали возможность формирования комплекса Homer-mGluR-AGAP2-ФИЗК. AGAP2 (Arf-GAP with GTPase, ANK repeat and PH domain-containing protein 2) при этом усиливает активность ФИЗК [27].

По данным базы данных Swiss-Prot AGAP2 обладает доменом связывания с ФЛС, формируя, таким образом комплекс белков, в котором происходит пространственное сближение, с одной стороны, mGluRs с их эффектором ФЛС, с другой – конвергенцию сигнальных путей глутаматных рецепторов шипика с каскадом активации белкового синтеза (рис.1).

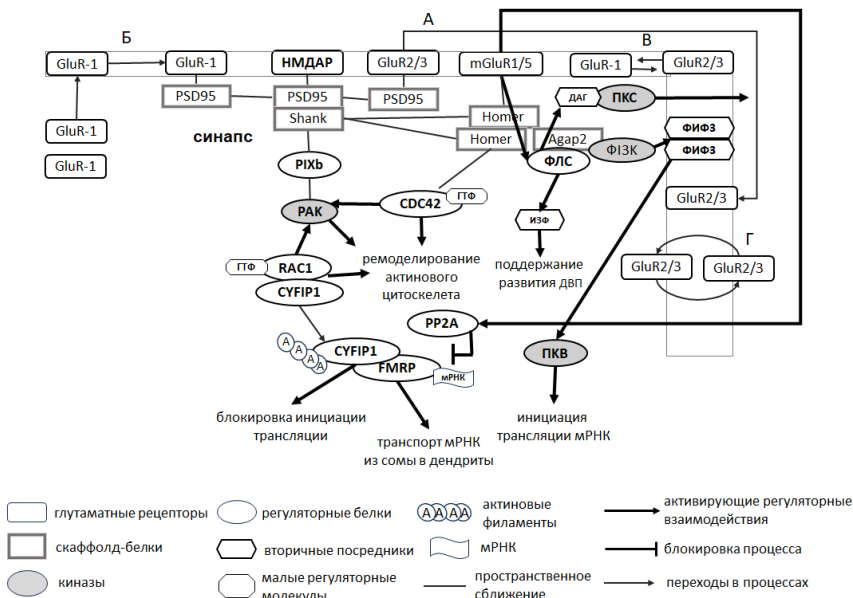


Рис. 1. Схема регуляторных путей локального синтеза и ремоделирования цитоскелета синапса. Описание в тексте.

НМДАР – НМДА (N-метил-D-аспарат) рецептор GluR-1 – субъединица АМ-ПАР (АМПА (α -амино-3-гидрокси-5-метил-4-изоксазолпропионовая кислота) рецептор); GluR2/3 – АМПАР с субъединицами GluR2 и GluR3; mGluR1/5 – метаболитные глутаматные рецепторы; скаффолд-белки: PSD95 (post synaptic density protein), Shank (SH3 and multiple ankyrin repeat domains protein), Homer (Homer protein homolog 1); AGAP2 – Arf-GAP with GTPase, ANK repeat and PH domain-containing protein 2; PIX – PAK-interacting exchange factor beta; PAK – p21-activated kinase; Rac1 – Ras-related C3 botulinum toxin substrate 1; Cdc42 – Cell division control protein 42 homolog; FMRP – Fragile X messenger ribonucleoprotein; CYFIP1 – Cytoplasmic FMR1-interacting protein 1; PP2A – protein phosphatase 2A; ФИФ3 – фосфатидилинозитол-(3,4,5)-трифосфат; ДАГ – диацилглицерин, ИЗФ – инозитолтрифосфаты; ГТФ – гуанозинтрифосфат; ФЛС – фосфолипаза С; ПКС – протеинкиназа С; ПКВ – протеинкиназа В; ФИЗК – фосфоинозитол-3-киназа

Дендритные шипики структурно высоко динамичны, что важно для синаптических модификаций, связанных с обучением, старением и нейро-дегенеративными заболеваниями [28]. Цитоскелет служит платформой для траффика мРНК, действует как каркас для организации компонентов трансляционного аппарата [29]. Ремоделирование цитоскелета достигается циклом полимеризации и деполимеризации филаментов на основе мономеров, которые также синтезируются локально [30].

Ключевыми регуляторами ремоделирования актинового цитоскелета в дендритном шипике после индукции ДВП являются малые ГФАЗы Rac1 (Ras-related C3 botulinum toxin substrate 1) и Cdc42 (Cell division control protein 42 homolog). ДВП запускает сигнальные каскады этих белков через формирование специфических комплексов.

CYFIP конститутивно является частью комплекса ремоделирования актина, связанного с Rac1, таким образом выступая мостиком между трансляционной регуляцией и актиновыми цитоскелетом [31, 32].

Протеинкиназы семейства PAK (p21-activated kinase), эффекторы малых ГТФаз Rac1 и Cdc42, входят в НМДА-рецепторные макрокомплексы через взаимодействие с PIX (PAK-interacting exchange factor beta), активаторами Rac1 [33] и скаффолд белками Shank (SH3 and multiple ankyrin repeat domains protein) [34].

Santini с соавторами предполагают, что FMRP захватывает CYFIP из комплексов ремоделирования актина Rac1, а недостаток в синтезе FMRP способствует излишней экспрессии сигнального пути Rac1/PAK, что будет способствовать генерации тонких, не зрелых, шипиков [35].

Таким образом, в дендритных шипиках пирамидных нейронов гиппокампа существуют точки пересечения сигнальных путей регулирования локального синтеза белков с сигнальными путями контроля глутаматергической передачи и реорганизации актинового цитоскелета в течение индукции и развития долговременной потенциации.

Заключение

В работе рассмотрены молекулярные аспекты организации в регуляторных сетях локального биосинтеза в возбуждающих синапсах нейронов поля CA1 гиппокампа. Предложен молекулярный механизм контроля активации инициации трансляции в процессе изменения эффективности синаптической передачи. Отдельный акцент сделан на баланс между ремоделированием цитоскелета и пространственно-временном контроле старта начала сборки белка на рибосоме.

Список литературы

1. Kjelstrup K.B., Solstad T., Brun V.H., Hafting T., Leutgeb S., Witter M.P., Moser E.I., Moser M.B. Finite scale of spatial representation in the hippocampus // *Science*, 2008. V. 321. P. 140–143.
2. Hawley D.F., Morch K., Christie B.R., Leasure J.L. Differential response of hippocampal subregions to stress and learning // *PLoS One*, 2012. V. 7. P. e53126.
3. Proskura A.L., Ratushnyak A.S., Vechkapova S.O., Zapara T.A.: Synapse as a multi-component and multi-level information system. In: Kryzhanovskiy B., Dunin-Barkowski W., Redko V. (eds) *Advances in neural computation, machine learning, and cognitive research. NEUROINFORMATICS 2017. Studies in computational intelligence*, vol. 736, pp.186-192. Springer, Cham. (2018).
4. Gasparski A.N., Mason D.E., Moissoglu K., Mili S. Regulation and outcomes of localized RNA translation // *Wiley Interdiscip Rev RNA*. 2022 Nov;13(6): e1721. DOI: 10.1002/wrna.1721.
5. Ananko E.A., Podkolodny N.L., Stepanenko I.L., Podkolodnaya O.A., Ras-skazov D.A., Miginsky D.S., Likhoshvai V.A., Ratushny A.V., Podkolodnaya N.N., Kolchanov N.A.: GeneNet in 2005. *Nucleic Acids Res* 33, 425–427 (2005). DOI: 10.1093/nar/gki077
6. Proskura, A.L., Malakhin, I.A., Zapara, T.A., Turnaev, I.I., Suslov, V.V., Ratushnyak, A.S.: Intermolecular interactions in neuronal functional systems. *Russian Journal of Genetics: Applied Research* 17, 620–628 (2013).
7. Kennedy M.J., Hanus C. Architecture and dynamics of the neuronal secretory network // *Annu Rev Cell Dev Biol.*, 2019. V. 35. P. 543–566.
8. Bowen A.B., Bourke A.M., Hiester B.G., Hanus C., Kennedy M.J. Golgi-independent secretory trafficking through recycling endosomes in neuronal dendrites and spines // *Elife*, 2017. V. 6. P. e27362.
9. Hanus C., Geptin H., Tushev G., Garg S., Alvarez-Castelao B., Sambandan S., Kochen L., Hafner A.S., Langer J.D., Schuman E.M. Unconventional secretory processing diversifies neuronal ion channel properties // *Elife*, 2016. V. 5. P. e20609.
10. Shepherd J.D., Huganir R.L. The cell biology of synaptic plasticity: AMPA receptor trafficking // *Annu. Rev. Cell. Rev. Cell. Dev. Biol.*, 2007. V. 23. P. 613–643.
11. Newpher T.M., Ehlers M.D. Glutamate receptor dynamics in dendritic microdomains // *Neuron*, 2008. V. 58. P. 472–497.
12. Tanaka H., Hirano T. Visualization of subunit-specific delivery of glutamate receptors to postsynaptic membrane during hippocampal long-term potentiation // *Cell. Rep.*, 2012. V. 1. P. 291–298.
13. Bourne J.N., Sorra K.E., Hurlburt J., Harris K.M. Polyribosomes are increased in spines of CA1 dendrites 2 h after the induction of LTP in mature rat hippocampal slices // *Hippocampus*, 2007. V. 17, № 1. P. 1–4.
14. Fernandez-Moya S.M., Bauer K.E., Kiebler M.A. Meet the players: local translation at the synapse // *Front Mol Neurosci.*, 2014. V. 7. P. 84.
15. Dictenberg J.B., Swanger S.A., Antar L.N., Singer R.H., Bassell G.J. A direct role for FMRP in activity-dependent dendritic mRNA transport links filopodial-spine morphogenesis to fragile X syndrome // *Dev Cell.*, 2008. V. 14. № 6. P. 926–939.

16. Wang H., Dichtenberg J.B., Ku L., Li W., Bassell G.J., Feng Y. Dynamic association of the fragile X mental retardation protein as a messenger ribonucleoprotein between microtubules and polyribosomes // *Mol Biol Cell.*, 2008. V. 19. № 1. P. 105–114.
17. Schütt J., Falley K., Richter D., Kreienkamp H.J., Kindler S. Fragile X mental retardation protein regulates the levels of scaffold proteins and glutamate receptors in postsynaptic densities // *J Biol Chem.*, 2009. V. 284. № 38. P. 25479–25487.
18. Muddashetty R.S., Keli? S., Gross C., Xu M., Bassell G.J. Dysregulated metabotropic glutamate receptor-dependent translation of AMPA receptor and postsynaptic density-95 mRNAs at synapses in a mouse model of fragile X syndrome // *J Neurosci.*, 2007. V. 27. № 20. P. 5338–5348.
19. Kato A.S., Gill M.B., Ho M.T., Yu H., Tu Y., Siuda E.R., Wang H., Qian Y.W., Nisenbaum E.S., Tomita S., Bredt D.S. Hippocampal AMPA receptor gating controlled by both TARP and cornichon proteins // *Neuron*, 2010. V. 68, № 6. P. 1082–1096.
20. Napoli I., Mercaldo V., Boyl P.P., Eleuteri B., Zalfa F., De Rubeis S, Di Marino D., Mohr E., Massimi M., Falconi M., Witke W., Costa-Mattioli M., Sonenberg N., Achsel T., Bagni C. The fragile X syndrome protein represses activity-dependent translation through CYFIP1, a new 4E-BP // *Cell*. 2008. V. 134, № 6. P. 1042–1054.
21. Abekhoukh S., Bardoni B. CYFIP family proteins between autism and intellectual disability: links with Fragile X syndrome // *Front Cell Neurosci.*, 2014. V. 8. P. 81.
22. Lee H.G., Zhu X., O'Neill M.J., Webber K., Casadesus G., Marlatt M., Raina A.K., Perry G., Smith M.A. The role of metabotropic glutamate receptors in Alzheimer's disease // *Acta. Neurobiol. Exp. (Wars)*, 2004. V. 64, № 1. P. 89–98.
23. Narayanan U., Nalavadi V., Nakamoto M., Pallas D.C., Ceman S., Bassell G.J., Warren S.T. FMRP phosphorylation reveals an immediate-early signaling pathway triggered by group I mGluR and mediated by PP2A // *J Neurosci.*, 2007. V. 27. № 52. P. 14349–14357.
24. Nalavadi V.C., Muddashetty R.S., Gross C., Bassell G.J. Dephosphorylation-induced ubiquitination and degradation of FMRP in dendrites: a role in immediate early mGluR-stimulated translation // *J Neurosci.*, 2012. V. 32. № 8. P. 2582–2587.
25. Faes S., Dormond O. PI3K and AKT: unfaithful partners in cancer // *Int J Mol Sci.*, 2015. V. 16. № 9. P. 21138–21152.
26. Shiraishi-Yamaguchi Y., Sato Y., Sakai R., Mizutani A., Knopfel T., Mori N., Mikoshiba K., Furuichi T. Interaction of Cupidin/Homer2 with two actin cytoskeletal regulators, Cdc42 small GTPase and drebrin, in dendritic spines // *BMC Neurosci.*, 2009. V. 10. P. 25.
27. Rong R., Ahn J.Y., Huang H., Nagata E., Kalman D., Kapp J.A., Tu J., Worley P.F., Snyder S.H., Ye K. PI3 kinase enhancer-homer complex couples mGluRI to PI3 kinase, preventing neuronal apoptosis // *Nat Neurosci.*, 2003. V. 6. № 11. V. 1153–1161.
28. Lei W., Omotade O.F., Myers K.R., Zheng J.Q. Actin cytoskeleton in dendritic spine development and plasticity // *Curr Opin Neurobiol.*, 2016. V. 39. P. 86–92.
29. Bramham C.R. Local protein synthesis, actin dynamics, and LTP consolidation // *Curr Opin Neurobiol.*, 2008. V. 18. № 5. P. 524–531.
30. Grantham J., Lassing I., Karlsson R. Controlling the cortical actin motor // *Protoplasm*, 2012. V. 249. № 4. P. 1001–1015.

31. Pilpel Y., Segal M. Rapid WAVE dynamics in dendritic spines of cultured hippocampal neurons is mediated by actin polymerization // *J Neurochem.*, 2005. V. 95. № 5. P. 1401–1410.
32. Abekhoukh S., Sahin H.B., Grossi M., Zongaro S., Maurin T., Madrigal I., Kazue-Sugioka D., Raas-Rothschild A., Doulazmi M., Carrera P., Stachon A., Scherer S., Drula Do Nascimento M.R., Trembleau A., Arroyo I., Szatmari P., Smith I.M., Mila M., Smith A.C., Giangrande A., Caille I., Bardoni B. New insights into the regulatory function of CYFIP1 in the context of WAVE- and FMRP-containing complexes // *Dis Model Mech.*, 2017. V. 10. № 4. P. 463–474.
33. Zhang H., Webb D.J., Asmussen H., Niu S., Horwitz A.F. A GIT1/PIX/Rac/PAK signaling module regulates spine morphogenesis and synapse formation through MLC // *J. Neurosci.*, 2005. V. 25. № 13. P. 3379–3388.
34. Manser E., Loo T.H., Koh C.G., Zhao Z.S., Chen X.Q., Tan L., Tan I., Leung T., Lim L. PAK kinases are directly coupled to the PIX family of nucleotide exchange factors // *Mol. Cell.*, 1998. V. 1. № 2. P. 183–192.
35. Santini E., Huynh T.N., Longo F., Koo S.Y., Mojica E., D'Andrea L., Bagni C., Klann E. Reducing eIF4E-eIF4G interactions restores the balance between protein synthesis and actin dynamics in fragile X syndrome model mice // *Sci Signal.*, 2017. V. 10. № 504. P. eaan0665.

Секция 8

Нейронные сети в обработке естественного языка. Большие языковые модели

**M.S. SKOROKHODOV^{1,2}, V.E. LATALIN¹, R.B. RYBKA¹,
A.G. SBOEV^{1,2}**

¹ National Research Centre «Kurchatov Institute», Moscow
Sboev_AG@nrcki.ru

² National Research Nuclear University MEPhI, Moscow

EVALUATION OF INTELLECTUAL CAPACITIES OF LANGUAGE MODELS FOR THE FORMATION OF REASONABLE DECISIONS IN ROBOT CONTROL

An agent system to control robot behavior according to human instructions is proposed, in which a Large Language Model is the central component. The system interprets these instructions into logically sound sequential actions that ensure goal achievement taking into account known information from the environment. The intellectual capabilities of Large Language Models in agent systems are investigated. Experiments are conducted using modern models of both instructive Qwen2.5, Codestral, Mistral Large, and reasoning Qwen3, Deepseek-R1 with different numbers of parameters.

Keywords: *large language models, agent systems, logical reasoning, decision making, robot control.*

Introduction

This work considers the problem of controlling the behavior of a robot based on generalized instructions received from a human during a dialogue, taking into account external information about the robot's environment. Such instructions require interpretation into logically sound sequences of atomic actions that ensure the execution of the assigned task. This problem could be solved using agent systems based on Large Language Models (LLM). Such systems represent a modern concept in artificial intelligence that combines the capabilities of LLMs with the autonomy of agents. These systems are capable of independently analyzing and determining problem-solving strategies, using

external tools, and interacting with the environment without human control. They are based on the use of LLM as the «brain» of the agent system, supplemented by various components, such as memory and a set of possible tools or actions [1–3].

The purpose of this study is to find out what LLM can be used to design agent systems (see Fig. 1) with a high level of task understanding. Task understanding involves not just the generation of a sequence of atomic actions by models, but a semantically sound interpretation of the goal of an incoming human instruction, its context, and its hidden premises.

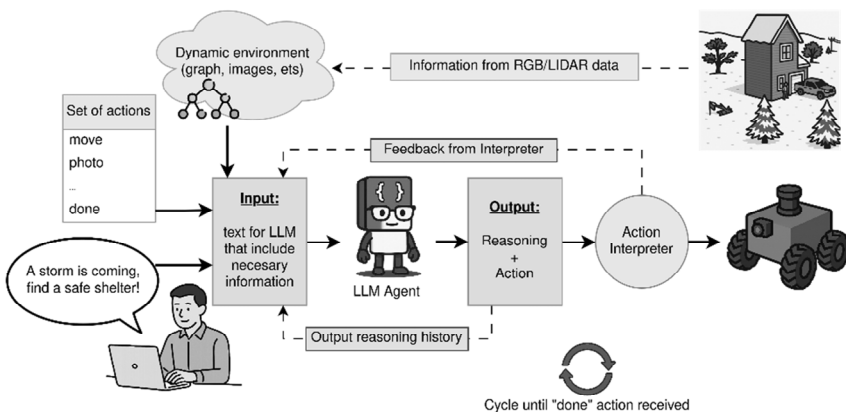


Fig. 1. Agent system for controlling robot behavior. LLM uses as input a representation of the robot's world in the form of a graph, a list of possible actions to control the robot, instructions from a human, as well as feedback from the environment and its previous responses. As a response, LLM gives reasoning based on the information received and forms the next action for the robot

In this work, experiments are conducted on the use of an agent-based system inspired by works such as ReAct [4], SayPlan [5] on various types of LLMs from instructive Qwen2.5 [6], Codestral [7], Mistral Large [8] to reasoning Qwen3 [9], DeepSeek-R1 [10] to control the behavior of a robot.

The main contributions are:

- The dataset of behavioral instructions for testing the intelligence of LLMs for autonomous robot control.
- Results of a comparison of the capabilities of different LLMs for making decisions in the form of choosing atomic actions to achieve the goal of a behavioral instruction.

- The agent system is based on LLM for controlling the behavior of a robot when executing instructions from a human.

Related works

This paper builds on a number of studies on the use of LLMs to generate logical reasoning and planning both on general test problems (arithmetic, common sense, symbols) and in agent systems.

The work [11] shows that LLM (for example, GPT-3, Codex) without additional training can decompose high level goals into sequences of actions for embodied agents.

The authors of [12] present a survey of methods for integration of LLM into embodied agents, comparing specialized planners and the use of LLM with their common-sense knowledge. The latter approach allows generating action plans in natural language without special training.

The paper [13] evaluates LLMs for planning by examining prompt formats and generation strategies. It shows that the quality of plans is strongly dependent on the prompt structure and the way the tasks are decomposed.

The work [14] argues that LLMs are insufficient for robust planning due to the lack of structured reasoning and self-checking. It proposes a neurosymbolic architecture called «LLM-Modulo», where LLMs generate hypotheses and knowledge, and external symbolic modules check them, ensuring the correctness and flexibility of plans.

The authors of [15] demonstrate a prompting technique for LLMs called Chain of Thoughts (CoT). This allows the model to step-by-step solve problems that require logical inference. The limitations of the work are low efficiency on small models (~1B parameters), sensitivity to prompts: the order and style of examples affect accuracy. Moreover, errors in logic are possible even with correct answers.

The paper [4] proposes ReAct – the approach for interacting with LLMs, in which the models generate CoT and actions to solve problems. Reasoning helps to adapt planning, handle exceptions, and select relevant actions. The disadvantages of the approach include the requirement for a large length of input sequences, which increases computational costs, and the structure of alternating reasoning and actions sometimes causes repetitions and loops.

The authors of [5] presented SayPlan – the system for robot control based on LLMs and using a scene graph. The system consists of two components. Semantic search – the model first interacts with a «collapsed» graph, expanding only the relevant nodes. Iterative replanning – after generating the initial plan, a scene graph simulator is used, which checks the plan for feasibility and returns

feedback for its adjustment. Limitations: dependence on a pre-built graph, limitations of modern LLMs in logical reasoning, requirement of an auxiliary scene simulator for accurate feedback.

Thus, modern approaches to using LLMs to solve problems that require logical reasoning demonstrate significant success but are accompanied by various limitations related to the number of model parameters, sensitivity to changes in prompts, limitations of computing resources, and reliability of output.

Problem Statement

The main task is for the agent to carry out behavior instructions from a human using a limited set of actions and information about the environment.

A four-wheeled robot operating in a three-dimensional environment with various objects (trees, houses, etc.) was used as a research platform. This robot is capable of performing actions based on a local planner on a terrain map (see Fig. 2). To simplify interaction with the environment, the robot's movement according to the local planner (Path planner route) was replaced by moving the robot to the end point of the route (Destination). The agent could use the following actions to control the robot: **move** – move to a specified point; **rotate** – rotation towards the target object; **photo** – receiving an image from a camera.

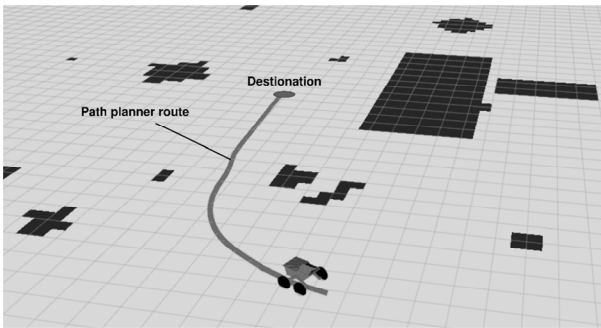


Fig. 2. Controlling the behavior of a robot in the environment

In addition to the possible actions of the robot, the following tools were added to the agent – certain functions in the Python programming language that perform precise calculations to avoid hallucinating models: **define_side** – the position of one object relative to another object; **define_distance**, **max_distance**, **min_distance** – operations on distances between objects; **error** – message if the command cannot be executed; **done** – completion of the execution of the instruction by the agent.

The environmental information is presented in the form of a hierarchical graph (see Fig. 3) with the following structure: **Level 0** – areas of interest that contain groups of objects; **Level 1** – the object and coordinates of its center; **Level 2** – coordinates of positions near the object with orientation to the cardinal points to which the robot can move. In total, graph consists of 5 areas, 88 objects and 352 points for robot movement.

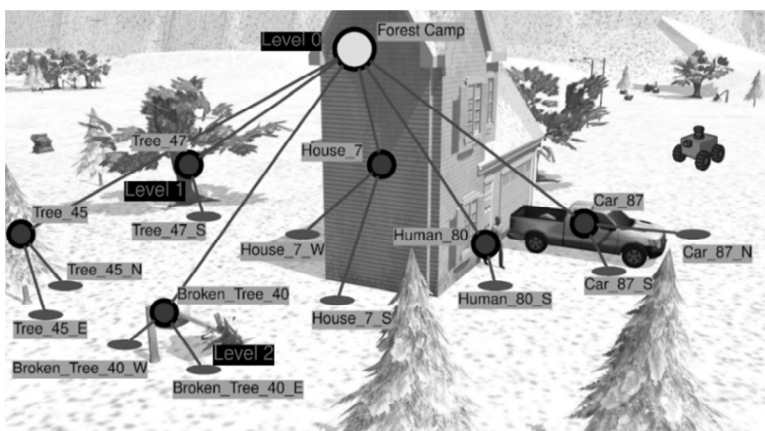


Fig. 3. Three-dimensional environment with a four-wheeled robot with a description of the structure of a hierarchical predefined graph

Since the work uses an unchangeable, pre-defined terrain map with precise coordinates, this does not allow for taking into account the dynamics of the environment around the robot. Thus, the challenge is to assess how effectively the LLM in such a configuration can make informed behavioral decisions by interpreting human instructions and using a given spatial model of the environment.

Method

The proposed agent-based system is a special case of the general ReAct approach, which is capable of solving a wide range of problems from different domains for the case of robot behavior control. For reasonable control in specific world in the Sec. «Problem Statement», as in the SayPlan approach, a hierarchical graph of the robot world with static objects was used. Due to the large input context window of the models participating in the experiment, this graph, unlike the SayPlan approach, was submitted in full so that the language model had an idea of the entire scene. Also, due to the specifics of the ReAct approach, unlike SayPlan, a plan for the robot is not made in advance, the choice

of further action for the robot is determined based on previous responses and states received in the process of executing instructions from a human.

The system is based on interaction with LLMs using In Context Learning method [16]. This method is based on the ability of LLMs to perform new tasks without changing their parameters, using only examples provided as text in the query. The instructional format implies the use of special «system», «user», «assistant» tokens to separate messages within the input sequence (see. Fig. 4).

In this work, the System message includes a description of the problem in accordance with the «Problem Statement» Sec. and the desired response in JSON format. User messages contain a description of the graph, instructions from a human, and messages received during the control process, for example, that the robot has successfully moved to a given coordinate or, conversely, that the movement was unsuccessful. Assistant messages contain model responses in the specified JSON format with the keys «chain-of-thought», «action», «arguments». Thus, the proposed system receives a response from the LLM, parses the keys, applies actions to control the robot, forms feedback on the completed action, marks the model responses and feedback with special assistant and user tokens. This process is repeated until the «done» or «error» action is received (see Sec. «Problem Statement»).



Fig. 4. In Context Learning method using the example of Chat Template with special tokens

Datasets

Most existing benchmarks on robot control consider the task when the robot is indoors and solves various household tasks, for example, putting something to somewhere. This paper considers the control of the robot's behavior in hard-to-reach and dangerous places outside the house. Moreover, all commands in the benchmarks imply an unambiguous solution to the instruction from a human. It does not consider cases of ambiguous commands and instructions that the robot cannot physically execute.

This work offers a set of 60 test instructions divided into 3 types. Direct instructions related to objects on the map, such as «take a photo of any three trees», «go around the nearest house on all sides». Abstract instructions are

general tasks without specifics, such as «check fortifications», «find shelter». Out-of-Space instructions that are not related to the robot’s capabilities or include objects that are not in the graph, such as «cut down a tree», «fly to the Moon».

The difficulty of non-manual evaluation of the proposed instructions is that it is impossible to create «ground truth plans» for them, since the execution of instructions may depend on the current state of the robot, some instructions (especially Abstract and Out-of-Space) do not have an unambiguous algorithmic solution.

Experiments

The Success Rate (SR) (see Eq. (1)) is used as an evaluation metric – the ratio of correctly executed instructions to the total number of instructions in the test sample.

SR = (N_{correct} / N) · 100 % (1)

where N_{correct} is the number of instructions executed correctly, N is the total number of instructions.

The evaluation of correctly executed instructions was performed manually by humans (see Tab. 1), taking into account the free interpretation of abstract commands – depending on the language model, the agent can choose a different order of actions that will lead to the successful execution of the instruction. To avoid looping of actions, a limit of 50 steps was set.

The instruction was considered to be correctly executed if: agent's actions are reasoned and lead to the successful execution of instructions; logical conclusions and sequence of atomic actions are observed; absence non reliable information on the input context (incorrect interpretation of graph nodes, inappropriate use of actions).

Table 1

Success Rate assessment for different models by test command types. Mean ±std, n = 5

Model	Total, %	Direct, %	Abstract, %	Out-of-Scope, %
Qwen2.5-14B-Instruct	42 ±13	60 ±18	26 ±18	39 ±11
Qwen2.5-32B-Instruct	68 ±9	65 ±6	52 ±16	86 ±6
Codestral (22B)	50 ±8	64 ±7	40 ±8	48 ±9
Mistral Large (123B)	70 ±11	65 ±16	65 ±12	80 ±13
Qwen3-32B	64 ±5	68 ±10	41 ±5	84 ±7
DeepSeek-R1 (671B)	72 ±5	66 ±9	58 ±3	93 ±5

5 people took part in the evaluation. The calculation of the consistency of the answers was carried out using Gwet's AC_1 [17] equations (see Eq. (2)). The Tab. 2 shows the results of this criteria.

$$AC_1 = \frac{p_a - p_e}{1 - p_e}, \quad p_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{q=1}^Q \frac{r_{iq}(r_{iq} - 1)}{r(r - 1)}, \quad p_e = \frac{1}{Q - 1} \sum_{q=1}^Q \pi_q(1 - \pi_q), \quad (2)$$

$$\pi_q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{r_{iq}}{r},$$

where p_a is the overall agreement probability, p_e is the chance-agreement probability, n is the number of studies rated, Q is the number of categories in the rating scale, r_{iq} is the number of raters who classified the i studies into the q category, r is the total number of raters, π_q is the probability that a rater classifies a study into categories Q [18].

Table 2

Interrater reliability for 5 raters using AC_1 Statistic,
SE is the Standard Error, CI is the Confidence Interval

Model	AC_1	p_a	p_e	SE	95 % CI
Qwen2.5-14B-Instruct	0,52	0,76	0,49	0,07	[0,38 – 0,67]
Qwen2.5-32B-Instruct	0,55	0,75	0,44	0,08	[0,39 – 0,72]
Codestral (22B)	0,59	0,80	0,50	0,07	[0,46 – 0,73]
Mistral Large (123B)	0,55	0,74	0,42	0,08	[0,39 – 0,71]
Qwen3-32B	0,65	0,81	0,46	0,07	[0,50 – 0,80]
DeepSeek-R1 (671B)	0,73	0,84	0,40	0,07	[0,59 – 0,86]

Discussion

The results of the experiments with LLMs in the agent system demonstrated that the models have the ability to logically plan the robot's actions. This confirms their applicability in agent systems, similar to previously presented approaches such as ReAct and SayPlan. The following limitations were also identified during the evaluation:

- Incorrect reasoning logic and action selection were noted. For example, in tasks requiring calculating the distance between objects, models performed arithmetic calculations within the CoT instead of calling the predefined action «define_distance».

- There were cases of «misunderstanding» of the graph structure specified in the system prompt. For example, models mistakenly concluded that it was impossible to build a route due to the lack of connections between positions.

- In a number of examples, unfounded assumptions without calculations were recorded, when instead of calling the «define_side» action, the model made conclusions based on intuitive assumptions. Thus, for the instruction «go to the house that is north of the street lamp», the model formed a CoT «I assume that house_1 is located north of one of the street lamps», which was not accompanied by checking the actual position of the objects.

- Errors in graph interpretation were identified related to the omission of part of the context. For example, the model stated: «There is only one house in the graph – house_1», although in reality there were 2 houses in the graph. To eliminate the described limitations, further work will be aimed at:

- Developing a system component for dynamically mapping the environment, which will allow the agent to make more accurate decisions on controlling the robot's behavior.

- Implementing support for feedback not only with the environment but also with a human to introduce a full-fledged dialogue and improve the accuracy of executing instructions.

- Implementing memory mechanisms to solve the problem of forgetting long contexts.

Conclusion

An agent system has been developed that is capable of interpreting human behavior instructions. The agent's action space is represented by atomic (or low-level) robot commands, extended by Python tools that help avoid hallucinations when performing calculations and improve the accuracy of the output.

A set of behavioral instructions was prepared to test the intellectual abilities of large language models during autonomous control of a robot, consisting of 60 commands divided into 3 types. Experiments conducted on the prepared dataset demonstrate that large language models as a central component of an agent system have the ability to logically reasoned and structured action planning, and the number of model parameters directly affects this ability.

Acknowledgment

The work was carried out within the state assignment of NRC «Kurchatov Institute» using computing resources of the federal collective usage center Complex for Simulation and Data Processing for Mega-science Facilities at NRC «Kurchatov Institute», <http://ckp.nrcki.ru/>.

References

1. Xi Z., et al. The rise and potential of large language model based agents: A survey // Science China Information Sciences. 2025. Vol. 68. No. 2. C. 121101.
2. Wang L., et al. A survey on large language model based autonomous agents // Frontiers of Computer Science. 2024. Vol. 18. No. 6. C. 186345.
3. Luo J., et al. Large language model agent: A survey on methodology, applications and challenges // arXiv preprint arXiv:2503.21460. 2025.
4. Yao S., et al. React: Synergizing reasoning and acting in language models // International Conference on Learning Representations (ICLR). 2023.
5. Rana K., et al. Sayplan: Grounding large language models using 3d scene graphs for scalable robot task planning // arXiv preprint arXiv:2307.06135. 2023.
6. Yang A., et al. Qwen2.5 technical report // arXiv preprint arXiv:2412.15115. 2025.
7. <https://mistral.ai/news/codestral>
8. <https://mistral.ai/news/mistral-large/>
9. Yang A., et al. Qwen3 technical report // arXiv preprint arXiv:2505.09388. 2025.
10. Guo D., et al. Deepseek-R1: Incentivizing reasoning capability in llms via reinforcement learning // arXiv preprint arXiv:2501.12948. 2025.
11. Huang W., et al. Language models as zero-shot planners: Extracting actionable knowledge for embodied agents // International conference on machine learning. 2022. C. 9118–9147.
12. Kovalev A.K., Panov A.I. Application of pretrained large language models in embodied artificial intelligence // Doklady Mathematics. Moscow: Pleiades Publishing, 2022. Vol. 106. No. Suppl 1. C. S85–S90.
13. Sarkisyan C., et al. Evaluation of pretrained large language models in embodied planning tasks // International Conference on Artificial General Intelligence. Cham: Springer Nature Switzerland, 2023. C. 222–232.
14. Kambhampati S., et al. Position: LLMs can't plan, but can help planning in LLM-modulo frameworks // Forty-first International Conference on Machine Learning. 2024.
15. Wei J., et al. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models // Advances in neural information processing systems. 2022. Vol. 35. C. 24824–24837.
16. Brown T., et al. Language models are few-shot learners // Advances in neural information processing systems. 2020. Vol. 33. C. 1877–1901.
17. Gwet K. Handbook of inter-rater reliability // Gaithersburg, MD: STATAXIS Publishing Company. 2001. C. 223–246.
18. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK82266/>

A.V. GAZZAEV*, V.A. MALYKH

MTS AI, Moscow, Russia

*a.gazzaev@mts.ai

REASONING WITH HYPOTHESIS GENERATION

Abstract. Reasoning language models constitute a novel and significant advancement in the field of natural language processing. The recently introduced paradigm of «test-time scaling» enables performance improvements across a range of benchmarks, in part by emulating human-like problem-solving strategies. These models exhibit particularly strong outcomes on complex mathematical tasks that necessitate the decomposition of problems into simpler sub-tasks. Several methodologies have been proposed to train models to engage in reasoning prior to generating final answers. In this context, «reasoning» refers to the exploration of a solution space in search of an appropriate answer. This work investigates the development of a fine-tuning algorithm for language models, specifically designed to impart reasoning capabilities through the application of the Best-of-N approach. This approach involves generating multiple candidate responses and subsequently selecting the optimal one using various strategies, such as majority voting or a mathematical verifier that evaluates not only the final answer but also the reasoning process itself. We propose and implement a fine-tuning algorithm that enables a language model to generate four distinct hypotheses in response to a mathematical problem statement. The adoption of this reasoning-centric methodology yields notable improvements on mathematical benchmarks, including MATH 500 and RuMultiAR.

Keywords: *Reasoning, LLM, NLP.*

1. Introduction

Language models exhibit outstanding performance on a wide range of text generation tasks that involve responding to general instructions. Nevertheless, large language models (LLMs) face notable challenges when tackling certain mathematical problems.

Following the technological breakthrough achieved by ChatGPT, the performance of language models has become highly dependent on the quality of the training pipeline. The conventional LLM training pipeline consists of pre-training on an extensive text corpus, supervised fine-tuning on high-quality data, and, in some cases, the application of reinforcement learning techniques – such as to enhance model safety and response reliability.

Recent research, however, has demonstrated that increasing inference time enables models to solve more complex problems without the need for explicit additional training. Specifically, the more time a model is allocated for reasoning [1, 2, 3], the better it performs on intricate tasks across various domains.

Two fundamental approaches have emerged for improving model performance by leveraging increased inference time:

1. Verifier-Based Search Strategies [4]. The first approach involves generating multiple candidate answers and employing a verifier to select the most appropriate one. The verifier may take the form of either a programmed heuristic or a trained reward model.

Verifier-based search strategies encompass several methods, including:

- Best-of-N: In this method, multiple candidate answers are generated, each of which is assigned a specific score using a reward model [5]. The answer with the highest reward is then selected as the final output.

- Beam Search: This approach systematically explores the solution space, often utilizing a process reward model (PRM) to guide sampling and validate intermediate reasoning steps.

- Diverse Verifier Tree Search (DVTS): This technique extends beam search by partitioning the initial beams into independent subtrees, which are then greedily expanded using the PRM.

2. Reasoning-Based Generation. The second strategy centers on eliciting reasoning directly from the model. The model generates chains of reasoning – often demarcated by special tokens such as «think» – and produces the final answer within «answer» tokens. Notable examples of this approach include DeepSeek-R1 [6] and QwQ (o1 is not discussed here, as the specifics of its training and inference processes are not publicly known).

How do models learn reasoning? Models acquire reasoning abilities through specialized training regimes. For example, DeepSeek was trained over several stages, one of which employed GRPO [7] – a reinforcement learning method – which enables the training of reasoning-capable models without the need for a separate supervised phase on high-quality instructional data.

Nevertheless, these approaches have certain limitations. For instance, the GRPO method demands significant computational resources for training, though this challenge has been partially mitigated by solutions such as the Unsloth library. Additionally, GRPO is most effective with models already capable of generating high-quality textual sequences, which means that smaller language models do not benefit as much from this approach. Regarding verifier-based search strategies, their primary limitation is the necessity of integrating the language model within a broader system that includes a verifier. As a

result, improvements in model performance rely on enhancements to the overall system rather than the language model alone.

The aim of this work is to enhance the performance of language models by proposing a reasoning algorithm that merges the strengths of both native chain-of-thought generation and N-hypothesis generation strategies. This paper introduces a novel approach to reasoning: generating multiple hypothetical solutions for a given problem and selecting the best one among them. Unlike the Best-of-N strategy, which requires running the model N times to obtain N candidate solutions, the proposed method enables the model to generate and select the best hypothesis within a single generation.

Experimental Validation. Two benchmarks are utilized to validate the effectiveness of the proposed approach: MATH 500 and ruMultiAr.

MATH 500: This dataset comprises a subset of 500 examples from the OpenAI MATH Benchmark. This benchmark is widely used for evaluating the mathematical reasoning capabilities of contemporary language models.

RuMultiAr: This task, sourced from BIG-bench, evaluates a model's ability to perform multi-step arithmetic operations, including addition, subtraction, multiplication, and division. The task assesses a model's capacity for sequential reasoning, as it is necessary to solve a series of arithmetic expressions with multiple levels of nesting and variable bracket contents. Although relatively straightforward for humans, as each step follows logically from the previous one, the task is specifically designed to test a system's ability to decompose complex problems into simpler sub-problems and to plan its actions.

A model trained with the proposed form of reasoning demonstrates superior performance on both benchmarks relative to the baseline model.

2. Best-of-N

The proposed method, which involves generating multiple hypotheses when solving a mathematical problem within a single generation, is based on the Best-of-N method.

The Best-of-N method (see Fig. 1) is an approach to decoding large language models where, in response to a single prompt, the model generates several variants – usually N independent text completions. Each of these variants is generated independently, as if they are separate attempts to answer the original prompt. After all N variants are generated, one of them is selected – the one considered the best according to a predetermined criterion.

This criterion can be according to a special reward model trained to evaluate the quality or relevance of the answer, or the final choice can be made by a human annotator. Sometimes, selection is done using simple heuristics, such as answer

length, complexity, or diversity. In practice, the choice of criterion depends on the specific task and the purpose of generation.

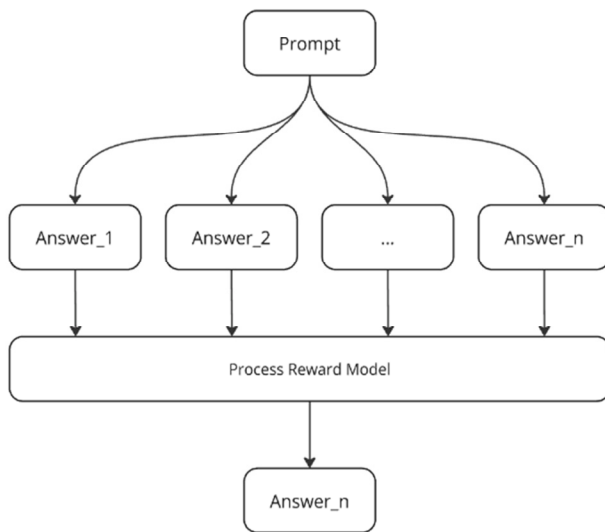


Fig. 1. Best-of-N

This method helps eliminate some generative errors that arise during single sampling: due to stochastic fluctuations, the model can «go off track» or produce a less meaningful or trivial answer, which does not always reflect its full potential. Multiple generations increase the chance of obtaining a more coherent, logical, or informative response since, among N different options, the probability of having at least one good answer increases significantly.

A significant drawback of Best-of-N is its linear increase in computational costs: each additional variant requires a complete regeneration run. Moreover, sometimes the model gets stuck on overly cautious or repetitive patterns, producing similar outputs; in this case, diversity may still be limited.

The method is widely used where output quality is critical: in chatbots, code generators, support automation systems, as well as for writing or summarizing texts. It is often combined with other generation control techniques, such as temperature, top-k, or nucleus sampling. As a result, Best-of-N provides a balance between randomness and controlled quality, allowing for a higher probability of obtaining the best possible answer at the current stage.

The Best-of-N method enables better performance on mathematical benchmarks. For this purpose, in this work, two models were validated: qwen-0.5B

and qwen-1.5B. The results are shown in Table 1. The implementation details of the method are described in the next section.

Table 1. Performance of the baseline model and the Best-of-N method. The results were measured three times using a temperature of 0.6 and a top_p of 0.95

Model	Num generations	MATH 500
Qwen/Qwen2.5-0.5B-Instruct	1	0.270
Qwen/Qwen2.5-0.5B-Instruct	16	0.466
Qwen/Qwen2.5-1.5B-Instruct	1	0.473
Qwen/Qwen2.5-1.5B-Instruct	4	0.604
Qwen/Qwen2.5-1.5B-Instruct	16	0.642
Qwen/Qwen2.5-1.5B-Instruct	128	0.632

3. Dataset creation

To endow language models with enhanced reasoning capabilities, a synthetic dataset is constructed. Each data entry consists of a prompt and an answer, wherein the answer includes an explicit instruction for the model to «think,» presents four hypotheses, and concludes with a final solution to the problem. The methodology for generating this dataset in the present work is based on the Best-of-N approach, comprising the following components:

Tasks: For English, approximately 10,000 mathematical problem statements were generated. For Russian, around 16,000 problems were created using an algorithm derived from the Big Bench codebase, which facilitates the automatic generation of simple mathematical problems.

Prompt Construction: The prompt is structured in two main parts. The prefix adopts a template from the light-eval library for the MATH 500 benchmark. The prompt is designed such that the final answer is enclosed within a box, thereby explicitly demarcating the solution.

Sample Generation: For each problem, n answer samples are generated in parallel, using a temperature setting of 0.6 and a top-p value of 0.95. This sampling process is performed efficiently in parallel by means of continuous batching implemented in vLLM.

Process Reward Model (PRM): Subsequent to sample generation, the best answer for each problem instance in the ruMultiAR dataset is selected via a Process Reward Model (PRM). Each response is divided into fragments by a delimiter, with each fragment assigned a specific score. The final answer se-

lected is the one receiving the highest cumulative score. In addition to the mathematical outcome evaluation model (Outcome Reward Model, ORM) Qwen2.5-Math-RM-72B, Alibaba has introduced process reward models (PRMs), specifically Qwen2.5-Math-PRM-7B and Qwen2.5-Math-PRM-72B. These PRMs provide a promising approach for supervising the reasoning process in mathematical problem-solving tasks with large language models (LLMs), enabling the identification and correction of intermediate errors. For this algorithm, Qwen2.5-Math-PRM-7B was employed as the PRM.

Validation: Validation is performed using custom code. The final answer is extracted using the `latex2sympy2` library and then compared to the reference answer through an exact match criterion.

4. Reasoning Based on the Best-of-N Method

In this section, we introduce a new multi-hypothesis reasoning approach inspired by the Best-of-N methodology. Unlike standard inference, where the language model produces a single solution to a given mathematical problem, our method leverages the model's ability to generate multiple solution candidates and autonomously select the most accurate one.

The core idea is to encourage deeper reasoning and robustness by having the model tackle the same problem in diverse ways. Specifically, when given an input prompt containing a math problem, the model simultaneously generates four distinct solution hypotheses. Immediately following this, the model evaluates its own outputs and selects the best answer from the four candidates.

This process consists of two conceptual stages:

1. Multi-Hypothesis Generation:

Upon receiving the problem statement, the model produces four independent solution variants. These hypotheses may differ in approach, intermediate steps, and ultimately, in their final answer. This diversity is expected to increase the likelihood that at least one of the generated solutions is correct or contains useful reasoning steps.

2. Self-Selection Mechanism:

After generating all four hypotheses, the model applies internal verification and comparison, effectively acting as its own critic. It analyzes the generated responses and selects the one it deems most accurate, well-reasoned, or best aligned with the problem requirements.

We fine-tune several instruction-following language models (Qwen/Qwen2.5-0.5B-Instruct, Qwen/Qwen2.5-1.5B-Instruct, and Llama-3.2-1B-Instruct) on this synthetic multi-hypothesis data. The fine-tuning is performed with supervised learning for a single epoch. The training objective is to

enable the model not only to generate multiple hypotheses but also to judge and select the best possible answer from among them.

A sample output from the final fine-tuned model, demonstrating this Best-of-N reasoning process, is illustrated in Fig. 2.

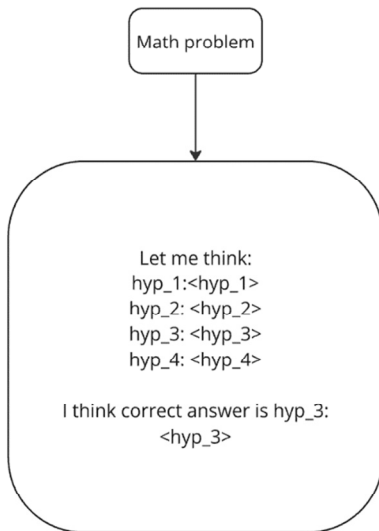


Fig. 2. Overall Reasoning Workflow

5. Evaluating the Reasoning Model on Mathematical Benchmarks

The algorithm demonstrates the effectiveness of the new reasoning method on the ruMultiAR and MATH 500 benchmarks (Table 2). In the tables, -w-hyps indicates that the model was trained to generate hypotheses, whereas -wo-hyps means that the model was trained on the best answers only.

Table 2. Performance of the baseline model, the Best-of-N model, model trained on the best answer (-wo-hyps), and the model with the new reasoning method (-w-hyps). The results were measured three times using a temperature of 0.6 and a top p of 0.95

Model	MATH 500	RuMultiAR
Qwen/Qwen2.5-0.5B-Instruct	0.27	0.093
Qwen/Qwen2.5-0.5B-Instruct- best-of-4	0.386	0.199
Qwen/Qwen2.5-0.5B-Instruct-wo-hyps	0.370	0.191

Model	MATH 500	RuMultiAR
Qwen/Qwen2.5-0.5B-Instruct-w-hyps	0.403	0.200
Qwen/Qwen2.5-1.5B-Instruct	0.479	0.255
Qwen/Qwen2.5-1.5B-Instruct- best-of-4	0.604	0.454
Qwen/Qwen2.5-1.5B-Instruct-wo-hyps	0.574	0.488
Qwen/Qwen2.5-1.5B-Instruct-w-hyps	0.587	0.504
Llama-3.2-1B-Instruct	0.211	0.132
Llama-3.2-1B-Instruct- best-of-4	0.348	0.284
Llama-3.2-1B-Instruct	0.359	0.209
Llama-3.2-1B-Instruct	0.354	0.230

6. Conclusions

This work demonstrates the effectiveness of the Best-of-N method as a foundational approach for enhancing the reasoning abilities of language models in mathematical problem solving. By systematically generating multiple solution hypotheses for each math problem and then selecting the most accurate answer among them, we showed that the model's final predictions become more reliable and precise.

To fully leverage this approach, we developed a novel two-stage algorithm, adapted for the RuMultiAr and MATH 500 benchmarks. In the data generation phase, we constructed a synthetic dataset where each prompt is accompanied by four alternative solution paths and a selected best answer. This was accomplished with custom scripts based on BigBench and through the application of the Best-of-N paradigm, augmented by an answer verification stage. As a result, the training data itself not only exposes the model to diverse reasoning patterns, but also teaches it the meta-skill of evaluating its own outputs—a crucial step toward stronger reasoning and self-verification.

The fine-tuning experiments were conducted on several open-source language models, including Qwen/Qwen2.5-0.5B-Instruct, Qwen/Qwen2.5-1.5B-Instruct, and Llama-3.2-1B-Instruct. Training the models on this synthetic data for a single supervised epoch led to observable improvements in the generation and selection of high-quality mathematical solutions. The models learned both to propose multiple lines of reasoning and to select the most plausible one, thereby exhibiting enhanced multi-step reasoning and self-correction capabilities.

Overall, our findings confirm that integrating the Best-of-N approach into both the training process and the data itself is a promising direction for teaching language models more sophisticated, reliable reasoning. This methodology not only boosts the accuracy of mathematical problem solving, but also provides a general framework for tackling challenges in other tasks that require advanced reasoning and decision making by AI systems. The insights from this work point toward new opportunities for further research in the field of automated reasoning, model self-verification, and the generation of trustworthy AI solutions in mathematics and beyond.

References

1. Wei Jason, et al. «Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models». *Advances in neural information processing systems* 35 (2022): 24824-24837.
2. Liang Tian, et al. «Encouraging divergent thinking in large language models through multi-agent debate.» *arXiv preprint arXiv:2305.19118* (2023).
3. Madaan Aman, et al. «Self-refine: Iterative refinement with self-feedback.» *Advances in Neural Information Processing Systems* 36 (2023): 46534-46594.
4. Ghosal Soumya Suvra, et al. «Does Thinking More always Help? Understanding Test-Time Scaling in Reasoning Models.» *arXiv preprint arXiv:2506.04210* (2025).
5. Ren Z.Z., et al. «Deepseek-prover-v2: Advancing formal mathematical reasoning via reinforcement learning for subgoal decomposition.» *arXiv preprint arXiv:2504.21801* (2025).
6. Guo Daya, et al. «Deepseek-r1: Incentivizing reasoning capability in llms via reinforcement learning.» *arXiv preprint arXiv:2501.12948* (2025).
7. Shao Zhihong, et al. «Deepseekmath: Pushing the limits of mathematical reasoning in open language models.» *arXiv preprint arXiv:2402.03300* (2024).

Секция 9

Нейронные сети и когнитивные науки

А.О. БАЛАБАНОВ, А.Ю. ФИЛИППОВИЧ

МГТУ им Н.Э. Баумана
alexclass98@mail.ru

МЕТОДОЛОГИЯ КОГНИТИВНОГО АНАЛИЗА И ОБРАБОТКИ ДАННЫХ АССОЦИАТИВНОГО ЭКСПЕРИМЕНТА ДЛЯ ИССЛЕДОВАНИЯ ШРИФТОВ

В статье представлена комплексная методология сбора, многоэтапной обработки и анализа данных, полученных в ходе ассоциативного эксперимента, направленного на изучение когнитивного восприятия шрифтографических образов. Детально описан процесс работы с пользовательскими ассоциациями, включая этапы предварительной обработки, применения различных NLP-технологий для нормализации, структурирования и обогащения данных. Проводится сравнительный анализ эффективности различных алгоритмов обработки и их влияния на результаты анализа.

Ключевые слова: *шрифтографические образы, когнитивное моделирование, ассоциативный эксперимент, обработка естественного языка (NLP), лемматизация, векторизация текста, семантический поиск, пользовательское восприятие, шрифтовой дизайн.*

Введение

Шрифтографический дизайн является неотъемлемой частью современной визуальной коммуникации, оказывая значительное влияние на формирование эмоционального отклика и интерпретацию информации пользователем. Традиционные подходы к выбору шрифтов, основанные на экспертных оценках или общих стилистических классификациях, зачастую не учитывают глубинные, спонтанные когнитивные ассоциации, которые шрифты вызывают у конкретных целевых аудиторий. Понимание этих ассоциаций критически важно для создания эффективных и резонирующих дизайн-решений. Есть ряд исследований, которые показывают степень влияния визуальных представлений на мнение потребителя [1]. В конечном итоге правильно выбранный шрифтографический образ может

привлечь правильную аудиторию, закрепить важную ассоциацию или упростить пользовательское взаимодействие с продуктом.

Основой системы подбора шрифтов является ассоциативный эксперимент [2]. Он позволяет собрать у респондентов когнитивные ассоциации в свободной форме. Таким образом, формируется обширная ассоциативная сеть, которая пригодна к анализу.

Пользовательские ассоциации, особенно собранные в ходе экспериментов со свободной формой ответа, представляют собой богатый, но «сырой» источник качественных данных. Для извлечения из них пользы требуется сложная многоэтапная обработка. Без систематического подхода к обработке и анализу таких данных невозможно объективно оценить восприятие шрифтов, выявить закономерности или разработать научно-обоснованные рекомендации для дизайнеров. Ручная обработка больших объемов данных будет трудоемкой и не обеспечит достаточной глубины семантического анализа.

Цель данной работы – разработать, апробировать и детально описать технологию обработки и анализа массива данных, полученных в результате ассоциативного эксперимента. Особое внимание уделяется сравнению эффективности различных алгоритмов NLP и выбору оптимальных подходов для нормализации, анализа и визуализации пользовательских ассоциаций со шрифтами, а также влиянию этих процессов на качество поиска шрифтов по запросу.

Проведение ассоциативного эксперимента

С целью сбора эмпирических данных о восприятии различных шрифтов и их вариаций был спланирован и проведен ассоциативный эксперимент. В нем приняли участие 100 студентов-добровольцев из МГТУ им. Н.Э. Баумана. Для эксперимента было отобрано 10 базовых, широко распространенных шрифтов. Для каждого из этих базовых шрифтов генерировались вариации путем изменения пяти ключевых типографических параметров: насыщенности, стиля, межбуквенного расстояния, размера кегля и интерлиньяжа, в соответствии с predeterminedными диапазонами значений. Респонденту предъявлялось 50 уникальных, случайно сгенерированных шрифтографических стимулов. Эксперимент проводился на специально разработанной онлайн-платформе. На экране демонстрировался текстовый блок, набранный одной из вариаций шрифта, и участнику предлагалось в свободной форме описать свои ассоциации за ограниченное время (60 секунд), что стимулировало спонтанные реакции. Таким образом, был сформирован датасет из 5000 пользовательских реакций.

Онлайн-платформа позволяет визуализировать собранные данные в виде графа [3]. Шрифты представлены серым цветом, реакции на них белым, а над каждой связью подписана частота, то есть количество таких ассоциаций.

Первичный анализ полученного массива данных показал, что данные представляют собой богатый, но гетерогенный и "сырой" набор текстовых данных. Из 5000 потенциальных реакций фактическое количество осмысленных ответов составило около 97 %, незначительная часть была пропущена или отмечена как «[skipped]». Размер ассоциации значительно варьировался – от одного слова (например, «красиво», «обычно») до развернутых фраз («Как будто из сказки», «Слишком большие отступы между буквами, не нравится»). Уже на этом этапе стало очевидно наличие множества синонимичных или близких по значению ответов (например, «красиво» и «эстетично») и различных грамматических форм одних и тех же слов. Около 2 % ответов содержали нерелевантную информацию и требовал фильтрации.

Таким образом, выявили ключевую проблему: прямой анализ сырых текстовых ассоциаций крайне затруднен для конечного пользователя. Использование необработанных реакций для построения, например графа ассоциаций привело бы к созданию чрезвычайно зашумленного и трудночитаемого графа. Слишком большое количество уникальных узлов-ассоциаций, многие из которых, по сути, дублируют друг друга (например, «Красиво», «красивый»). Длинные ответы, содержащие несколько идей, также требуют декомпозиции. Из этого следует, что задачей исследования стала разработка и оценка использования «Конвейера обработки естественного языка» (NLP), который позволил бы преобразовать исходные текстовые ассоциации в стандартизированный и обогащенный вид, оптимальный для последующего поиска и анализа. Конечной целью этого конвейера является обеспечение эффективной работы ключевого бизнес-процесса разрабатываемой системы – поиска шрифтов по заданным характеристикам.

Обработка данных

Для преобразования массива из текстовых реакций в аналитически пригодный формат был разработан многоэтапный конвейер обработки. Первым шагом являлась базовая предобработка текста, включающая приведение к нижнему регистру, удаление URL, email, специальных символов (кроме значимых дефисов) и нормализацию пробелов. Далее следовала токенизация – разбиение текста на отдельные слова (токены) с исполь-

зованием токенизатора из библиотеки spaCy. После этого производилось удаление стоп-слов – исключение часто встречающихся служебных слов, не несущих значительной семантической нагрузки, с использованием стандартных и, при необходимости, кастомных словарей. Этот шаг значительно сокращает объем текста, не влияя на основной смысл ассоциаций.

Ключевым этапом обработки стала лемматизация – приведение токенов к их начальной словарной форме (лемме) с помощью морфологического анализатора PyMorphy2 и spaCy. Это позволило сгруппировать слова с одинаковым значением, но разными грамматическими формами (например, «интересный», «интересно» свелись к лемме «интересный»). Этот процесс существенно снизил количество уникальных лексических единиц в корпусе, сделав данные более однородными для последующего частотного анализа. Например, в исходных данных часто встречались вариации слова «красиво», после лемматизации они были объединены под одной леммой.

Для дальнейшего укрупнения семантических единиц применялась группировка синонимов. Поскольку предыдущая обработка не покрывает близкие по смыслу слова (например, «эстетичный» и «привлекательный»), использование тезауруса, такого как RuWordNet, позволило выявить и сгруппировать такие леммы под одной канонической формой. Этот шаг направлен на выявление более крупных семантических кластеров ассоциаций, хотя и требует аккуратного подхода к выбору глубины синонимии во избежание объединения разнородных понятий.

Финальным шагом подготовки данных для углубленного семантического анализа стала векторизация текста (Text Embedding) [4]. Обработанные текстовые ассоциации (чаще всего, последовательности лемм без стоп-слов) преобразовывались в числовые векторы (эмбединги) с использованием предобученной модели SentenceTransformer (paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2). Это позволило представить семантику каждой ассоциации в многомерном векторном пространстве, что открыло возможности для семантического поиска и анализа близости между различными реакциями и запросами пользователей.

Общий алгоритм обработки данных представлен на рис. 1, он объединяет каждый этап конвейера и показывает, как формируется итоговый результат.

На рис. 2 представлено количество уникальных записей, оставшихся после обработки на каждом из этапов. Как видно из диаграммы, данный подход позволил сократить количество и объединить близкий по смыслу варианты. Кроме того, платформа позволяет регулировать параметры обработки текста, таким образом пользователь может «чутко» выбрать какая

конкретно обработка нужна. Общее сокращение также упрощает процесс поиска шрифта для рекомендаций и повышает качество взаимодействия между исследователем и системой. Сравнение различных подходов к обработке данных показало их существенное влияние на конечные результаты и интерпретацию. Частотный анализ, проведенный на сырых токенах, затем на токенах без стоп-слов, на леммах и, наконец, на канонических формах синонимов, продемонстрировал последовательное уменьшение «шума» и укрупнение семантических категорий.

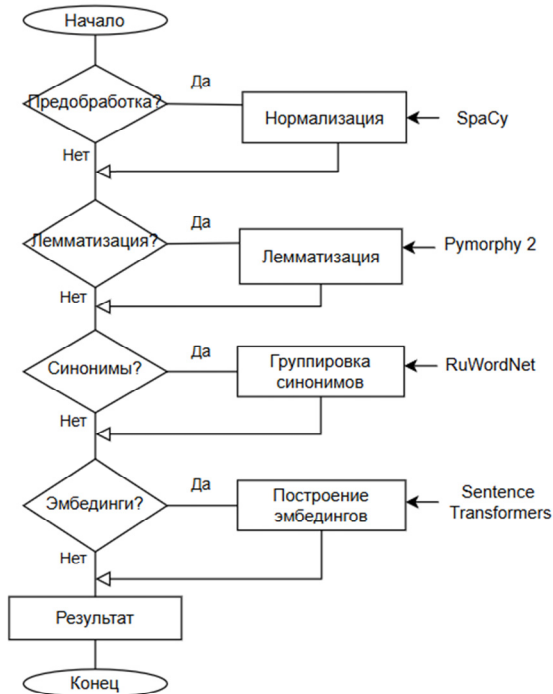


Рис. 1. Алгоритм обработки данных

Далее мы рассмотрим, как различные конфигурации этого NLP-конвейера влияют на качество решения задачи – поиска шрифтов по ассоциации.

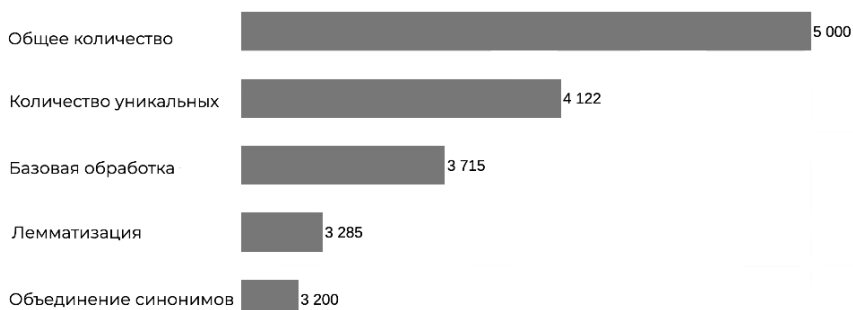


Рис. 2. Сравнение количества записей на каждом этапе обработки

Поиск шрифтов по ассоциации

Пройдя через многоэтапный конвейер NLP-обработки, исходный массив из пользовательских реакций преобразуется в структурированный и нормализованный набор данных. Этот набор может быть представлен как в виде таблицы с обработанными леммами и сгенерированными эмбедингами, так и в форме графа ассоциаций, где узлами выступают шрифты и семантические единицы (леммы или группы синонимов), а ребра отражают силу их связи. Однако сама по себе обработка данных – это лишь средство для достижения основной цели: предоставления пользователю эффективного инструмента для поиска шрифтов, вызывающих определенные ассоциации [5]. Именно на этом этапе встает вопрос о выборе наиболее подходящей стратегии поиска, которая бы оптимально использовала подготовленные данные. Различные уровни обработки текста открывают разные возможности для реализации поисковой логики. Далее мы проведем сравнительный анализ ключевых стратегий поиска шрифтов по ассоциациям, оценивая их эффективность на нашем экспериментальном датасете.

Базовый подход: Поиск по точному совпадению в необработанных данных. Наиболее прямолинейный метод заключается в поиске точного или частичного вхождения строки запроса пользователя непосредственно в исходные, необработанные. Такой подход, хоть и прост в реализации, страдает от крайне низкой полноты и высокой зашумленности результатов. Он не способен учесть синонимии, различные грамматические формы слов или незначительные опечатки. Применение этого метода к нашему датасету из 5000 ассоциаций показало его практически непригод-

ность для серьезного анализа. Например, для запроса «эстетичный» было найдено лишь 3 совпадения, в то время как семантически близкие реакции («красивый», «гармоничный») остались неучтенными. Вычислительная сложность такого поиска, даже с использованием стандартных текстовых индексов базы данных, не оправдывается низким качеством получаемых результатов в контексте семантического сопоставления.

Улучшенный подход: Поиск по совпадению обработанных ключевых слов (лемм/синонимов).

Значительное улучшение достигается за счет предварительной NLP-обработки как пользовательского запроса, так и всех ассоциаций в базе данных. В нашей системе это означает приведение текстов к леммам (и, опционально, к каноническим формам синонимов). Поиск затем осуществляется по совпадению этих нормализованных лексических единиц.

Такая обработка данных существенно повышает полноту поиска, так как разные словоформы объединяются. Граф ассоциаций, построенный на леммах, становится значительно чище и информативнее. Частотный анализ агрегированных лемм дает более точное представление о доминирующих ассоциациях. Если дополнительно применяется группировка синонимов, полнота поиска еще более возрастает, позволяя находить шрифты по более широкому спектру семантически близких запросов, хотя это может привести к некоторой потере специфичности и требует качественного тезауруса. Сложность предобработки всей базы возрастает, но выполняется однократно, а сложность обработки запроса и самого поиска остается приемлемой, особенно при наличии текстовых индексов по полю обработанных лемм.

Продвинутый подход: Семантический поиск на основе текстовых эмбеддингов. Для преодоления ограничений лексического совпадения и улавливания более глубоких смысловых связей применяется семантический поиск. Пользовательский запрос и сохраненные ассоциации преобразуются в плотные векторные представления с помощью моделей типа SentenceTransformer. Сходство между запросом и ассоциацией вычисляется как косинусная мера между их векторами. Результаты ранжируются по убыванию этого сходства.

Этот метод демонстрирует наивысшую полноту, находя семантически релевантные шрифты даже при полном отсутствии общих ключевых слов. Например, запрос «атмосфера старинной книги» может успешно выявить шрифты с ассоциациями «винтажный» или «как в старых фолиантах». Однако, этот подход более требователен к вычислительным ресурсам и интерпретация результатов может быть сложнее, так как семантическая близость не всегда означает прямое лексическое соответствие.

В табл. 1. Представлено сравнение возможных реализаций.

Таблица 1

Сравнительный анализ алгоритмов

Подход	Точность	Полнота	Сложность обработки	Сложность запроса	Интерпретируемость
Базовый	Очень низкая	Очень низкая	Низкая	Низкая	Высокая
Леммы	Высокая	Низкая	Низкая	Низкая	Высокая
Леммы и синонимы	Высокая	Высокая	Высокая	Низкая	Средняя
Эмбединги	Высокая	Очень высокая	Высокая	Высокая	Средняя

Учитывая это, для поиска шрифта по ассоциации в нашей системе реализован гибкий гибридный подход. По умолчанию система использует поиск по леммам, обеспечивающий хороший компромисс между точностью, полнотой и скоростью. Пользователю предоставляется возможность расширить поиск за счет группировки синонимов или переключиться на более глубокий семантический поиск по эмбедингам, если лексический поиск не дал удовлетворительных результатов или требуется исследовать более абстрактные связи. Результаты всегда ранжируются с учетом частоты ассоциации и, в случае семантического поиска, степени сходства, чтобы предоставить наиболее релевантные варианты.

Выводы

В настоящей работе представлена методология обработки и анализа данных ассоциативного эксперимента, направленного на изучение когнитивного восприятия шрифтов. Ключевой задачей являлась трансформация сырых текстовых ассоциаций в структурированный формат, пригодный для эффективного поиска шрифтов по семантическим запросам.

Установлено, что многоступенчатая NLP-обработка, включающая лемматизацию, группировку синонимов и генерацию текстовых эмбедингов, критически важна для нормализации данных и выявления значимых паттернов. Сравнительный анализ стратегий поиска показал, что лексический поиск по обработанным леммам обеспечивает хороший баланс точности и производительности, тогда как семантический поиск на основе эмбедингов значительно расширяет полноту для образных запросов. Оптималь-

ным решением для системы поиска шрифтов признан гибридный подход, комбинирующий эти стратегии.

Применение разработанной методики позволило:

1. Обработать и проанализировать массив пользовательских данных.
2. Построить информативный граф ассоциаций.
3. Подобрать оптимальный алгоритм поиска шрифтов.

Таким образом, предложенный конвейер обработки данных обеспечивает получение объективных выводов о когнитивном восприятии шрифтов и формирует основу для разработки научно-обоснованных инструментов поддержки принятия решений в шрифтографическом дизайне. Дальнейшее развитие методики связано с интеграцией более сложных контекстуальных моделей и расширением экспериментальной базы для повышения точности результатов.

Список литературы

1. Филиппович А.Ю., Гордеева Д.А. Исследование когнитивной модели шрифтографических образов и композиций на основе ассоциативного эксперимента // Challenges of information society and applied psycholinguistics – Proceedings of the X International Congress of ISAPL. 2013. С. 253–254.
2. Балабанов А. О., Абрамов В. Г., Филиппович А. Ю. Система для проведения исследований шрифтографических образов на основе ассоциативного эксперимента // ИИАСУ'24. М.: КДУ, 2025. Т. 1. С. 152–160. DOI: 10.31453/kdu.ru.978-5-00247-131-7-2025-506.
3. Захарова А.А., Шкляр А.В. Когнитивная ясность графовых моделей: подход к пониманию идеи и способ выявления влияющих факторов с использованием визуального анализа // Научная визуализация. 2022. Т. 14. № 1. С. 22–45.
4. Devlin J., Chang M.W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding // Proceedings of NAACL-HLT. 2019. С. 4171–4186.
5. Максимов В.И., Корноушенко Е.К. Аналитические основы применения когнитивного подхода при решении слабоструктурированных задач // Труды ИПУ РАН. 2023. Т. 86. С. 54–79.

Л.С. КУДРЯВАЯ¹, В.Л. УШАКОВ²

¹Физический факультет МГУ имени М.В. Ломоносова

²Институт перспективных исследований мозга МГУ им. М.В. Ломоносова
tiuq@yandex.ru

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ КОРРЕЛЯЦИОННОГО, КОГЕРЕНТНОГО И ЭНТРОПИЙНОГО ПОДХОДОВ К ОЦЕНКЕ ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ СВЯЗНОСТИ НЕЙРОСЕТЕЙ ГОЛОВНОГО МОЗГА НА ОСНОВЕ СИНТЕТИЧЕСКИХ И РЕАЛЬНЫХ фМРТ ДАННЫХ

В работе рассматриваются результаты исследований по особенностям построения функциональных коннектомов головного мозга человека на основе расчета разных метрик связности нейрофизиологических рядов. На синтетических данных был проведен анализ чувствительности семи метрик связности к различным особенностям временных рядов. Показано, что совокупное применение расчета метрик позволяет не только охарактеризовать свойства временных рядов самих данных, но и по реальным фМРТ данным классифицировать на основе комитета нейронных сетей различные функциональные состояния нейросетевых архитектур головного мозга пациентов с диагнозом шизофрении и здоровых испытуемых с точностью до 77 %.

Ключевые слова: *функциональные коннектомы, временной ряд, фМРТ, комитет нейронных сетей, шизофрения.*

Введение

В построении модели механизмов головного мозга важным шагом является исследование функциональной архитектуры взаимодействия нейронных сетей головного мозга в когнитивных процессах сознания и анализ их динамики в реализации поведенческих актов [1]. Одним из перспективных методов получения данных для решения этих задач является метод функциональной магнитно-резонансной томографии (фМРТ), позволяющий получить временные ряды BOLD (blood-oxygenation-level-dependent) сигнала, отражающие динамику гемодинамического ответа, напрямую связанную с активностью нейросетей, в каждой области интереса [2].

Именно эти многомерные ряды, а не уже готовые матрицы связности, содержат максимально полный объем информации о нейронных процес-

сах. Однако в первоначальном виде такие данные трудно интерпретировать: они высокоразмерны, зашумлены, автокоррелированы и, как правило, включают как линейные, так и нелинейные компоненты. Поэтому выбор способа преобразования сырых рядов в информативные признаки становится ключевым этапом работы.

Традиционно исследователь сразу вычисляет одну-две привычные метрики связности – например, коэффициент корреляции или когерентность – и строит коннектом [3–5]. Такой прямой путь соблазнителен, но опасен: любая отдельная метрика опирается на свои модельные допущения (линейность, стационарность, отсутствие общего и т.д.) и потому может либо «пропустить» важную связь, либо, наоборот, сгенерировать ложноположительный результат. Более того, если на этапе предварительной обработки (детрендинг, фильтрация, удаление AR(1)-компоненты) применить параметры, оптимальные лишь для одной меры, то остальные результаты анализа окажутся искусственно заниженными. Классификация состояний головного мозга характеризуется отличием функциональных коннектомов головного мозга больных с диагнозом шизофренией от группы нормы, но при этом предобработка данных может удалить эти признаки для конкретной метрики. Важными элементами классификации являются минимальные временные затраты и затраты вычислительных мощностей при максимальном сохранении объема информации.

Целью данной работы было продемонстрировать возможность эффективной классификации по фМРТ-данным (после коррекции артефактов движения и приведения в атласное пространство) методами машинного обучения состояний покоя головного мозга больных с диагнозом шизофренией и группы нормы на основе использования минимального набора семи метрик расчета функционального взаимодействия четырех зон, поддерживающих базовый уровень сознания. Такой сетью является сеть покоя DMN (Default Mode Network), в состав которой входят зоны posterior cingulate cortex (PCC), medial prefrontal cortex (mPFC), left inferior parietal cortex (LIPC), and right inferior parietal cortex (RIPC) [6]. Для характеристики отличительных признаков наборов временных рядов было проведено исследование чувствительности мер к наиболее частым особенностям сигналов на модельных данных.

Материалы и методы

В работе были использованы фМРТ данные состояния покоя головного мозга из базы данных Психиатрической клинической больницы № 1 имени Н.А. Алексеева [7]. Данные были получены методом магнитно-

резонансной томографии на МР-томографе MagnetomVerio 3T (Siemens, Германия) с использованием 32-канальной головной МР-катушки. Для получения данных фМРТ были использованы следующие параметры: 30 срезов, TE = 25 мсек, толщина среза = 3 мм, угол поворота = 90°, поле наблюдения = $192 \times 192 \text{ мм}^2$. Данные по состоянию покоя записывались для каждого испытуемого, принимающего участие в эксперименте. TR был записан в двух вариантах 1000 мсек (18 человек), 1100 мсек (22 человека). Время записи состояния покоя составляло 10 мин. Участникам было дано задание в течение всего времени эксперимента лежать спокойно и расслабленно с закрытыми глазами (засыпание контролировалось последующими вербальными ответами и с помощью МР-совместимого полиграфа). Группа больных с диагнозом шизофрении F20.0 составила 25 человек возрастом от 18 до 42 лет (средний возраст – 29 ± 2 года), группа здорового контроля составила 15 человек возрастом от 18 до 34 лет (средний возраст – 27 ± 7 года). Данные были предобработаны с удалением артефактов движения.

Мы разработали и применили набор из шести синтетических тестов, каждый из которых состоял из четырех заранее известных временных рядов. Шесть синтетических тестов содержали наиболее часто встречающиеся в BOLD-сигналах артефакты. Мы стремились выявить уязвимости каждой меры, сравнить их между собой и тем самым сформулировать правило, определяющее наличие артефактов временных рядов по матрицам связности на разных метриках.

Ниже приведено описание каждого теста:

Тест 1: Чувствительность метрик к нелинейным связям. Этот тест был разработан для оценки способности метрик обнаруживать нелинейные зависимости. Мы моделировали квадратичную связь вида $y = x + x^2 + \varepsilon$, где ε – гауссовский шум. Варьируя вес линейной и нелинейной компонент, мы проверяли, как меняется величина коэффициента связности временных рядов на разных метриках.

Тест 2: Устойчивость к шуму. Оценивалась способность метрик детектировать простую линейную связь в условиях различного соотношения сигнал/шум (SNR). Модель имела вид $y = x + \varepsilon$, где x – чистый сигнал, а мощность аддитивного шума ε постепенно увеличивалась.

Тест 3: Различение ложных связей (наличие стороннего источника сигнала). Целью теста была проверка способности мер связности при наличии контрольной переменной игнорировать ложную корреляцию, вызванную общим источником. Моделировались два сигнала, $x = z + \varepsilon$ и $y = z + \varepsilon$, которые не имели прямой связи друг с другом, но оба управлялись третьим источником z .

Тест 4: Устойчивость к автокорреляции. Данный тест исследовал, насколько сильная автокорреляция сигнала может приводить к ложноположительным результатам. Генерировались два полностью независимых авторегрессионных временных ряда первого порядка (AR(1)), $x(t) = \rho * x(t-1) + \varepsilon$, где коэффициент автокорреляции ρ варьировался от 0 до 0.99.

Тест 5: Чувствительность к временным задержкам. Здесь проверялась способность методов обнаруживать связь с временной задержкой. Модель имела вид $y(t) = x(t-L) + \varepsilon$, где сигнал y являлся копией сигнала x , но с задержкой (лагом) L , величина которой варьировалась.

Тест 6: Устойчивость к выбросам и неоднородности сигнала. В этом тесте оценивалось влияние редких, но сильных отклонений на результаты. В базовый сигнал с линейной зависимостью и низкой дисперсией вносилось небольшое количество (n %) хаотичных выбросов – точек, значения которых брались из распределения с дисперсией, на порядок превышающей базовую.

В работе было проведено исследование следующих семи метрик (в том числе направленные, ненаправленные и частичные): коэффициент корреляции Пирсона (correlation), h^2 метод, величина взаимной информации MI (mutual information), коэффициент когерентности (coherence) на основе Вейвлет и Фурье преобразований, величина причинности по Гренджеру (GC, Granger causality), коэффициент transfer entropy (TE) и величина A(H) (MVAR-frequency domain based techniques).

В задаче классификации испытуемых по группам – больные с диагнозом шизофрении и группы нормы для каждого испытуемого были подготовлены два типа наборов признаков:

1. Набор признаков связности регионов головного мозга (коннектом) на семи метриках. Из исходных файлов для каждого испытуемого были извлечены матрицы связности, рассчитанные с помощью семи метрик: correlation, h^2 , coherence, MI, GC, TE и A(H). Каждая рассчитанная матрица связности была преобразована в одномерный вектор признаков. Дополнительно был создан объединенный набор признаков (ALL_CONNECTOME_FEATURES), полученный путем конкатенации векторов всех семи метрик.

2. Набор исходных временные рядов фМРТ (RAW_TIMESERIES): Временные ряды BOLD-сигнала были извлечены и также преобразованы в одномерный вектор признаков.

Основной задачей было построение и оценка моделей бинарной классификации для различения групп пациентов и здорового контроля.

Была применена процедура вложенной перекрестной проверки. Внешний цикл: Использовался для итоговой оценки производительности. Все данные многократно разделялись на обучающую (90 %) и тестовую (10 %) выборки. Этот процесс включал 10 разделений, повторенных три раза, что в сумме дало 30 независимых экспериментов для каждой модели. Финальная точность модели – это среднее по результатам этих 30 тестов.

Внутренний цикл: Использовался только внутри обучающей выборки внешнего цикла. Его задачей был подбор оптимальных гиперпараметров. Для этого применялся GridSearchCV с 5-кратной перекрестной проверкой.

Были протестированы четыре параллельных подхода к обработке признаков:

Базовая обработка (Identity): Заполнение пропущенных значений средним и стандартизация (масштабирование) всех признаков.

Отбор К-лучших (SelectKBest): Отбор признаков на основе f -статистики ANOVA. Количество отбираемых признаков (k) было гиперпараметром, который настраивался (перебирались значения 10, 20, 40, 80).

Метод главных компонент (PCA): Снижение размерности путем проекции данных на главные компоненты. Количество оставляемых компонент было гиперпараметром (перебирались значения 5, 10, 20, а также порог для сохранения 95 % дисперсии).

Линейный дискриминантный анализ (LDA).

Были протестированы следующие классификаторы с подбором гиперпараметров:

Логистическая регрессия (LogisticRegression): с подбором коэффициента регуляризации C .

Случайный лес (RandomForestClassifier): с подбором количества деревьев ($n_estimators$) и их максимальной глубины (max_depth).

Градиентный бустинг (XGBClassifier): с подбором количества деревьев и их глубины.

Каждая возможная комбинация метода подготовки и модели классификации была оценена во внутреннем цикле, и лучшая из них использовалась для получения итоговой оценки на отложенной тестовой выборке внешнего цикла.

Для определения уровня значимости был использован пермутационный тест: Для каждой выявленной лучшей комбинации «признаки-модель» был проведен дополнительный тест. Метки классов («пациент»/«контроль») случайным образом перемешивались 100 раз. Для каждого перемешанного набора данных заново проводилась процедура обучения и оценки.

Результаты

Каждый из шести синтетических сценариев подтвердил наши ожидания относительно поведения метрик связности:

Тест 1 (Нелинейность): Информационные (MI, TE) и нелинейные A(H) методы показали высокую робастность.

Тест 2 (Шум): Линейные методы показали наиболее резкое падение эффективности по мере роста шума.

Тест 3 (Сторонний источник): Частичные версии метрик (Partial Correlation, MI Partial) успешно справились с задачей, аннулируя ложную связь, в отличие от полных версий.

Тест 4 (Автокорреляция): Метрики Correlation и MI показали себя крайне ненадежными, обнаружив сильную ложную связь. GC и TE оказались гораздо более устойчивыми.

Тест 5 (Временной Лаг): Методы (Correlation, MI, A(H)) не способны определить величину задержки. Динамические (GC, TE) оказываются неэффективны, если их внутренний параметр лага не совпадает с реальным.

Тест 6 (Особенности в сигнале): Метрики Correlation и GC оказались чрезвычайно чувствительны к значительным изменениям в сигнале. Информационные и нелинейные методы (MI, TE, A(H)) продемонстрировали значительно большую робастность.

В совокупности, результаты на синтетических данных продемонстрировали сильные и слабые стороны метрик. Корреляция эффективна при линейной связи, но может пропустить нелинейные отношения и зависит от наличия сильных изменений в данных или глобального тренда. Нелинейные метрики (h^2 , MI, A(H)) более универсальны, однако они не различают причину и следствие и могут быть более «шумными» (их трудно точно оценить на коротких выборках данных). Метрики направленности (CG, TE) раскрывают структуру влияния и временные задержки, но требуют специальных допущений и большого объема данных, а также чувствительны к нарушению стационарности. Когерентность полезна, когда известна значимая частота взаимодействия, но не отражает нелинейных зависимостей вне гармонических колебаний. Таким образом, для богатых и шумных нейрофизиологических данных логично применять комплексный подход, сочетая несколько метрик и предварительно «очищая» сигналы от артефактов движения.

Используя результаты тестов как диагностический инструмент, мы можем проанализировать особенности нейрофизиологических сигналов в реальных данных для определения ключевых характеристик, отличающих нейрональную динамику в исследуемых группах. Мы применили данный

подход к фМРТ сигналам состояния покоя головного мозга из базы данных Психиатрической клинической больницы № 1 им. Н.А. Алексеева в задаче бинарной классификации группы пациентов и нормы.

Были получены следующие результаты:

1. Данные содержат сильные линейные компоненты. Сходство матриц связности простой линейной корреляции и сложных нелинейных метрик (АН, ТЕ) является ключевым результатом.

2. фМРТ сигналы умеренно зашумлены. Отличие матриц связности, построенных на метрике чувствительного к шуму теста Грейнджера и метрики более робастной корреляции указывает на наличие в данных значительного аддитивного шума, который, однако, не полностью маскирует основной сигнал.

3. В полученных фМРТ данных наблюдается сильная автокорреляция. Это свойство BOLD-сигнала, которое, может приводить к ложным связям для простых метрик и усложнять анализ для более продвинутых, таких как Грейнджер. Успех классификации на группу пациентов и нормы на основе этих данных даже на данных с удаленной AR(1) составляющей показывает, что различия между группами не сводятся только к этому свойству. И, тем не менее, это не гарантирует наличия автокорреляции, а лишь позволяет сделать предположение о ней (в дальнейшем проверяемое при помощи, например, метода Hurst-экспоненты).

4. Различия между группами пациентов и нормы не лежат в частотной области или в простых временных задержках. Низкий уровень предсказания бинаризации метрики Coherence и отсутствие явного преимущества у лаг-чувствительных методов говорит о том, что ключевые различия кроются в общей топологии и силе одновременных связей, а не в их частоте или скорости.

В нижеследующей табл. 1 представлены результаты бинарной классификации на группы пациентов и нормы на основе фМРТ данных состояния покоя головного мозга из базы данных Психиатрической клинической больницы № 1 им. Н.А. Алексеева. Представлены наиболее 10 наиболее успешных вариантов классификации. В текущих сравнениях были использованы разные комбинации тестируемых выборок метрик: набор признаков связности регионов головного мозга (коннектомы) на семи метриках (Correlation, h^2 , Coherence, MI, GC, TE и A(H)), объединенный набор признаков (ALL_CONNECTOME_FEATURES), полученный путем конкатенации векторов всех семи метрик и исходные временные ряды (после получения среднего BOLD-сигнала или получения PCA компоненты по всем вокселям исследуемой зоны). Входными параметрами к моделям могли быть обработанные данные признаков (полученные в пространстве

метрик), на основе методов базовой обработки (Identity), отбора К-лучших (SelectKBest), метода главных компонент (PCA), линейного дискриминантного анализа (LDA). Всего было протестировано 126 разных входных признаков. В качестве типов классификаторов были использованы: логистическая регрессия (LogisticRegression), случайный лес (RandomForestClassifier), градиентный бустинг (XGBClassifier), а также на втором уровне была использована модель нейрокомитета: линейный дискриминантный анализ был применен к результатам, полученным на каждом классификаторе с наилучшим варианте точности.

Таблица 1

Результаты бинарной классификации на группы пациентов
и нормы на основе фМРТ данных состояния покоя головного мозга

№	Метрика	Об- работка	Классифи- катор	Средняя точность , %	Среднеквад- ратичное отклонение, %	p-value (пермут.)
1	Все метрики вместе	Без обработки	RandomForest	71	15	< 0,01
2	Трансфер энтропия (TE)	Без обработки	RandomForest	69	13	< 0,01
3	Все метрики вместе	PCA	XGBoost	69	13	< 0,03
4	Нелинейный показатель (АН)	Без обработки	XGBoost	68	11	< 0,01
5	Трансфер энтропия (TE)	KBest	RandomForest	67	15	< 0,02
6	Все метрики вместе	PCA	RandomForest	66	15	< 0,01
7	Когерентност ь (Coherence)	PCA	XGBoost	66	12	< 0,01
8	Трансфер энтропия (TE)	PCA	RandomForest	66	13	< 0,01
9	Трансфер энтропия (TE)	PCA	XGBoost	65	11	< 0,01
10	Все метрики вместе	PCA	LogReg	64	13	< 0,01
---	---	---	---	---	---	---
*	Исходные временные ряды	Без обработки	XGBoost	52	11	0,30

Как видно из таблицы наиболее успешная точность классификации соответствует случаю, когда в качестве признаков используются весь набор метрик. Ключевой целью работы было не построить идеальную модель, а сравнить информативность признаков в равных условиях. Использование ограниченного набора классификаторов является допущением, так как результаты могут варьироваться для других типов моделей. Также в данном исследовательском анализе не применялись формальные поправки на множественные сравнения (например, поправка Бонферрони) при тестировании большого числа ансамблей. Это создает риск ложноположительных находок. Однако стабильно высокие результаты одних и тех же метрик (Correlation, AN, TE) на разных наборах признаков дают уверенность, что их эффективность – не просто случайность, а отражение реальной информативности. Использование исходных временных рядов для классификации не дает высокую точность и соответствует случайному значению 52 %.

Заключение

В работе продемонстрирован подход, где набор метрик связности используется как диагностический инструментарий для характеристики временных рядов. Систематическая калибровка методов на синтетических «стресс-тестах» позволила интерпретировать результаты, полученные на реальных фМРТ-данных.

На модельных данных было определено, к каким особенностям в нейрофизиологических сигналах чувствительна каждая из метрик:

Линейная корреляция эффективна для выявления общих синхронностей, но уязвима к автокорреляции и выбросам.

Причинность по Грейнджеру позволяет учесть направленность и задержки, но крайне чувствительна к шуму.

Информационные и нелинейные метрики (TE, AN) робастны к нелинейностям и выбросам, но могут требовать больше данных для надежной оценки.

Основным результатом является демонстрация того, что на основе матриц связности можно построить эффективный классификатор, разделяющий пациентов с шизофренией и здоровую контрольную группу на данных четырех зон сети DMN. При этом в качестве признаков для модели машинного обучения выступают не исходные данные, а результаты расчетов самих метрик, и показано, что результаты таким образом улучшаются на 20 %.

Анализ показал, что различия в нейрональной динамике между группами носят комплексный характер, включая как линейные, так и нелиней-

ные компоненты. Это подчеркивает необходимость использования гибридных подходов для получения наиболее полной картины нейронных взаимодействий.

Работа выполнена при частичной поддержке Российского научного фонда грант № 23-78-00010, <https://rscf.ru/ru/project/23-78-00010/>.

Список литературы

1. Ушаков В.Л. Подходы к построению архитектур нейросетей головного мозга в когнитивных процессах // Всемирный конгресс (26–30 июня 2023 г., Москва) «Теория систем, алгебраическая биология, искусственный интеллект: математические основы и приложения»: Тезисы докладов и материалы / Рос. акад. наук; Нац. акад. наук Беларуси; Нац. акад. наук Респ. Казахстан; Акад. наук Респ. Узбекистан. Биомашсистемы. Т. 8. № 3. 2024. С. 37–39.
2. Ушаков В.Л. Когнитивные процессы и нейросетевые архитектуры головного мозга // Нелинейная динамика в когнитивных исследованиях – 2023: труды VIII Всероссийской конференции. Федер. исслед. центр Институт приклад. физики им. А.В. Гапонова-Грехова РАН. Нижний Новгород: ИПФ РАН. 21–25 августа 2023 г., 2023. С. 160–161.
3. Friston K.J. Functional and effective connectivity: a review // Brain Connectivity. 2011. Vol. 1(1). Pp. 13–36.
4. Wang H.E., Friston K.J., Bénar C.G., Woodman M.M., Chauvel P., Jirsa V., Bernard C. MULAN: Evaluation and ensemble statistical inference for functional connectivity // Neuroimage. 2018 Feb 1. Vol. 166. Pp. 167–184.
5. Liu Z.Q., Luppi A.I., Hansen J.Y. et al. Benchmarking methods for mapping functional connectivity in the brain // Nat. Methods. 2025. Vol. 22. Pp. 1593–1602.
6. Kozlov S.O., Poyda A.A., Orlov V.A., Ushakov V.L. The analysis of the DMN network of the brain using the method of segmentation of functionally // Studies in Computational Intelligence. 2024. Vol. 1130. Springer, Cham, 2024. Pp. 469–476.
7. Костюк Г.П., Ушаков В.Л., Мосина Л.Е., Захарова Н.В., Бравве Л.Н., Кайдан М.А., Мамедова Г.Ш., Андреюк Д.С., Ублинский М.В., Ахадов Т.А., Крупина Е.А. База МРТ данных головного мозга больных с диагнозом шизофрения и нормы // Номер регистрации (свидетельства): RU2024622180. Дата регистрации: 21.05.2024. Номер и дата поступления заявки: 2024621487 18.04.2024. Дата публикации и номер бюллетеня: 21.05.2024 Бюл. № 6.

Секция 10

Нейронные сети и фундаментальные науки

В.А. ШЕВЫРИНА, А.С. РАТУШНЯК, А.Л. ПРОСКУРА

Федеральный исследовательский центр информационных
и вычислительных технологий, Новосибирск
ratushniak.alex@gmail.com

ПРОБЛЕМЫ И ПОДХОДЫ К МОДЕЛИРОВАНИЮ БИОЛОГИЧЕСКИХ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМ*

В статье рассматриваются принципиальные ограничения и возможные подходы к изучению функционирования биологических информационных систем. Проводится анализ проблем как экспериментального, так и имитационного моделирования биосистем, которые, по сути, являются цифровыми информационными молекулярными машинами.

Ключевые слова: *модели когнитивных функциональных систем, супрамолекулярные логические комплексы, возникновение живых систем, негэнтропия, биоинформатика.*

Введение

По доминирующим сейчас представлениям о базовой функции мозга предполагается, что основными единицами обработки информации являются нервные клетки и межклеточные контакты. При этом постулируется, что функция этих базовых элементов сводится к роли ключей – приему, переключению и передаче сигналов. Однако нейроны и синапсы чрезвычайно сложны и более похожи не на переключатели и мемристоры, а на молекулярные информационные машины. Известно, что эукариотические клетки содержат высокоупорядоченные параллельные молекулярные сети [1]. Структура и функция этих сетей для определения базовых функций и молекулярных механизмов их осуществления изучена недостаточно. Однако для понимания принципов и механизмов функционирования биоси-

* Данная работа выполнена в рамках государственного задания Минобрнауки России для Федерального исследовательского центра информационных и вычислительных технологий.

стем, фундаментальных основ жизни это крайне необходимым [2, 3]. Задача поиска подходов, которые позволили бы приблизиться к решению проблем анализа работы биоинформационных систем крайне актуальна. Решение этой задачи позволит продвинуться как в разработках технических когнитивных систем, так и в диагностике, профилактике и коррекции нарушений в работе биологических систем.

Однако на пути моделирования внутриклеточных молекулярных сетей с целью выявления их функциональной роли возникают проблемы, решение которых пока не найдено. Прежде всего это:

1. Экспериментальная «недоступность»;
2. Неупрощаемая сложность + параллелизм;
3. Концептуальные представления о «аналоговости» системы

Поиску подходов для продвижения в решении таких задач посвящена данная работа.

Проблемы экспериментального исследования биосистем

Основной нерешенной проблемой является практическое отсутствие методов, технологий и аппаратных средств для взаимодействия с наноразмерными системами. Пожалуй, одним из наиболее приемлемым и используемым методом является воздействие молекулярными инструментами = биологически активными соединениями на отдельные структурные элементы клеток. Однако набор таких соединений достаточно ограничен. При этом и избирательность воздействий далеко не всегда известна и достаточна для интерпретации получаемых результатов. Более избирательными являются генетические методы позволяющие включать или отключать работу отдельных структурных блоков молекулярной машины клетки. Однако при практическом отсутствии общей структуры и концепции работы молекулярных комплексов и такие затратные методы не обеспечивают создание концепции работы исследуемых систем.

В данной работе мы провели анализ возможности экспериментального исследования межклеточных контактов. Для упрощения интерпретации получаемых результатов представляется перспективным проводить такие исследования на максимально редуцированных системах. Работа проведена на культивируемых в течение 240 часов нейронах *Lymnaea stagnalis*. При этом в культуре формировались межклеточные контакты. Однако экспериментальный анализ таких наноразмерных структур достаточно ограничен. В связи с этим применен подход, основанный на формировании на соматических клетках информационных входов с помощью присасывающихся микропипеток с диаметром 2–4 мкм (рис. 1).

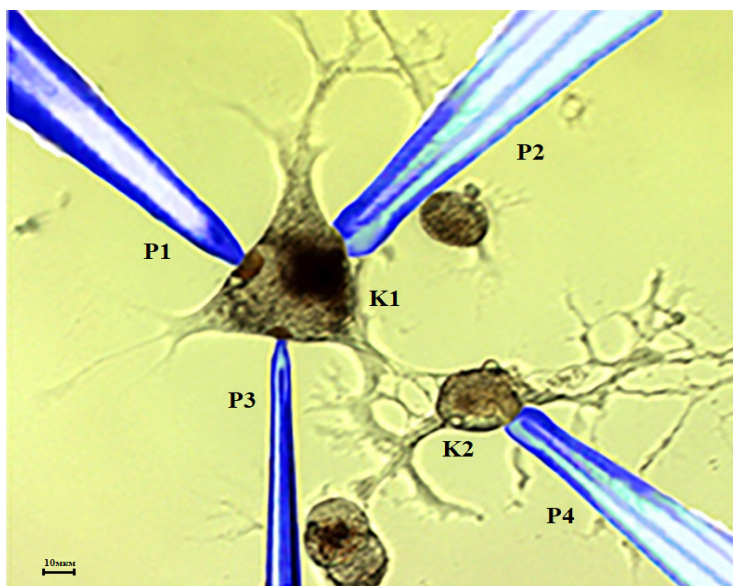


Рис. 1. Моделирование информационных входов на нейронах в простой сети.
K1-K5 нейроны *Lymnaea stagnalis* в культуре ткани. P1-P4 микропипетки
моделирующие информационные входы

Проверка функциональных свойств таких входов проводилась с использованием алгоритмов выработки пластических реакций. Вырабатывались два вида пластических реакций – ассоциативный стимул и аутоподкрепления спонтанных потенциалов действия. Пример реакции нейронов на ассоциативный стимул представлен на рис. 2.

Пример алгоритма стимуляции при аутоподкреплении длинных межимпульсных интервалов представлен на рис. 3.

При таком алгоритме стимуляции длительность межимпульсных интервалов изменялась в сторону удлинения при подкреплении коротких интервалов и в сторону укорочения при подкреплении длинных интервалов. Пример представлен на рис. 4.

При выработке пластических реакций отмечено изменение трансмембранных токов и оптических характеристик на участке воздействия. Можно предположить, что на таких модельных входах происходят перестройки молекулярных структур сходные с изменениями в межклеточных контактах.

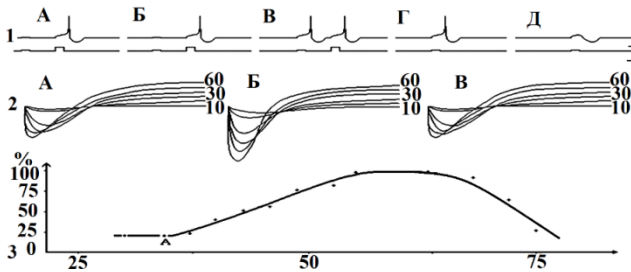


Рис. 2. Выработка реакции нейрона на ассоциированный стимул. 1. Верхний график – мембранный потенциал клетки K1, нижний график стимулы через P1 и P2, 1А – ответ на первое предъявление ассоциированного подпорогового и надпорогового стимулов: 1Б – после 5 сочетаний стимулов. 1В – после 50 сочетаний стимулов. 1Г – ответ на условный ранее не эффективный стимул. 1Д – через 75 стимулов. 2А – трансмембранные ионные токи в начале стимуляции. 2Б – токи на этапе появления ответов на ранее не эффективный стимул. 2В – токи при стабильном ответе на первый стимул. 3 – Усредненная кривая ответов на исходно не эффективный стимул. Калибровки 10 мВ и 3 м сек



Рис. 3. Примеры алгоритма стимуляции при аутоподкреплении «длинных» межимпульсных интервалов. А – спонтанные потенциалы действия изолированного нейрона *Lymnaea stagnalis*. Б – Стимулы, подаваемые на нейрон при превышении заданной длины межимпульсного интервала. Амплитуда стимулов менее 10 % от пороговой.

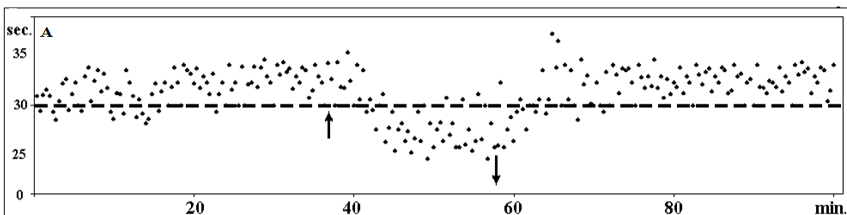


Рис. 4. Пример динамики формирования пластической реакции изолированных нейронов при аутоподкреплении «длинных» межимпульсных интервалов. По оси X длительность межимпульсного интервала. Стрелками обозначены начало и конец режима аутоподкреплений. Пунктирная линия выбранный порог подкреплений

Ранее нами было показано, что нарушения динамических перестроек цитоскелета, вызванные экзогенными лигандами актина и тубулина, оказывают влияние на реализацию, сохранение и повторную выработку пластических реакций [4, 5]. Эти данные подтверждали предположение, что исходное состояние и структурные перестройки актинового цитоскелета, обусловленные активностью белков, модулирующих эти процессы, могут оказывать влияние на пластические свойства клетки. Можно предположить, что первой реакцией клетки на воздействие может быть нарушение связей мембранных структур с кортикальным актиновым цитоскелетом. Это, приводит к перестройкам молекулярной машины межклеточного контакта и, соответственно, к изменению ответов. Нарушение связи ионных каналов с цитоскелетом проявляется как уменьшение трансмембранных ионных токов на участке воздействия, без изменения активности отдельных каналов, проводящих эти ионы.

Для проверки таких предположений структуры цитоскелета, модифицировались гелсолином – белком, активируемым ионами кальция и модулирующим разборку актиновых нитей цитоскелета.

Гелсолин вызывал значительное уменьшение входящих ионных токов и подавлял развитие реакции привыкания на электрическую стимуляцию. Таким образом, было показано, что реакция клетки на внешний сигнал может зависеть не только от характера сигнала, но и от состояния кортикального актинового цитоскелета зоны воздействия, т.е. от пространственной локализации молекулярных структур на этом участке нейрона (рис. 5).

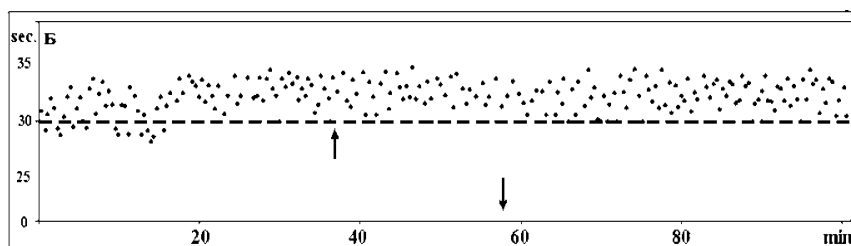


Рис. 5. Пример динамики формирования пластической реакции изолированных нейронов при локальном действии гелсолина и аутоподкреплении «длинные» межимпульсных интервалов. По оси X длительность межимпульсного интервала. Стрелками обозначены начало и конец режима аутоподкреплений. Пунктирная линия выбранный порог подкреплений

Эти данные подтверждают предположение, что белки, модулирующие динамическую подвижность цитоскелета и активируемые вторичными

посредниками, могут принимать участие в трансляции информации о экстраклеточной среде в микроизменения молекулярной машины нейрона и таким образом обуславливать специфику пластических реакций.

Анализ процессов в таких модельных входах может способствовать пониманию процессов в естественных межклеточных контактах-синапсах.

Подходы к моделированию биологических информационных систем

При моделировании биосистем возникают проблемы неупрощаемой сложности, параллелизма молекулярных машин клетки и концептуальные представления о «аналоговости» системы. Применяемые математические методы, как правило, не учитывают, что такие системы по сути являются цифровыми логическими устройствами. Молекулы, составляющие их основу, могут находиться в ограниченном числе устойчивых состояний. Однако традиционные подходы к моделированию процессов в биосистемах, в большинстве случаев, базируются на математических методах, ориентированных на непрерывные процессы, сводящиеся к дифференциальным и интегральным уравнениям. Учитывая дискретность биосистем их моделирование, вероятно, наиболее продуктивно вести с использованием аппарата дискретной математики, примененного для логических моделей, вероятностных булевых сетей, сетей Петри, цепей Маркова, агентных моделей и т.д.

Эти проблемы не позволяют, практически, с использованием существующих технологий и аппаратных средств, достичь результата за астрономически обозримое время. Поэтому представляется необходимым и возможным создание моделей предельно простых эволюционно первичных биоагентов, которые, как можно предположить, на начальном этапе эволюции формировались спонтанно, самосборкой. Далее, опираясь на такие модели и учитывая преемственность, эмерджентность организации биологических систем, можно попытаться наращивать сложность до пределов аппаратных ограничений.

Понятно, что возникновение и существование термодинамически открытых биосистем базируется на негэнтропийном принципе. Для реализации такого принципа система (супрамолекулярная конструкция, агент) должна обладать способностью к восприятию внешних сигналов их логической обработке, запоминанию, прогностике и реакции позволяющей реагировать на воздействия, стабилизируя или увеличивая суммарную негэнтропию. Т.е. такая система должна содержать: 1) набор рецепторов в соответствии с набором физических процессов в той пространственной

(экологической) нише, в которой формируется агент; 2) набор эффекторов, позволяющих избежать энтропийных воздействий и/или приобретение информационных и энергетических ресурсов; 3) достаточно простую молекулярную конструкцию, выполняющую логические функции. Должно осуществляться выделение ассоциированных сигналов, запоминание ассоциации и опережающее включение соответствующих эффекторов.

При возникновении первичных живых систем, флюктуационно формирующиеся предельно простые молекулярные конструкции могли взаимодействовать с некоторым «запасом», избытком упорядоченности - негэнтропии N . Воздействие процессов, происходящих в окружающей энтропийной среде, приводило к уменьшению этой упорядоченности, уменьшая суммарную негэнтропию

$$\Sigma N = N - \Delta N + I \rightarrow N \cdot Ki = Nk.$$

Приобретенная информация в дальнейшем «используется» молекулярной системой для уменьшения энтропии с некоторым коэффициентом Ki , создавая дополнительный запас негэнтропии.

Эта функция реализуется с помощью прогнозирования, для которого используется ранее полученная (записанная) информация. При прогнозировании необходимо учитывать значения входных сигналов как в текущий момент времени, так и в прошлом. Но при этом набор данных может значительно расширяться. Особенно при расширении того временного отрезка, данные из которого необходимо учитывать. Большое количество входных данных значительно ограничивает возможности прогнозирования, увеличивает время и снижает качество прогноза. Поэтому в биосистемах осуществляется поиск и запоминание не самих данных, а их ассоциаций (корреляций) с последующим анализом и нахождением причинно-следственных связей между событиями во внешнем мире отображаемых в приходящих сигналах.

Именно на основе таких физических представлений можно рассматривать парадигму работы живых систем.

В качестве подхода к моделированию информационных процессов в биосистемах предпринята попытка создания модели простейшего из возможных биоподобного агента. Роль элементов рецепции, логических элементов, памяти и эффекторов начальном этапе возникновения и эволюции биосистем играли, вероятно, органические молекулы. Из таких, по сути, цифровых логических устройств, в дальнейшем собирались системы способные рецептировать внешние воздействия обрабатывать и использовать обнаруженные и зафиксированные ассоциативные связи для обеспечения сохранения устойчивости системы в дальнейшем. Для проверки предпо-

ложения о роли запоминания ассоциативных воздействий в увеличении устойчивости системы разработана модель простейшего биоагента [6] (рис. 6).

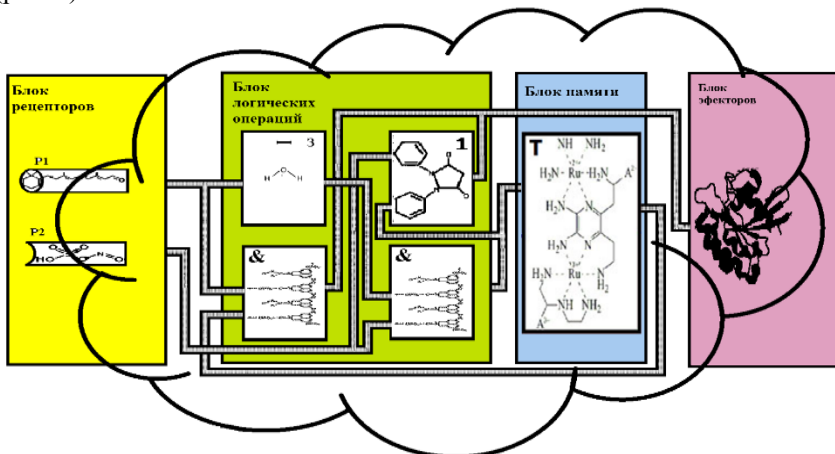


Рис. 6. Вариант эскизной схемы протобиологического агента (коацервата) с элементами молекулярных структур, выполняющих логические операции. Агент состоит из рецепторного блока (R1, R2), блока логических операций и памяти (элементы логики – & («И»), 1 («ИЛИ»), 3 – задержка, Т – триггер – элемент памяти) и эффекторов – Э

Анализ работы такого протобиологического агента показал, что при соответствии количества действующих факторов в модели окружающей среды и количества рецепторов агента сохраняется его устойчивость в течение неограниченного отрезка времени.

Заключение

Подходы к моделированию информационных входов на нейронах и имитационное моделирование функций внутриклеточной информационной сети на базе работы простейшего негэнтропийного агента представляются наиболее перспективными.

Можно предположить, что в составе внутриклеточных сигнальных сетей, кроме известных, – рецепции, усиления сигналов и включения эффекторов, присутствуют еще и удачно сформированные в процессе длительной эволюции молекулярные системы выявления и запоминания ассоциативных воздействий, обеспечивающие опережающие реакции системы и стабилизирующие, таким образом, гомеостаз. В межклеточных

контактах такие молекулярные машины определяющие взаимосвязи внешних медиаторных и других сигналов, вероятно, играют ключевую роль. Выявление и инструментальное моделирование таких многоуровневых негэнтропийных молекулярных конструкций является задачей дальнейшего детального анализа внутриклеточной молекулярной сети, на примере относительно простых сетей в синапсах.

Высказанные предположения нуждаются в дальнейшей теоретико-экспериментальной проверке, естественно. В работе использованы ранее опубликованные материалы [7–9].

Список литературы

1. Steen Rasmussen, Stuart Hameroff и др. Computational connectionism within neurons: A model of cytoskeletal automata subserving neural networks // *Physica D: Non-linear Phenomena* Volume 42. Issues 1–3, June 1990. P. 428–449.
2. Zane R. Thornburg, David M. Bianchi, Troy A. Brier and others, Fundamental behaviors emerge from simulations of a living minimal cell. *Cell*. Vol. 185. Issue 2. P. 345–360. e28, Published in issue: January 20, 2022. DOI: 10.1016/j.cell.2021.12.025.
3. Abhishek Singharoy, Christopher Maffeo, Karelia H. Delgado-Magnero and others, Atoms to Phenotypes: Molecular Design Principles of Cellular Energy Metabolism, *Cell*. Vol. 179, Issue 5. P. 1098–1111.e23. Published in issue: November 14, 2019. DOI: 10.1016/j.cell.2019.10.021
4. Запара Т.А., Симонова О.Г., Жарких А.А., Ратушняк А.С., Влияние динамического состояния цитоскелета на пластичность нейронов. *Российский физиологический журнал им. И.М. Сеченова*, 1999, январь 85(1):128–38.
5. Ратушняк А.С., Запара Т.А., Жарких А.А., Ратушняк О.А. Влияние изменений динамического равновесия в системах микротрубочек и микрофиламентов на пластические реакции нейронов. *Журнал высшей нервной деятельности им. И.П. Павлова*, 1996. Март – апрель 46(2):355–62.
6. Marijuán P.C., Navarro J., del Moral R. How the living is in the world: An inquiry into the informational choreographies of life. *Prog Biophys Mol Biol*. 2015; 119(3):469–480.
7. Ратушняк АС, Запара ТА, Жарких АА, Ратушняк ОА., Влияние изменений динамического равновесия в системах микротрубочек и микрофиламентов на пластические реакции нейронов. *Журнал высшей нервной деятельности им. И.П. Павлова*, 1996. Март – апрель; 46(2):355–62.
8. Proskura A.L., Vechkapova S.O., Ratushnyak A.S. Dopamine and hippocampal synaptic plasticity // *Procedia Computer Science*. 2020. V. 169. P. 668–672.
9. Ratushnyak A.S., Zapara T.A., Proskura A.L., Sklyarov A.N., Sorokoumov E.D. Analysis of appearances, formation and evolution of biological functional systems // *Studies in computational intelligence*. 2022. V. 1064. P. 231–237.

**S.V. BOZHOKIN, A.A. RYABOKON, T.D. SHOKHIN,
A.M. FIRSOV**

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University
bsvjob@mail.ru

ADAPTIVE SIGMOID APPROXIMATION OF A SYSTEM OF NON-EQUIDISTANT POINTS

For non-stationary processes with strong outliers, a mathematical model is proposed that represents a superposition of adaptive sigmoid approximations (*SASA*). A nonlinear dependence between two data samples is considered, in which a single parameter determines the change in the correlation and determination coefficients, as well as the average distance between samples. Using the Runge and Lee functions as an example, *SASA* is compared with traditional spline approximation.

Keywords: *adaptive sigmoid approximation, correlation and determination coefficients, Runge and Lee functions.*

Introduction

In many cases, experiments involve a highly non-uniform system of time arguments x_i , which defines two samples of N points: $\vec{y} = \{y_0; y_1, \dots, y_{N-1}\}$ and $\vec{z} = \{z_0; z_1, \dots, z_{N-1}\}$. Examples of such processes may be heart contractions occurring under conditions of strong arrhythmia, flare phenomena in stars or the activity of neurons in the brain during the reorganization of the body's rhythmic movements. Constructing a mathematical model $\hat{z} = f(y)$ for such processes is characterised by the presence of a significant number of outliers. Such outliers are not an experimenter's error but are a consequence of a new physical process that appears at a certain value of the argument x_i in the non-stationary system. The existence of a large number of outliers on a non-uniform argument grid x_i does not allow using traditional spline interpolation methods to construct a mathematical model $\hat{z} = f(y)$. Standard non-linear approximation methods using Gaussian functions are also ineffective, since localized outliers often have a small number of experimental points.

The objective of the mathematical model $\hat{z} = f(y)$ developed in this paper is to present the method of superposition of adaptive sigmoid approximations (*SASA*) for a system of experimental points with a significantly non-uniform

grid of argument values x_i . The use of *SASA* ensures smooth behavior of the approximating function even with sharp jumps in experimental data and allows maintaining physical interpretability of the results. Sigmoid functions are often used for approximating experimental data, as well as an activation function of mathematical neurons in artificial neural networks [1–3]. The current state of the application of superposition of sigmoid functions is presented in [4–6]. Our work is different in that it uses *SASA* for a system of non-equidistant points with different transition regions, as well as introduces of an adaptive parameter that will change the growth rate of the model depending on the length of the approximated interval. The mathematical model $\hat{z} = f(y)$ that we are developing must correctly describe the correlation between the quantities z and y , as well as answer the question about the degree of determinism between them under non-stationary conditions.

1. Pearson's correlation coefficient

The Pearson sample correlation coefficient r_{yz} :

$$r_{yz} = \frac{\langle yz \rangle - \langle y \rangle \langle z \rangle}{\sqrt{[\langle y^2 \rangle - \langle y \rangle^2][\langle z^2 \rangle - \langle z \rangle^2]}} \quad (1)$$

is considered to reflect the presence of a linear statistical relationship between quantities $y_i = y(x_i)$ and $z_i = z(x_i)$. In Eq. (1) $\langle u \rangle$ signifies the summation operation $\langle u \rangle = (\sum_{i=0}^N u_i) / N$, where by u we mean following quantities: $u_i = \{y_i; y_i^2; z_i; z_i^2; y_i z_i\}$. To construct a mathematical model, we will move on to normalized variables Y_i and Z_i using the formulas $Y_i = (y_i - \langle y \rangle) / s_y$ and $Z_i = (z_i - \langle z \rangle) / s_z$, where the sample variances are equal to: $s_y^2 = \langle y^2 \rangle - \langle y \rangle^2$, $s_z^2 = \langle z^2 \rangle - \langle z \rangle^2$. The value $r_{yz} = r_{YZ}$ does not change with a linear replacement of $y_i \rightarrow Y_i$ and $z_i \rightarrow Z_i$. Considering $\langle Y \rangle = \langle Z \rangle = 0$, $\langle Y^2 \rangle = \langle Z^2 \rangle = 1$, we get $r_{YZ} = \langle YZ \rangle$. As a convenient parameter describing the correlation of quantities $\{Y_i\}$ and $\{Z_i\}$, we introduce the square of the mutual distance between samples:

$D_{YZ}^2 = (\sum_{i=0}^{N-1} [Y_i - Z_i]^2) / N = 2(1 - \langle YZ \rangle)$. Consequently, there is a simple relationship between r_{YZ} and the quantity D_{YZ}^2 :

$$r_{YZ} = 1 - \frac{1}{2} D_{YZ}^2. \quad (2)$$

Eq. (2) shows that the quantity D_{YZ} is the most sensitive parameter characterizing the correlation between two nonlinear functions. If the quantity is $D_{YZ} \rightarrow 0$, then $r_{YZ} \rightarrow 1$.

2. Adaptive sigmoid approximation $\hat{Z} = F(Y)$

To construct a mathematical model $\hat{Z} = F(Y)$ of two normalized samples $\{Y_i\}$ and $\{Z_i\}$ given on a non-uniform grid of arguments x_i , we will use the *SASA* method:

$$\hat{Z} = F(Y) = Z_0 + \sum_{i=1}^{N-1} \frac{(Z_i - Z_{i-1})}{\left[1 + \exp\left(-\frac{Y - Y_c(i)}{\tau(i)}\right) \right]}. \quad (3)$$

In Eq. (3) $Y_c(i) = (Y_i + Y_{i-1}) / 2$ is the center of the i -th interval $[Y_{i-1}; Y_i]$. The characteristic scale of the sigmoid curve change $\tau(i) = (Y_i - Y_{i-1}) / L_i$ will be less than the value of this interval if the dimensionless quantity $L_i > 1$. In the limiting case, when all $L_i \gg 1$, at the center of the i -th interval the mathematical model $\hat{Z}(Y) = F(Y)$ is equal to half the sum of the neighboring values $\hat{Z}(Y_c(i)) = (Z_i + Z_{i-1}) / 2$, and at the point Y_i the model $\hat{Z}(Y_i) = Z_i(1 - 2\exp(-L_i / 2))$ practically coincides with the value Z_i . However, when $L_i \gg 1$ for values Y that are different from Y_i , such an approximation $\hat{Z} = F(Y)$ is of a "wave-like" nature. If we reduce the parameter to $L_i \approx 3$, then the *SASA* (3) at the point Y_i becomes a coupled problem, in which many neighboring values $\{Z_k\}$ are involved. In this paper, an algorithm for selecting the fitting parameters L_i is proposed, based on the requirement of smoothness of the mathematical model $\hat{Z} = F(Y)$.

The coefficient of determination R_{zy}^2 is introduced as the ratio of the variance s_z^2 due to regression to the total sample variance s_z^2 [7–9] :

$$R_{zy}^2 = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} (\hat{z}_i - \langle z \rangle)^2}{\sum_{i=0}^{N-1} (z_i - \langle z \rangle)^2} = \langle \hat{Z}^2 \rangle \quad (4)$$

If $R_{zy}^2 = 1$, then all empirical values Z_i lie on the regression curve, i.e. $Z_i = \hat{Z}_i = F(Y_i)$, $\langle \hat{Z}_{YZ}^2 \rangle = 1$. In this case, the process $\hat{Z} = F(Y)$ is completely deterministic and is exactly described by the regression function. Determination coefficient's proximity to zero $R_{zy}^2 \approx 0$ indicates that the regression model is not suitable for describing the dependence Z on Y .

3. Application of sigmoid mapping $\hat{Z} = F(Y)$

Let us apply *SASA* (3) to the following model:

$$y(x) = x, \quad z(x) = x - 3.2 \exp\left(-\frac{|a - x|}{2}\right). \quad (5)$$

The argument x varies within $[-1; 1]$. If $|a| \gg 1$, the term with the exponent in Eq. (5) at $-1 \leq x \leq 1$ makes only a small contribution, and the system of points $z_i \approx y_i$ becomes almost completely correlated ($r_{yz} \approx 1$). If the parameter a is in the interval $-1 \leq a \leq 1$, then the correlation between the values y and z decreases. For all values of a the normalization $y_i \rightarrow Y_i$ and $z_i \rightarrow Z_i$ is performed, as was noted in paragraph 1. The dependencies $Y_i(X_i)$, $Z_i(X_i)$ and the scatter diagram of points $Z_i(Y_i)$ for $a = 0.8$, as well as the number of points $M = 11$ are presented in Fig. 1.

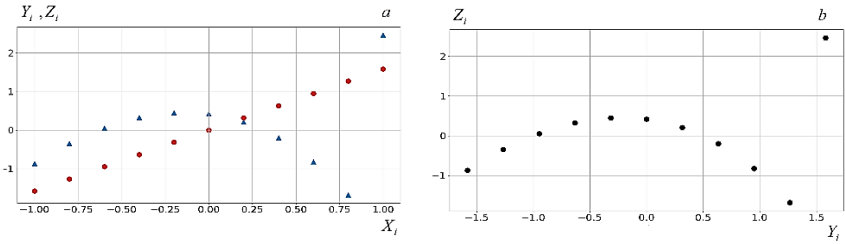


Fig. 1. (a) – dependencies $Y_i(X_i)$ (in red) and $Z_i(X_i)$ (in blue);
(b) – scatter plot of points $Z_i = Z_i(Y_i)$

Analysis of Fig. 1 shows the existence of a strong outlier $Z_i=2.46$ at $X_i=1$. The scatter plot of points $Z_i = Z_i(Y_i)$ shows a complex relationship, with $r_{YZ} = 0.015$ being small for the parameter value $a = 0.8$. Let us apply the *SASA* (3) to describe the scatter plot of points. Fig. 2 shows two sigmoid curves $\hat{Z} = F(Y)$ (3) that approximate the system of points $Z_i = Z_i(Y_i)$ shown in Fig. 1.

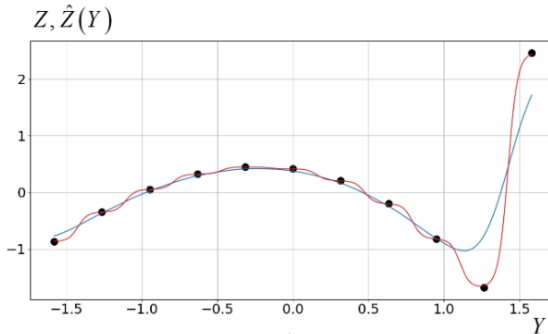


Fig. 2. *SASA* scatter plots of points ($M = 11$), shown in Fig. 1 (b). The blue curve corresponds to the constant i value for all points $L_i = 3$; the red curve – $L_i = 10$

An analysis of Fig. 2 shows that the lesser value $L_i = 3$ in the expression for $\tau(i) = (Y_i - Y_{i-1}) / L_i$ (3) better describes the sections with monotonically changing points ($i = 0, 1, \dots, 8$). However, $L_i = 3$ poorly conveys the behavior of the function near the outlier Z_i (for $i = 10$ the value $Z_i = 2.46$). On the contrary, for a greater $L_i = 10$, the approximation (3) is close to all points i , but

between such points oscillations appear, leading to the «wave-like» nature of the curve. For an adaptive determination of the parameters L_i corresponding to each point i we require the following relation to be satisfied:

$$\max_{i=0,1..N-1} |Z_i - \hat{Z}(Y_i)| < \alpha. \quad (6)$$

Relation (6) shows that the maximum deviation between points Z_i and $SASA$ (3) is less than the dimensionless value α . The result of the program minimizing the parameters L_i under condition (6) is shown in Fig. 3.

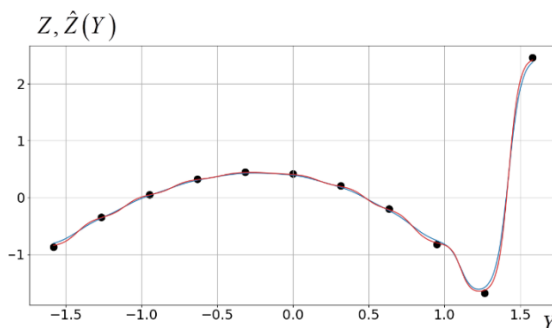


Fig. 3. SASA scatter plots of points ($M = 11$), shown in Fig. 1 (b). The blue curve corresponds to the dimensionless value $\alpha = 0.1$; the red one – to the value $\alpha = 0.05$

Fig. 4 shows the dependence of the Pearson correlation coefficient r_{YZ} and the average distance between points D_{YZ} with parameter $-3.5 \leq a \leq 3.5$ (5).

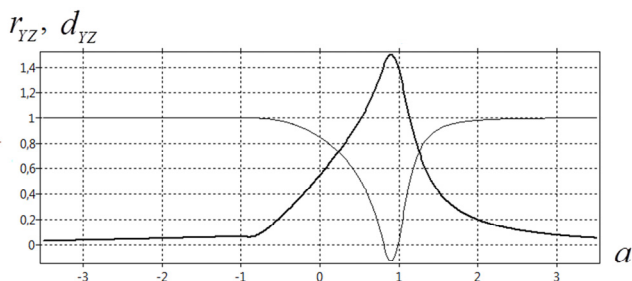


Fig. 4. The thin line shows the dependence between the Pearson correlation coefficient $r_{YZ}(a)$ and the parameter a ; the thick line shows same dependence for $D_{YZ}(a)$

The graphs in Fig. 4 are constructed for model (5) with the number of points $N = 51$. The minimum value of $r_{YZ} \approx -0.125$ and the maximum value of $D_{YZ} \approx 1.5$ are achieved at $a \approx 0.9$. For all $a = [-3.5; 3.5]$, the value (4) of the determination coefficient $R_{YZ} \approx 1$, since the points of the *SASA* $\hat{Z} = F(Y)$ are very close to the points of the scatter plot $Z_i = Z_i(Y_i)$. Let us apply expression (3) to approximate the Runge function $Z(Y) = 1/(1 + 25Y^2)$ in the interval $-1 \leq Y \leq 1$ in order to compare *SASA* with the spline method.

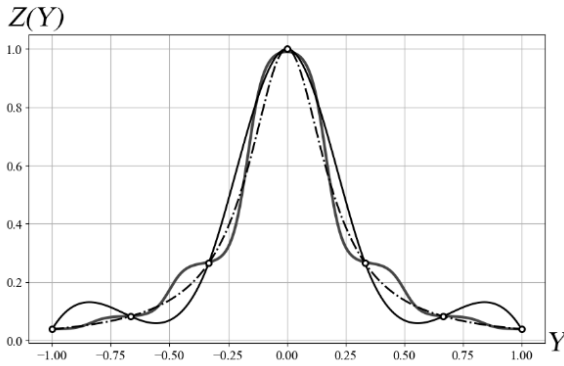


Fig. 5. The Runge function is marked with a dotted line; the thick gray line is the *SASA* at a constant value $L_i = 10$; the thin black line is the cubic spline approximation; the dots are the grid nodes ($M = 7$) through which the *SASA* and spline approximation are carried out

The spline approximation of seven points shows significant variations relative to the Runge function, with a standard deviation of $D_{YZ}^{(S)} \approx 0.07$. For *SASA*, the standard deviation is less: $D_{YZ}^{(CACA)} \approx 0.04$, and in both cases $N = 51$ points are used to calculate D_{YZ} . As the number of grid nodes increases ($M > 10$), the advantage of *SASA* over the spline approximation decreases.

The results of comparison of both methods for the Lee function

$$Z(Y) = \left(\sin^3 \left(\frac{\pi(Y+1)^3}{4} \right) + 1 \right) / 2 \quad [10] \text{ are shown in Fig. 6.}$$

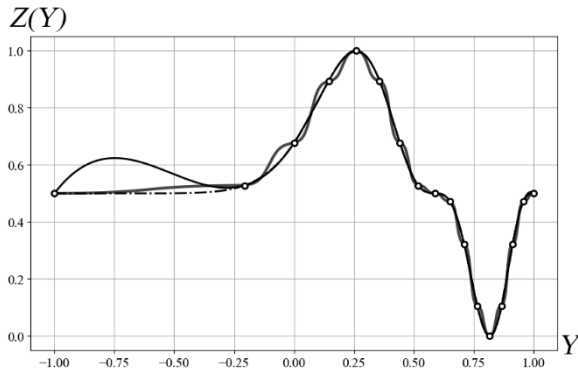


Fig. 6. The Lee function is marked with a dotted line; dots are grid nodes ($M = 17$); the thick gray line is the sigmoid approximation with a constant parameter $L_i = 10$; the thin black line is the cubic spline approximation

In Fig. 6 it is evident that at $M = 17$ in the interval $Y = [-0.25; 1]$ the Lee function and its approximations practically coincide. However, on the initial interval $Y = [-1; -0.25]$ the spline approximation shows worse results than *SASA*. The total error over the entire interval $-1 \leq Y \leq 1$ for the spline is $D_{YZ}^{(S)} \approx 0.05$, whereas for *SASA* $D_{YZ}^{(CACA)} \approx 0.02$.

Conclusion

A mathematical model of superposition of adaptive sigmoid approximations (*SASA*) of experimental data characterized by the presence of outliers has been developed. These outliers are not measurement errors but are due to the occurrence of new physical processes in non-stationary systems at certain points in time. Within the framework of the *SASA* model, an algorithm has been proposed that determines the characteristic scale of heterogeneity of sigmoid mappings L_i based on the value α – the absolute difference between the values of the normalized sample Z_i and the values of the mathematical model $\hat{Z}_i = F(Y_i)$.

The relationship between the Pearson correlation coefficient r_{YZ} and the distance between curves D_{YZ} for two nonlinear processes is established. A nonlinear model of the relation $Z(Y)$ is proposed, whose scattering diagram $Z_i = Z_i(Y_i)$ varies significantly depending on a single parameter $|a| \leq 3.5$. For

the nonlinear model, the coefficients $r_{YZ}(a)$, $D_{YZ}(a)$ and the coefficient of determination $R_{YZ} \approx 1$ were calculated. Using the Runge function and the Lee function as examples, it is shown that *SASA* provides a smaller error compared to spline approximation with a small number of approximation nodes.

The proposed mathematical model of *SASA* with an adaptive algorithm for selecting parameters L_i that change the growth rate of the model depending on the length of the approximated interval can be applied for training artificial neural networks in the case of strong heterogeneity of the available array of experimental data.

References

1. Cybenko G. Approximation by superpositions of a sigmoidal function // *Mathematics of control, signals and systems*, 1989. 2(4). 303–314.
2. Chen Dehao. Degree of approximation by superpositions of sigmoidal function // *J. Approxim. Theory and Appl.* 1993. 9(3). P.17–28.
3. Kyurkchiev N., Markov S. Sigmoid functions: some approximation and modeling aspects // *LAP LAMBERT Academic Publishing*, Saarbrücken. 2015. T. 4. C. 34.
4. Hahn N.W. Simultaneous approximation of multivariate functions by superposition of a sigmoidal function // *Journal of Analysis Applications*. 2023. V. 212.
5. Huybrechs D., Trefethen L.N. Sigmoid Functions, Multiscale Resolution of Singularities, and hp-Mesh Refinement // *Siam Review*. 2024. 66(4). P.683-693.
6. Bozhokin S.V., Suslova I B., Ryabokon A.A., Shokhin T.D. Heart Rate Turbulence: Wavelet Analysis of Frequency Modulated Signals // *In Proceedings of the 18th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies. – BIOSIGNALS*, 2025. V. 1. P.1038–1045.
7. Chicco D., Warrens M. J., Jurman G. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation // *Peerj computer science*, 2021. V. 7. C. e623.
8. Gneiting T., Resin J. Regression diagnostics meets forecast evaluation: Conditional calibration, reliability diagrams, and coefficient of determination // *Electronic Journal of Statistics*. 2023. V. 17(2). P. 3226–3286.
9. Förster E., Renz B. *Methods of correlation and regression analysis*. Moscow: Finance And Statistics », 1981. 302 p.
10. Lee, E.T.Y. On Algorithms for Ordinary Least Squares Regression Spline Fitting: A Comparative Study // *J. Statist. Comput. Simul.*, 2002. V. 72(8). Pp. 647–663.

Секция 11

Обучение с подкреплением в нейронауках и искусственном интеллекте

И.С. ЗВОНАРЕВ¹, Ю.Л. КАРАВАЕВ²

Ижевский государственный технический университет имени М.Т. Калашникова
atmoscrystalline@gmail.com¹, karavaev_yury@istu.ru²

ПРИМЕНЕНИЕ DEEP DETERMINISTIC POLICY GRADIENT В ЗАДАЧЕ НАВИГАЦИИ МОБИЛЬНОГО РОБОТА: АВТОМАТИЧЕСКИЙ ПОДБОР ГИПЕРПАРАМЕТРОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ORTUNA

В данной статье рассматривается практическая реализация и оптимизация гиперпараметров классического алгоритма глубокого обучения с подкреплением – Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG). Основное внимание уделено задаче формирования управляющих воздействий для мобильного робота (МР) с дифференциальным приводом, обеспечивающих его движение в заданную целевую точку. Результаты исследования демонстрируют влияние выбора гиперпараметров на сходимость алгоритма DDPG.

Ключевые слова: *DDPG, планирование пути, мобильный робот, настройка гиперпараметров.*

Введение

Основной проблемой управления мобильными роботами является интеграция планирования траектории с системами реального времени, включая локальное избегание препятствий, динамическую коррекцию пути и компенсацию сенсорных погрешностей. Традиционные алгоритмы, основанные на статических моделях, часто неэффективны в динамических средах из-за зависимости от априорных данных, отсутствия адаптации к изменениям и высокой вычислительной сложности. Более перспективны гибридные подходы, сочетающие глобальное планирование с локальной адаптацией, а также методы машинного обучения, обеспечивающие реакцию в реальном времени и оптимизацию управления.

Работа посвящена настройке гиперпараметров алгоритма DDPG и его модификаций, широко применяемых в навигации и планировании траекторий в динамических средах. Исследования [1–3] подтверждают эффективность DDPG в обучении и сходимости, а работы [4–6] демонстрируют его результативность в управлении роботами с нелинейной динамикой. Особый вклад внесли Юдин Д.А. и Панов А.И. [7–10], предложившие интеграцию RL и SLAM, что улучшило навигацию и обработку сенсорных данных в изменяющихся условиях.

Объектом исследования выступает мобильная роботизированная платформа с дифференциальной кинематической схемой (рис. 1). Управляющая система экспериментального образца построена на базе микроконтроллера ESP32 обеспечивающего точное формирование заданных угловых скоростей вращения колесных приводов, получая управляющие сигналы от вышестоящего вычислительного уровня по беспроводному Wi-Fi-каналу.

Верхний уровень управления реализован в виде предварительно обученной искусственной нейронной сети, развернутой на персональном компьютере. Данная система выполняет:

- обработку пространственных координат робота, получаемых от оптической системы motion capture (работающей посредством маркеров);
- генерацию управляющих команд (линейной и угловой скоростей) с использованием алгоритма Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG).

На микроконтроллере ESP32 реализован низкоуровневый контур управления, включающий:

- ПИД-регулятор скорости вращения двигателей;
- систему обратной связи по данным энкодеров;
- точное поддержание заданных угловых скоростей колес w_1 и w_2 .

Основной целью алгоритма Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) [11] является генерация управляющих воздействий, обеспечивающих движение робота к целевой точке, положение которой может задаваться произвольным образом и изменяться в процессе работы.

В основе метода лежит модифицированная версия алгоритма DDPG, сущность которого заключается в максимизации совокупного вознаграждения посредством совместной оптимизации двух нейронных сетей: Актера (Actor) и Критика (Critic).

Архитектура алгоритма предполагает следующее функциональное разделение:

1. Сеть актера осуществляет параметризацию стратегии управления (policy).

2. Сеть критика выполняет оценку Q-функции (функции ценности действий).

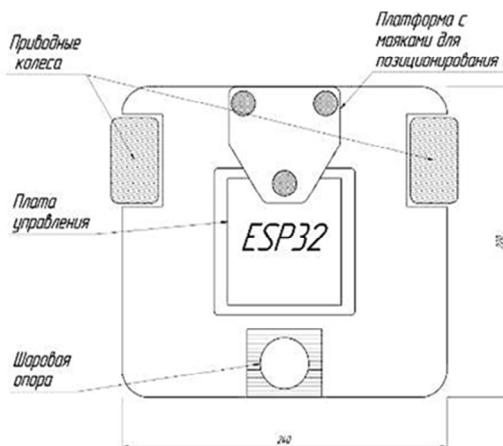


Рис. 1. Объект управления (мобильная роботизированная платформа с дифференциальной кинематической схемой)

Методологическую основу работы нейронных сетей составляет марковский процесс принятия решений [12], формализуемый следующими ключевыми компонентами:

Методологическую основу работы нейронных сетей составляет марковский процесс принятия решений [12], который формализуется следующими ключевыми компонентами:

- s – вектор текущего состояния среды;
- a – вектор управляющих воздействий, генерируемых нейронной сетью;
- s_{next} – вектор состояния среды после применения сгенерированных управлений;
- r – скалярное значение вознаграждения;
- done – бинарный флаг, индицирующий завершение эпизода обучения.

В соответствии с источниками [13], базовый алгоритм Deep Deterministic Policy Gradient может быть представлен в виде следующей последовательности шагов:

1. Загрузка предобученной модели, если она есть.
2. Инициализация параметров:

- a. Параметры сетей: инициализируем параметры основной и целевой сетей Актера (θ^π , $\theta^{\pi'}$) и Критика (θ^Q , $\theta^{Q'}$);
- b. Создаем буфер воспроизведения для хранения опыта агента в виде переходов $\{s, a, r, s_{\text{next}}, \text{done}\}$;
- c. Определяем параметр шума, чтобы обеспечить исследование среды агентом. Шум (N) добавляется к каждому сгенерированному значению действия (a):

$$a_i = \pi(s_i | \theta^\pi) + N_i,$$

где $\pi(s_i | \theta^\pi)$ – это функция политики (Актера), аппроксимируемая нейронной сетью с параметрами θ^π ; N_i – значение шума, сгенерированное с использованием процесса Орнштейна–Уленбека [14].

3. Обнуление временного счетчика и переменной Награды за эпизод;
4. Сброс среды до начального состояния $\{x_r = 0, y_r = 0, x_t = d_{x_i}, y_t = d_{y_i}, \text{angle}_r = 0\}$, где d_{x_i} и d_{y_i} – координаты заданной точки.
5. Запуск цикла обучения (Действия повторяются до достижения заданного количества шагов или критериев остановки):
 - a. Генерация вектора Действия: $a_i = \pi(s_i | \theta^\pi) + N_i$ (генерация происходит сетью Актора на основании текущего Состояния среды (s));
 - b. Выполнив действия a_i , агент получает награду r_i и наблюдает новое состояние s_{next} ;
 - c. Запись полученного вектора Состояния в Буфер (хранилище данных). ($\{s_i, a_i, r_i, s_{\text{next}}\}$);
 - d. Если записи в Буфере превысили размер пакета обучения, то переходим к процессу корректировки (количество записей в Буфере > пакет обучения):
 - i. Получаем случайный пакет из Буфера $\{s_i, a_i, r_i, s_{\text{next}}\}$;
 - ii. Рассчитываем для каждого отдельного элемента пакета предсказание (y_i) и вычисляем ошибку Критика (loss_c):
 1. $y_i = r_i + (1 - \text{done}_i) * \gamma * Q'(s_{\text{next}_i}, \pi'(s_{\text{next}_i} | \theta^{\pi'}) | \theta^{Q'})$, где γ – коэффициент дисконтирования;
 2. $\text{loss}_c = \frac{1}{N} * \sum_i (y_i - Q(s_i, a_i | \theta^Q))^2$;
 3. Обновляем веса Критика;
 - iii. Рассчитываем ошибку Актера и корректируем его веса:
 1. $a_i = \pi'(s | \theta^\pi)$;
 2. $\text{loss}_a = -\frac{1}{N} \sum Q(s_i, a_i | \theta^Q)^2$;
 3. Обновляем веса Актора;
 - iv. Обновление приоритета Буфера;
 - v. Обновление целевых сетей:

$$\begin{aligned}\theta^{\pi'} &\leftarrow \tau * \theta^{\pi} + (1 - \tau) * \theta^{\pi'} (\text{Актера}); \\ \theta^{Q'} &\leftarrow \tau * \theta^Q + (1 - \tau) * \theta^{Q'} (\text{Критика}),\end{aligned}$$

где τ – коэффициент скорости обновления ($\tau \ll 1$).

е. Переопределение вектра следующего Состояния:

i. $S_i = S_{\text{next}}$

f. Записываем Награду за эпизод (r_i);

g. Если количество эпизодов не превышено возвращаемся к шагу «а»;

Для работы исследуемого алгоритма необходимо подобрать гиперпараметры. Ниже приведен их выбор.

Оптимизация гиперпараметров RL-алгоритма

Настройка гиперпараметров и архитектуры сетей актера и критика – ключевой, но трудоемкий этап, поскольку их выбор напрямую влияет на сходимость и работоспособность алгоритма.

В данной работе исследуются три варианта нейронных сетей DDPG; их отличия представлены в табл. 2 и 3. Для подбора гиперпараметров использовались диапазоны значений, указанные в табл. 1.

Таблица 1

Принимаемые значения гиперпараметров

Гиперпараметр	От	До
Размер буфера	10000	1000000
Размер пакета обучения	32	256
Скорость обучения для сети Актера	0.0001	0.001
Скорость обучения для сети Критика	0.001	0.01
γ	0.9	0.999
τ	0.001	0.01(0.005)
Параметр регуляризации (L2)	0.001	0.9
Приоритет буфера воспроизведения (α)	0.1	1
Количество нейронов в слое	32	256

Подбор гиперпараметров может быть автоматизирован с использованием различных методов, включая:

- полный перебор всех параметров;
- случайный выбор комбинаций;
- байесовскую оптимизацию [15];
- вероятностные методы [16];
- библиотеку автоматической настройки параметров **Optuna** [17];
- оптимизацию роением частиц [18];

- метод ранней остановки (**Hyperband**) [19];
- алгоритмы случайных лесов [20];
- генетические алгоритмы [21].

В настоящем исследовании применялся **комбинированный подход к оптимизации гиперпараметров**, включающий полный перебор, случайный поиск и автоматизированную настройку с использованием библиотеки **Optuna**.

Процесс оптимизации выполнялся в специально разработанной среде предобучения модели. Эффективность каждой комбинации гиперпараметров оценивалась по следующим критериям:

- среднее время обучения на эпизод;
- динамика функции вознаграждения;
- значения ошибок обучения сетей актера и критика.

Для параметра регуляризации L2 использовался метод случайной выборки: из заданного диапазона генерировались 10 значений, после чего выбиралось оптимальное по максимальному значению награды за 100 эпизодов.

С помощью **Optuna** было проведено три серии испытаний по 100 итераций каждая, при этом каждая итерация включала 100 эпох симуляции. Размер буфера воспроизведения фиксировался на уровне 100 000, а коэффициент приоритизации α подбирался экспериментально — на основе анализа показателя *Average reward*.

Для всех тестируемых комбинаций гиперпараметров строились графики обучения на протяжении 2500 эпизодов, отражающие динамику:

- **Critic loss**,
- **Actor loss**,
- **Average reward**.

Результаты оптимизации, включая выбранные значения гиперпараметров, представлены в табл. 2. На рис. 2 показан процесс выбора скоростей обучения для сетей актера и критика, основанный на отборе параметров из трех наилучших комбинаций.

Для выбора архитектуры (количества слоев и нейронов в них) применялись следующие подходы:

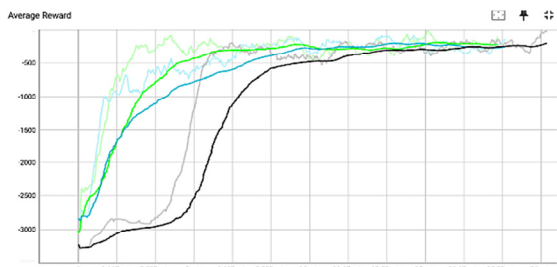
- экспериментирование с классическими структурами (например, 300/400);
- автоматический подбор с использованием динамической настройки архитектуры (ACN) или эволюционного подхода (NEAT);
- градиентные, случайные и базисные методы;

- методы постепенного увеличения (Growing) или уменьшения (Pruning) числа слоев и нейронов.

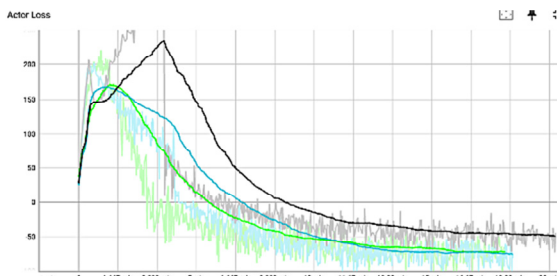
В рамках данного исследования была выбрана **классическая архитектура** с тремя слоями по 300 нейронов: **300/300/300** [22–26]. Далее проводились симуляции на 5000 эпизодах с минимумом в 50 шагов, что позволяло проанализировать сходимость алгоритма.

Дополнительно анализировалась **стабильность награды за эпизод**: в случае частых резких колебаний принималось решение о корректировке количества нейронов в крайних слоях или изменении глубины сети.

«Average reward»



«Actor loss»



«Critic loss»

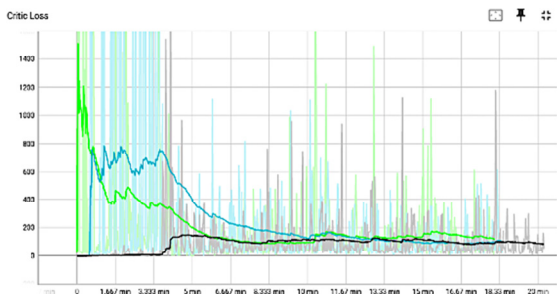


Рис. 2. Пример выбора скоростей обучения для сетей Актера и Критика

Таблица 2

Выбранные значения гиперпараметров

Гиперпараметр	Модель 1	Модель 2	Модель 3	Метод
Размер буфера	100000			Полного перебора
Размер пакета обучения	125	100	100	«Optuna»
Скорость обучения для сети Актера	0.0002	0.0001	0.0002	«Optuna»
Скорость обучения для сети Критика	0.0013	0.0012	0.0001	«Optuna»
γ	0.9793	0.9719	0.9287	«Optuna»
τ	0.0074	0.0031	0.0094	«Optuna»
Параметр регуляризации (L2)	0.0050			Случайного выбора
Приоритет буфера воспроизведения (α)	0.6500			Полного перебора

Количество слоев и нейронов в сетях выбирались экспериментально (результат подбора в табл. 3).

Таблица 3

Архитектуры нейронных сетей DDPG

№	Архитектура		Выходной вектор (a_i)	SR_{10} (симуляция)
	Сеть	Слои		
1	Актор	512:400:350:250	$\{v = \text{const}, w_i\}$	90,16
	Критик	400:300:200		
2	Актор	150:250:450	$\{v_i, w_i\}$	94,15
	Критик	400:300:200		
3	Актор	150:250:450:250		71,22
	Критик	400:300:200		

В результате были сформированы и настроены три модели DDPG. Каждая модель была проверена в симуляции по метрике успешность навигации – Success Rate:

$$SR = \frac{N_{success}}{N_{total}},$$

где $N_{success}$ – количество успешных эпох, N_{total} – общее количество эпох. Для оценки эффективности алгоритма в симуляции используем среднее значение успешности навигации за 10 эпизодов:

$$SR_{10} = \frac{\sum_{i=1}^{10} SR_i}{10}.$$

Проведенные симуляции выявили преимущество второй модели (без временных ограничений вознаграждения) по метрике « SR_{10} ». Для этой модели были проведены эксперименты. Эксперименты проводились в идентичных условиях: робот стартовал из координат $\{0; 0\}$ и двигался в окрестности случайной точки полигона. Результаты одного из экспериментов представлены на рис. 3.

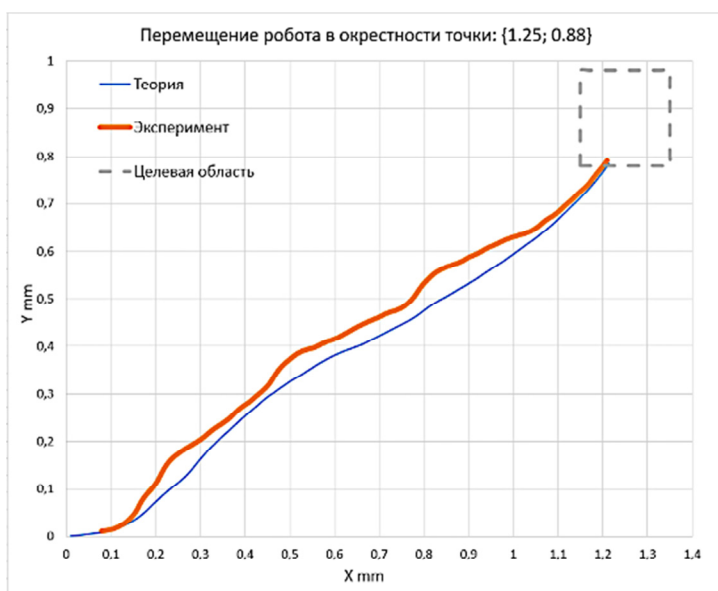


Рис. 3. Перемещение робота в окрестности точки: $\{1.25; 0.88\}$

Заключение

В данной работе была рассмотрена практическая реализация алгоритма глубокого обучения с подкреплением DDPG для задачи навигации мобильного робота с дифференциальным приводом. Проведена настройка гиперпараметров с использованием комбинированного подхода, включа-

ющего полный перебор, случайный поиск и автоматизированную оптимизацию с помощью библиотеки Optuna. Были протестированы три архитектурных варианта модели, из которых наилучшие результаты по метрике успешности навигации (SR_10) продемонстрировала вторая модель — без временных ограничений на вознаграждение.

Симуляционные эксперименты подтвердили способность DDPG обеспечивать стабильную сходимость и высокую эффективность в базовых сценариях навигации. Применение классической архитектуры с тремя скрытыми слоями показало хорошие результаты по показателям функции потерь и средней награды.

В дальнейшем планируется апробация разработанных моделей в условиях реального мира, расширение алгоритма с использованием модификаций multi-critic, а также исследование его применимости к более сложным задачам, включая управление системами с нелинейной динамикой и функционирование в изменяющихся внешних условиях.

Список литературы

1. Li L. et al. Multi-actor mechanism for actor-critic reinforcement learning // Information Sciences, 2023. Т. 647. С. 119494.
2. Sehgal A., Sehgal M., La H. M. Multi-Actor-Critic Deep Reinforcement Learning with Hindsight Experience Replay for Robotic Environments // Available at SSRN 4805514.
3. Liu Q. et al. Two-Critic Deep Reinforcement Learning for Inverter-based Volt-Var Control in Active Distribution Networks // IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2024.
4. Sun H. et al. Event-triggered reconfigurable reinforcement learning motion-planning approach for mobile robot in unknown dynamic environments // Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023. Т. 123. С. 106197.
5. Chen Y., Liang L. SLP-improved DDPG path-planning algorithm for mobile robot in large-scale dynamic environment // Sensors, 2023. Т. 23. No. 7. С. 3521.
6. Yan C. et al. Immune deep reinforcement learning-based path planning for mobile robot in unknown environment // Applied Soft Computing, 2023. Т. 145. С. 110601.
7. Gao X. et al. Improved deep deterministic policy gradient for dynamic obstacle avoidance of mobile robot // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2023. Т. 53. No. 6. С. 3675–3682.
8. Hamdan N., Medvedev M., Pshikhopov V. Method of Motion Path Planning Based on a Deep Neural Network with Vector Input. Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie. 2024;25(11):559-567. <https://doi.org/10.17587/mau.25.559-567>.
9. Staroverov A. et al. Real-time object navigation with deep neural networks and hierarchical reinforcement learning // IEEE Access, 2020. Т. 8. С. 195608–195621.

10. Belkin I., Abramenko A., Yudin D. Real-time lidar-based localization of mobile ground robot // *Procedia Computer Science*, 2021. T. 186. C. 440–448.
11. Shepel I. et al. Occupancy grid generation with dynamic obstacle segmentation in stereo images // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021. T. 23. No. 9. C. 14779–14789.
12. Mironov K.V. et al. STRL-Robotics: intelligent control for robotic platform in human-oriented environment // *Artificial Intelligence and Decision Making*. 2023. No. 2. C. 45–63.
13. Sumiea E.H. et al. Deep deterministic policy gradient algorithm: A systematic review // *Heliyon*, 2024.
14. Glover K., Peskir G. Quickest Detection Problems for Ornstein–Uhlenbeck Processes // *Mathematics of Operations Research*, 2024. T. 49. No. 2. C. 1045–1064;
15. Bergstra J., Bengio Y. Random search for hyper-parameter optimization // *The journal of machine learning research*, 2012. T. 13. No. 1. C. 281–305.
16. Snoek J., Larochelle H., Adams R. P. Practical bayesian optimization of machine learning algorithms // *Advances in neural information processing systems*, 2012. T. 25.
17. Bergstra J. et al. Algorithms for hyper-parameter optimization // *Advances in neural information processing systems*, 2011. T. 24
18. Rimal Y., Sharma N., Alsadoon A. The accuracy of machine learning models relies on hyperparameter tuning: student result classification using random forest, randomized search, grid search, bayesian, genetic, and optuna algorithms // *Multimedia Tools and Applications*, 2024. T. 83. No. 30. C. 74349–74364.
19. Kuo R.J., Li S.S. Applying particle swarm optimization algorithm-based collaborative filtering recommender system considering rating and review // *Applied Soft Computing*, 2023. T. 135. C. 110038.
20. Rao L.P.S., Jaganathan S. Adaptive Bayesian contextual hyperband: A novel hyperparameter optimization approach // *IAES Int. J. Artif. Intell*, 2024. T. 13. No. 1. C. 775–785.
21. Sehgal A. et al. Automatic parameter optimization using genetic algorithm in deep reinforcement learning for robotic manipulation tasks // *arXiv preprint arXiv:2204.03656*. 2022.
22. Karpichev V. et al. Adaptive Computational Neuroevolution (ACN) with TD3 for continuous control benchmarks // *arXiv:1910.12824v2*. 2019.
23. Stanley K.O., Miikkulainen R. Evolving Neural Networks Through Augmenting Topologies // *Evolutionary Computation*, 2002. T. 10. № 2. Pp. 99–127.
24. Zafar V., Jethani A. Gradient-Based Neural Architecture Search: A Comprehensive Review // *Proceedings. MDPI*. 2023.
25. Mocanu D.C. et al. Dynamic Sparse Training for Deep Reinforcement Learning // *IJCAI-22*. 2021.
26. Li X. Random Search Outperforms State-Of-The-Art NAS Algorithms // *Reddit / r/MachineLearning*, 2018.

Секция 12

Прикладные нейросетевые системы

А.В. ПЕТРУШЕНКО, М.В. СУХОВ

Южно-Уральский государственный университет, г. Челябинск
sukhovm@susu.ru

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ВРЕДИТЕЛЕЙ РАСТЕНИЙ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Сельское хозяйство – это одна из фундаментальных отраслей экономики, состояние технологий которой может оказывать значительное влияние на эффективность и устойчивость внутреннего продовольственного рынка и экспортный потенциал. Процесс определения вредителей растений представляет собой сложную задачу, требующую значительных затрат временных, физических, а также интеллектуальных ресурсов. Актуальной является задача разработки нейросетевых моделей, обеспечивающих высокую точность детектирования вредителей растений при минимальных вычислительных и временных затратах.

Ключевые слова: *вредители растений, определение вредителей растений, нейросетевые технологии, анализ изображений.*

Введение

В последние годы наблюдается устойчивая тенденция к активному финансированию агротехнологий, направленных на внедрение инновационных методов обработки почвы, орошения, а также систем раннего выявления вредителей и заболеваний растений, что может иметь решающее значение для повышения производительности сельского хозяйства в целом и безопасности поставляемых на внутренний и внешний рынки пищевых продуктов.

Процесс определения вредителей растений представляет собой непростую задачу. Основными признаками, используемыми при определении, например, вредителей растений, являются цвет, форма, текстура и размер. В связи с этим особый интерес представляет применение решений на основе компьютерного зрения и, в частности, сверточных нейронных сетей, демонстрирующих высокую эффективность в задачах анализа изображений. Обработка большого объема визуальных данных позволяет осу-

шествовать эффективный мониторинг посевных площадей, проводить аграрный анализ, формировать прогнозы и принимать обоснованные решения.

Решение задачи определения вредителей растений будет способствовать развитию цифровых технологий в аграрной отрасли и предоставлять возможность для оперативного и точного выявления угроз сельскохозяйственным культурам, в частности, определения вредителей растений.

Постановка задачи и описание алгоритма

Для эффективного решения задачи определения вредителей растений необходимо определить подходящую нейросетевую модель, осуществить подбор данных для обучения и обосновать выбор архитектурного решения.

В качестве базовой модели для решения задачи детекции вредителей растений была выбрана архитектура YOLOv5s [1]. Данный выбор обусловлен рядом факторов:

- 1) сбалансированное соотношение между точностью, скоростью и размером модели;
- 2) одна из наиболее компактных версий в семействе YOLOv5, подходящая для внедрения на устройствах с ограниченными вычислительными ресурсами, включая мобильные устройства и встраиваемые платы, например, Nvidia Jetson;
- 3) высокая устойчивость и точность модели, подтверждающееся ее широким использованием исследовательским и промышленным сообществом;
- 4) доступность обширной документации, учебных материалов и сообществ поддержки, существенно упрощающая процесс интеграции и адаптации модели под специфику задачи.

Описание набора данных

Для обучения и валидации модели был использован набор данных, сформированный на основе открытых датасетов, размещенных на платформе Roboflow. Все данные доступны по лицензии Public Domain (общественное достояние), обеспечивающая свободное использование в рамках исследовательских и прикладных задач, а также авторского набора данных полученных методом сбора фотографий вредителей.

Итоговый датасет включает 3766 аннотированных изображений, из них около 1000 изображений собственной подготовки и предобработки, каждое из которых содержит не менее одного объекта, относящегося к одному из 18 предопределенных классов. Структура набора данных соот-

ветствует формату COCO, представляющий собой широко распространенный стандарт представления аннотированных данных в задачах компьютерного зрения.

В составе датасета присутствует аннотационный файл в формате JSON, размещенный в каталоге с изображениями и содержащий структурированное описание каждого объекта, включая метку класса, координаты ограничивающего прямоугольника (bounding box), путь к изображению, на котором присутствует объект, а также дополнительную метаинформацию, необходимую для корректной загрузки, визуализации и использования данных в процессе обучения модели.

Далее проведено соответствие между целочисленным идентификатором класса и его строковой меткой. Кроме того, координаты ограничивающего прямоугольника должны быть приведены к нормализованному виду, то есть преобразованы в значения в пределах интервала от 0 до 1, что является стандартным требованием для форматов хранения разметки и последующей их визуализации.

Предобработка данных

Для повышения обобщающей способности модели и расширения разнообразия, обучающего датасета на этапе предобработки, использовалась библиотека аугментаций Albumentations, реализующая набор вероятностных и параметризованных преобразований изображений [2].

Основные параметры, примененные в процессе генерации аугментированных данных:

- 1) значения оттенка изображения варьировались в пределах $\pm 1.5\%$ от исходного значения, имитируя разнообразие условий освещения;
- 2) насыщенность изображения изменялась в пределах $\pm 70\%$, позволяя модели адаптироваться к различной цветовой интенсивности входных изображений;
- 3) яркость изображения варьировалась в пределах $\pm 40\%$, повышая устойчивость модели к различным уровням освещения;
- 4) изображения подвергались сдвигу по горизонтали и вертикали до $\pm 10\%$ от размеров изображения, способствуя устойчивости к небольшим позиционным сдвигам объектов;
- 5) изображения масштабировались в диапазоне от $\pm 50\%$ от исходного размера, позволяя имитировать объекты различного размера и расстояния до камеры.

Выбор метрик для описания результатов модели

Обоснованным будет выбор метрик точности (Precision), полноты (Recall) и F1-меры для оценки модели детектирования вредителей расте-

ний. Данный набор позволяет всесторонне оценить поведение модели на валидационной выборке, в особенности – качество предсказаний по каждому классу в отдельности, что важно при наличии множества категорий объектов с различным числом представителей, особенно в случаях, когда классы являются несбалансированными [3].

Выбранный набор метрик обеспечивает достаточно полное, надежное и обоснованное описание поведения модели, позволяя делать содержательные выводы о ее пригодности к применению в реальных условиях.

Реализация модели обучения

В качестве базовой архитектуры была использована предобученная модель YOLOv5, изначально натренированная на 80 классах COCO-датасета. Для адаптации под специфику задачи определения вредителей растений был модифицирован выходной слой модели (head) для переориентирования на 18 целевых классов. В дополнении для начальной инициализации весов и смещений была применена инициализация Ксавьера, которая способствует более стабильной и быстрой сходимости с сохранением дисперсии сигналов в глубинных слоях модели. Архитектура модели представлена на рис. 1.

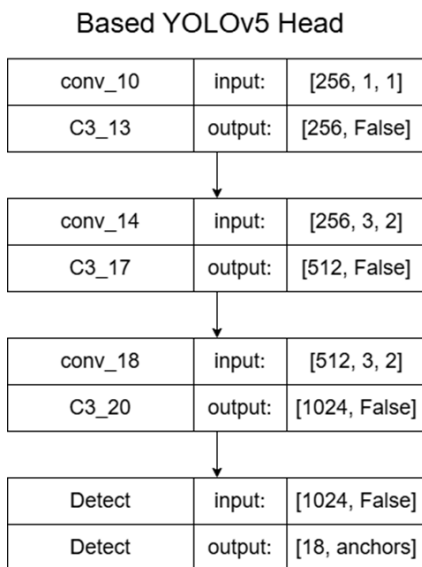


Рис. 1. Архитектура модели нейронной сети

Обучение производилось с использованием оптимизатора стохастического градиентного спуска (SGD) – одного из наиболее устойчивых и интерпретируемых методов оптимизации, обеспечивающего хорошую сходимость при наличии шума и вариативности в данных. Для управления скоростью обучения применялся косинусный планировщик (cosine-decay scheduler), плавно снижающий коэффициент скорости обучения (learning rate) в течение процесса обучения, способствуя более мягкой и стабильной адаптации весов модели на поздних этапах.

Модель обучалась на протяжении 35 эпох при размере батча, равном 8 изображениям, каждое из которых было масштабировано до размера 640 на 640 пикселей для обеспечения баланса между качеством градиентных обновлений и доступным объемом видеопамати.

На основании совокупности приведенных графиков, была выбрана модель, полученная по завершении 33 эпохи обучения, что обусловлено наилучшим соотношением указанных метрик на данном этапе обучения.

В таблице 1 представлены расшифровки классов с соответствующими значениями метрик.

Таблица 1

Значения метрик по каждому классу

№	Название вредителя	Класс	Precision	Recall	F1-score
1.	Галлы раннего елово-лиственного хермеса	adelges_laricis_gall	0.8	0.68	0.74
2.	Altica lythri	altica_lythri	0.86	0.59	0.7
3.	Имаго капустной белянки	cabbage_white	0.98	0.87	0.92
4.	Куколка капустной белянки	cabbage_white_cocoon	0.65	0.62	0.62
5.	Гусеница капустной белянки	cabbage_white_cuttermilllar	0.66	0.74	0.7
6.	Пьявица красногрудая	cereal_leaf_beetle	0.97	0.84	0.9
7.	Черная крестоцветная блошка	crucifer_flea_beetle	0.76	0.8	0.78
8.	Имаго капустной моли	diamondback_moth	0.9	0.83	0.86

№	Название вредителя	Класс	Precision	Recall	F1-score
9.	Куколка капустной моли	diamondback_moth_cocoon	0.5	1.0	0.67
10.	Гусеница капустной моли	diamondback_moth_cutterpillar	0.67	0.51	0.58
11.	Уховертка обыкновенная	earwig	0.8	0.74	0.77
12.	Капустный крестоцветный клоп	eurydema_dominulus	0.82	0.85	0.83
13.	Горчишный крестоцветный клоп	eurydema_ornata	0.85	0.88	0.86
14.	Имаго лугового мотылька	meadow_moth	0.91	0.81	0.86
15.	Гусеница лугового мотылька	meadow_moth_cutterpillar	0.78	0.51	0.62
16.	Луговой клоп	stink_bug	0.98	0.8	0.88
17.	Волнистая крестоцветная блошка	striped_flea_beetle	0.98	0.89	0.93
18.	Долгоносик	weevil	0.89	0.89	0.89

Моделью демонстрируется высокая эффективность по большинству классов. Особенно хорошо предсказываются классы с большим числом примеров и ярко выраженными визуальными признаками, например, класс *striped_flea_beetle* (261 объект), F1-мера которого равна 0.93, а также *cabbage_white* (0.93), *cereal_leaf_beetle* (0.90) и *weevil* (0.89).

Для некоторых классов, таких как *diamondback_moth_cocoon* (9 объект), наблюдается высокое значение полноты (1.00) при низкой точности (0.50), что может указывать на ошибочную классификацию других объектов как данный класс, аналогичная тенденция наблюдается для классов *cabbage_white_cocoon* и *meadow_moth_cutterpillar*. Это может быть вызвано совокупностью дисбаланса данных и недостаточной визуальной выразительностью данных классов.

Разработка веб-приложения

Для предоставления пользовательского интерфейса к разработанной модели детектирования вредителей растений был использован чат-бот.

Данный подход обеспечивает удобство взаимодействия конечного пользователя с моделью без необходимости настройки среды или установки дополнительного программного обеспечения.

В процессе разработки веб-приложения был использован язык программирования высокого уровня Python версии 3.8.10. В качестве интегрированной среды разработки применялась Visual Studio Code версии 1.100.0, разработанная корпорацией Microsoft. Выбор данной среды обусловлен ее широкими функциональными возможностями, обеспечивающими удобную работу с сервисами и программными компонентами [4].

Вся логика обработки изображений и генерации предсказаний была инкапсулирована в модуль взаимодействия пользователя с чат-ботом. Это позволило создать легкий и переносимый интерфейс для взаимодействия с моделью, пригодный как для локального тестирования, так и для последующего развертывания на удаленном сервере.

Веб-приложение построено с учетом модульной архитектуры, что обеспечивает его расширяемость и облегчает тестирование отдельных компонентов. Использование асинхронного программирования позволяет эффективно обрабатывать множественные запросы пользователей и выполнять длительные операции, например, предсказание класса, без блокировки основного потока исполнения.

Веб-приложение представляет собой удобный инструмент для взаимодействия с моделью компьютерного зрения и создания обучающего датасета в условиях ограниченного пользовательского интерфейса. Его применение существенно упрощает процесс сбора и аннотирования изображений для последующего обучения и валидации моделей.

Разработанное веб-приложение обеспечивает два полноценных режима работы: режим инференса нейросети (predict) и режим сбора данных (collect). Переключение между режимами осуществляется как через команды, так и автоматически – на основе наличия модели в файловой системе серверной части веб-приложения.

Выводы

В ходе исследования была проанализирована и реализована модель детектирования объектов на основе архитектуры YOLOv5s, выбор которой обоснован ее высокой вычислительной эффективностью и устойчивостью, также приведено описание предобработки данных с использованием аугментаций, описание инструментов обучения модели, таких как SGD, косинусного планировщика и инициализации Ксавьера, а также продемонстрированы результаты лучшей эпохи обучения, где большинство классов

показали высокие значения по выбранному набору метрик, что свидетельствует о высокой точности и полноте предсказаний модели.

Тем не менее, выявлены отдельные классы (например, коконы и гусеницы), по которым наблюдается снижение точности, что может быть связано как с меньшим количеством обучающих сэмплов, так и с визуальной неоднородностью представленных объектов. Это указывает на потенциал для дальнейшего улучшения модели за счет увеличения объема данных, таргетированной аугментации и возможной настройки архитектурных компонентов.

Список литературы

1. Ultralytics YOLOv5 Architecture | Ultralytics. https://docs.ultralytics.com/yolov5/tutorials/architecture_description
2. Нечипоренко А. Сравнение методов классификации изображений с использованием нейросетей. // Научный журнал «Инфокоммуникации и информационные технологии», 2020. Т. 1. № 1.
3. Кудряшов С. Нейросети для анализа и классификации изображений // Компьютерное моделирование и новые технологии, 2018. Т. 22. № 4.
4. Дашиева М. Г., Тонхоноева А. А. Разработка чат-бота для социальной сети телеграмм средствами Python // Информационные системы и технологии в образовании, науке и бизнесе, 2022. С. 38–41.

V.P. DOROFEEV

National Research Center «Kurchatov Institute» – NIISI, Moscow
dorofeev.vp@phystech.edu

ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR DESIGNING A QUANTUM CASCADE LASER*

The paper investigates the capabilities of modern artificial intelligence systems for designing a quantum cascade laser for biomedical imaging. The study was conducted in two stages. At the first stage, the DeepSeek, GigaChat, Per-

* The work was carried out within the framework of the state task of the Federal State Institution "Federal Scientific Center Scientific Research Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences on the topic FNEF-2024-0001 «Development and deployment of trusted AI systems based on new mathematical and algorithmic approaches and fast computing models compatible with domestic computer hardware» (1023032100070-3-1.2.1).

plexity, Qwen and YandexGPT dialogue systems were formulated with 6 tasks for designing and computational modeling of a quantum cascade laser. At the second stage, the project and computational model were detailed with the DeepSeek dialogue system.

Keywords: *LLM, systems engineering, computational modeling.*

Introduction

Modern artificial intelligence systems are rapidly developing and consistently surpass humans not only in games [1], but also in areas of activity related to the real world (programming [2], medicine [3]). At the same time, there is a gradual transition from automation of individual product development tasks to full-cycle AI development, in which teams of AI agents solve a full set of tasks for developing new products, from the idea to launch into productive operation [4], [5]. This paper explores the possibilities of using open artificial intelligence systems DeepSeek [6], GigaChat [7], Perplexity perplexity-cb, Qwen [9], YandexGPT [10] to develop conceptual and computational models for quantum cascade laser project.

Three methodologies are used for conceptual modeling. The first, based on the SysML v2 system modeling language, is a standard for modeling-based systems engineering [17]. The second, based on the object-process model, allows modeling the structure and behavior of a system within a single model [18]. The third, methodology for functional modeling IDEF0, one of the first methodologies for systems engineering, developed in 1981 by US Air Force Department as part of an industrial automation program called ICAM (Integrated Computer Aided Manufacturing) [19].

For computational modelling Python language [11] is used. For detailed computational analysis Simulink/Matlab [12] and Comsol Multiphysics [13] frame-works are tried.

Related Works

Alexander Bogdanov's Tektology [14], developed in the early 20th century, is currently regarded as the first fundamental variant of general systems theory and a precursor of cybernetics. At its core, Tektology is based on the idea that all systems – whether living or non-living – can be understood through systematic analysis of their organizational structures.

The most recent evolution in systems science is Model-Based Systems Engineering (MBSE) [16], which represents a paradigm shift in systems engineering, replacing traditional document-centric approaches. MBSE is defined as “a formalized methodology that is used to support the requirements, design, analysis, verification, and validation associated with the development of” complex systems. This approach involves developing a set of related models that help define, design, simulate, and document a system under development, marking a fundamental transformation from earlier systems engineering practices. The progression from Bogdanov’s philosophical and theoretical Tekhtology [15] to today’s rigorous model-based engineering methodologies demonstrates how systems thinking has evolved from abstract organizational principles to practical, model-driven engineering frameworks capable of managing extraordinary complexity in modern technological systems.

SysML v2 [17] and Object-Process Methodology [18] are realizations of MBSE. SysML v2 is the latest iteration of the Systems Modeling Language (SysML), a standardized modeling framework designed to support MBSE. It serves as a general-purpose language for specifying, analyzing, designing, and validating complex systems, emphasizing precision, expressiveness, and consistency in modeling. Object-Process Methodology (OPM) is a holistic systems modeling framework that integrates structure, behavior, and function into a unified model, enabling the design and analysis of complex systems. The IDEF0 [19] methodology was also used to model QCL manufacturing processes.

Quantum cascade lasers (QCLs) [20], [21] are semiconductor lasers that emit in the mid- to far-infrared region of the electromagnetic spectrum. Unlike conventional diode lasers that rely on electron-hole recombination across a bandgap, QCLs operate based on intersubband transitions within the conduction band of a carefully engineered stack of quantum wells. Electrons “cascade” through multiple energy levels, emitting a photon at each step, enabling high efficiency and output power.

A few studies have been devoted to the use of machine learning methods to develop quantum cascade lasers. In [22] used genetic optimization. [23] presented solution with Bayesian optimization. [23] and [25] describe using of machine learning framework and deep neural network trained with physics-based transfer learning (PBTl) methodology for design and optimization of quantum cascade lasers and other nanophotonic devices.

Currently, a key area of research in artificial intelligence is the use of large language models for scientific research and engineering [26], [4], [5].

This work explores the possibility of using publicly available dialogue systems based on large language models [6], [7], [8], [9], [10] to study quantum cascade lasers.

Methodology

The research was conducted in three phases.

In the first phase, the following 6 tasks were set for the dialogue systems:

T.1.1. Make technical design of quantum-cascade laser for 2-5 THz range for biomedical imaging with high tunability.

T.1.2. Make SysML v2 model for the quantum-cascade laser for 2-5 THz range for biomedical imaging with high tunability.

T.1.3. Make object-process model for the quantum-cascade laser for 2–5 THz range for biomedical imaging with high tunability.

T.1.4. Make SysML v2 model for the fabrication process for the quantum-cascade laser with 2-5 THz range for biomedical imaging with high tunability.

T.1.5. Make object-process model for the fabrication process for the quantum-cascade laser with 2-5 THz range for biomedical imaging with high tunability.

T.1.6. Make computational model of the quantum-cascade laser with 2–5 THz range for biomedical imaging with high tunability on Python programming language.

The results of the tasks were analyzed and dialogue systems with the most in-depth solution to the computational modeling problem were selected.

At the second phase, some educational materials were developed with selected chatbot:

T.2.1. Introductory articles about quantum cascade lasers and their manufacturing.

T.2.1. Introductory articles about conceptual modeling. SysML v2, OPM, computational modeling in Matlab/Simulink, computational modeling in Comsol Multiphysics, quantum cascade lasers and their manufacturing.

T.2.3. Introductory articles about computational modeling in Comsol Multiphysics.

The third phase explored the possibilities of conceptual and computational modeling in more depth:

T.3.1. Analysing of the patent for QCL-based spectroscopy system.

T.3.2. Detailed SysML v2 modelling for QCL-based spectroscopy system.

T.3.3. Detailed Python computational modeling for QCL-based spectroscopy system.

T.3.4. Trying of Matlab/Simulink computational modeling for QCL-based spectroscopy system.

T.3.5. Trying of Comsol Multiphysics computational modeling for QCL-based spectroscopy system.

Detailed IDEF0 modeling for QCL production system.

Results

In the first phase, all models demonstrated the ability to create SysML v2 models and object-process models. Their full answers are posted in [27]. Below are some examples of generated models.

Fig. 1 shows an element of the SysMLv2 model generated by the Perplexity dialogue system.

Example SysML v2 Snippet (Conceptual)

```

text
package QCL_Model {

    block QuantumCascadeLaser {
        part ActiveRegion: ActiveRegion;
        part Waveguide: Waveguide;
        part Cavity: Cavity;
        part TuningMechanism: TuningMechanism;
        part CoolingSystem: CoolingSystem;
        part OpticalOutput: OpticalOutput;

        property FrequencyRange: Range = [2 THz .. 5 THz];
        property OutputPower: Real = 300 mW;
        property OperatingTemperature: Real = ... K;
    }
}

```

Fig. 1. An element of SysML v2 QCL model from Perplexity.AI

Fig. 2 shows an element of the object-process model generated by the GigaChat dialogue system.

Fig. 3 shows an element of the computational model of a quantum cascade laser in Python generated by the Qwen dialogue system.

The DeepSeek dialogue system demonstrated the best results of the first phase because it was presented with the most deeply developed conceptual and computational models. The resulting SysML and OPM Models, computational model in Python of the first phase is available in the Phase1 folder in [27].

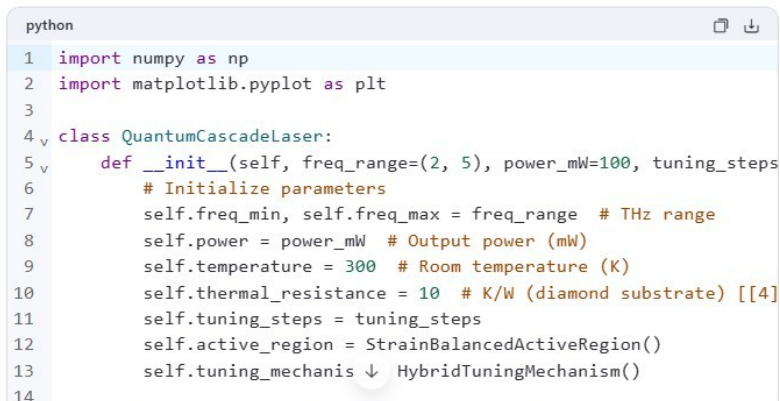
```

22 class Cooling_System {
23     - Метод отвода тепла (микроканальная жидкостная система)
24     - Эффективность теплообмена
25 }
26 class Power_Source {
27     - Напряжение и ток
28     - Источник постоянного напряжения
29 }
30 class Output_Window {
31     - Выходная апертура
32     - Форма и материал выходного окна
33 }
34
35 // Процессы
36 process Inject_Electrons "Иньекция электронов"
37 process Intersubband_Transition "Интерсуббандовые переходы"
38 process Scatter_Excess_Heat "Отведение избыточного тепла"
39 process Form_Light_Beam "Формирование светового пучка"
40 process Cool_Laser "Охлаждение лазера"
41
42 // Связи
43 Power_Source --> Inject_Electrons

```

Fig. 1. An element of OPM QCL model from GigaChat

Python Code



```

python
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
3
4 class QuantumCascadeLaser:
5     def __init__(self, freq_range=(2, 5), power_mW=100, tuning_steps
6         # Initialize parameters
7         self.freq_min, self.freq_max = freq_range # THz range
8         self.power = power_mW # Output power (mW)
9         self.temperature = 300 # Room temperature (K)
10        self.thermal_resistance = 10 # K/W (diamond substrate) [[4]
11        self.tuning_steps = tuning_steps
12        self.active_region = StrainBalancedActiveRegion()
13        self.tuning_mechanism = HybridTuningMechanism()
14

```

Fig. 2. An element of Python computational model from Qwen

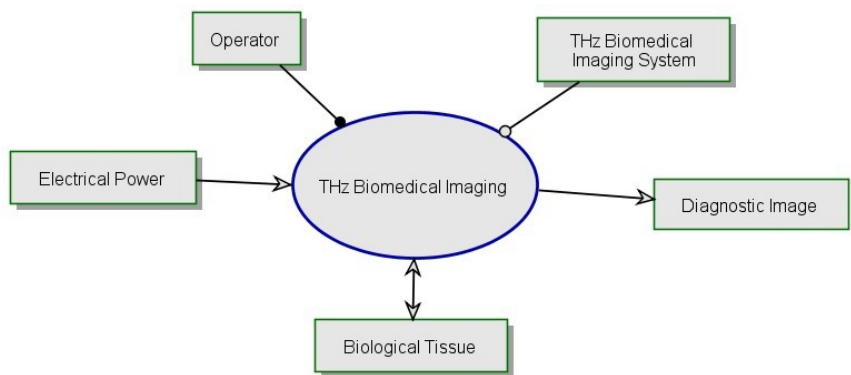


Fig. 3. Top-level OPM Model of a biomedical visualization system based on a quantum cascade laser

Fig. 4 shows a manually created, top-level object-process model of a biomedical visualization system based on a quantum cascade laser, based on a text description. The Fig. 5 shows the model of the “Acquire biological signature” process.

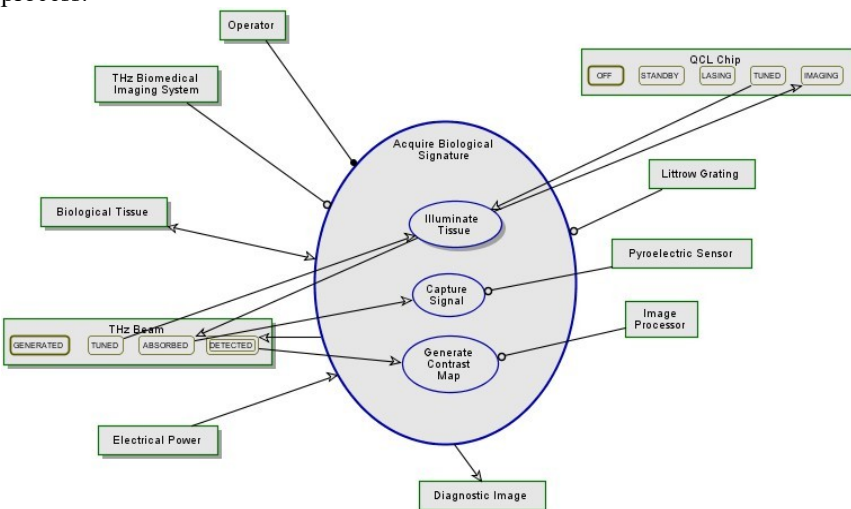


Fig. 4. OPM Model of the “Acquire biological signature” process

The results of computational modeling of the DeepSeek-generated model in Python are shown in Fig. 6.

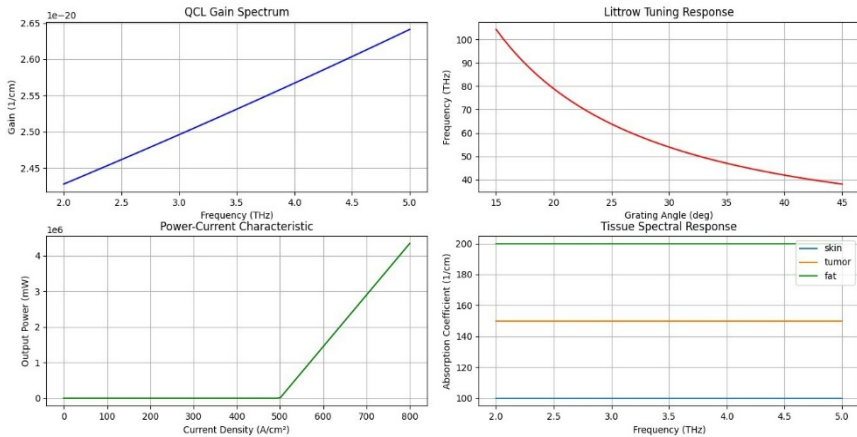


Fig. 5. Computational modeling results by DeepSeek code execution

At the second phase DeepSeek dialogue system generated introductory articles with such prompt:

“napishi stat’yu na temu “Tema” sleduyushchim obrazom: 1. sformuliruj 20 tezisov po teme 2. proanaliziruj ih sostav, uberi lishnee, dobav’ neobhodimoe. 3. raskroj eti tezisyy na glubokom akademicheskom urovne. 4. napishi tekst, raskry- vayushchij temu s etimi tezisami. 5. sformuliruj voprosy ot imeni 14-letnego podrostka k poluchennomu tekstu. 6. otvet’ na postavlennye voprosy v dostup- noj dlya 14-letnego podrostka forme. 7. perepishi tekst stat’i s organ- ichnym vklyucheniem v nego otvetov na voprosy.”

Then, dialogue system Qwen checked and expanded text of the article with such prompt (in Russian):

“Ty – specialist po sistemnomu inzhiniringu. Proanaliziruj tekst v prikrep- lyonnom fajle na predmet polnoty opisaniya raskryvaemoj v nyom teme. Isprav’ ego takim obrazom, chtoby on byl dostupnym dlya 14-letnego podrostka i pri etom obladal akademicheskoy glubinoj.”

Then, it changed style of the article with such prompt (in Russian): “A teper’ perepishi etu stat’yu dlya uchyonogo issledovatelya” Results are avail- able in the “Phase2/QCLIntroArticles” folder in [27].

At the third phase, the task of developing a project for a spectroscopy sys- tem based on a quantum cascade laser is being solved based on information from a patent [28].

In the first step dialogue systems make analysis of the patent in text format and build high-level SysML v2 model of the solution in the patent.

In the second step, the oral cancer diagnostics system was selected from the patent solution use cases. Dialogue systems developed their own SysML v2 models for it, from the high-level to the detailed quantum cascade chip level. The SysML v2 models were cross- and self-checked and corrected by dialogue systems. Formal verification for these models was also made. SysML v2 format allows to transfer results of one dialog system to another in a strictly formal form, that is important for complex systems development.

In the third step, the dialogue systems developed Python computational models of the spectroscopy system as a whole and the quantum cascade chip. They were tested in the GigaIDE system.

In the fourth and fifth steps, the dialogue systems generated computational models for Comsol Multiphysics and Matlab. They can also be cross-checked by dialogue systems, but testing in the computational environments themselves was not carried out.

At the 6th step, the modeling of the quantum cascade laser production process was tested using the IDEF0 methodology. DeepSeek and YandexGPT were used. The systems were able to describe the production processes to the level of operations on specific equipment.

Results of Phase 3 are available in the «Phase3» folder in [27].

Conclusion

The first phase of the study demonstrated that the functionality of conceptual and computational modeling of systems is available in open dialog systems. The second phase of the study showed that with the help of open dialog systems, one can quickly prepare introductory training materials on a topic of interest. The third phase of the study demonstrated both the high level of conceptual and computational modeling tools in dialog systems DeepSeek and Qwen and the rapid development of this tool in the dialog system Qwen, since the time difference between the experiments of the first and third phases was about a month and during this month the level of the dialog system Qwen in the tasks of conceptual and computational modeling increased significantly. At the same time, an additional dialog system Qwen-Coder appeared for computational modeling. These results demonstrate the importance of developing such systems at an internationally competitive level. With the help of LLMs, the analysis of industrial manufacturing processes is possible down to individual operations on specific equipment. In turn, access to physical equipment for verification of designs created using LLMs is a key factor for the development of these LLMs.

References

1. Guo B. et al. AlphaZero-Edu: Making AlphaZero Accessible to Everyone // arXiv preprint arXiv:2504.14636. 2025.
2. Hou W., Ji Z. Comparing large language models and human programmers for generating programming code // *Advanced Science*, 2025. Vol. 12. No. 8. P. 2412279. <https://doi.org/10.1002/adv.202412279>
3. Zou J., Topol E.J. The rise of agentic AI teammates in medicine // *The Lancet*, 2025. Vol. 405. No. 10477. P. 457.
4. Chettier T.M., Boyina V.A.K. Integrating Machine Learning with Fullstack Development Using ML .NET // (2025).
5. Wang Z. et al. An LLM-enabled Multi-Agent Autonomous Mechatronics Design Framework // *Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Conference*. 2025.
6. Liu A. et al. Deepseek-v3 technical report // arXiv preprint arXiv:2412.19437. 2024.
7. Mamedov V. et al. GigaChat Family: Efficient Russian Language Modeling Through Mixture of Experts Architecture // arXiv preprint arXiv:2506.09440. 2025.
8. Perplexity ChatBot. <https://www.perplexity.ai/>
9. Yang A. et al. Qwen3 technical report // arXiv preprint arXiv:2505.09388. 2025.
10. Moshninov A., Komarov M. Artificial Intelligence in Russia: Evaluating Yandex GPT-5 and GigaChat 2.0 MAX in Global Context // *The International Conference on Artificial Intelligence Management and Trends*, 2025.
11. Wang J. Computational modeling and visualization of physical systems with Python. John Wiley and Sons, 2015.
12. Chen Y. et al. System simulation techniques with MATLAB and Simulink. John Wiley and Sons, 2013.
13. Pryor R.W. Multiphysics modeling using COMSOL 5 and MATLAB. 2021.
14. Bogdanov A.A. Vseobshchaya organizacionnaya nauka: Teknologiya. 3-e izd., zanovo pererab. i dop. Chast' 1. L.; M.: Kniga, 1929. (in Russian).
15. Şenalp Ö., Midgley G. Alexander Bogdanov and the question of unity: An emerging research agenda // *Systems research and behavioral science*, 2023. Vol. 40. No. 2. P. 328–348.
16. Madni A.M., Augustine N., Sievers M. (ed.) Handbook of model-based systems engineering. Springer Nature, 2023.
17. Bajaj M., Friedenthal S., Seidewitz E. Systems modeling language (SysML v2) support for digital engineering // *Insight*. 2022. Vol. 25. No. 1. P. 19–24.
18. Dori D. Object-Process Methodology: A Holistic Systems Paradigm; with CD-ROM. Springer Science and Business Media, 2002.
19. Force U.S.A. Integrated Computer Aided Manufacture (ICAM). Functional Modeling Manual (IDEF0), 1981.
20. Kazarinov R.F., Suris R.A. O vozmozhnosti usileniya elektromagnitnyh voln v poluprovodnike so sverhreshetkoj // *Fizika i tekhnika poluprovodnikov*, 1971. Vol. 5. No. 4. P. 797.

21. Faist J. et al. Quantum cascade laser // Science. 1994. Vol. 264. No. 5158. P. 553–556.
22. Bismuto A. et al. Fully automatized quantum cascade laser design by genetic optimization // Applied Physics Letters, 2012. Vol. 101. No. 2.
23. Franckić M., Faist J. Bayesian optimization of terahertz quantum cascade lasers // Physical Review Applied. 2020. Vol. 13. No. 3. P. 034025.
24. Correa Hernandez A., Gmachl C.F. A machine learning framework for quantum cascade laser design // APL Machine Learning, 2024. Vol. 2. No. 3.
25. Kim G., Kim J. Efficient nanophotonic devices optimization using deep neural network trained with physics-based transfer learning (PBTL) methodology // arXiv preprint arXiv:2506.10418. 2025.
26. Boiko D.A., MacKnight R., Gomes G. Emergent autonomous scientific research capabilities of large language models // arXiv preprint arXiv:2304.05332. 2023.
27. QCL Designs. <https://disk.360.yandex.ru/d/ujiyHolj104mPQ>
28. Kotidis P. et al. QCL Spectroscopy System and Applications Therefor // US Patent US20120033220A1.

А.А. ЯКОВЕНКО^{*}, М.М. ЗАСЛАВСКИЙ

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ»

^{*}yakovenant@mail.ru

ДОМЕННАЯ АДАПТАЦИЯ УНИВЕРСАЛЬНЫХ АКУСТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ЭМОЦИЙ НА ПРИМЕРЕ NuBERT

Рассматривается задача доменной адаптации базовой модели NuBERT для классификации позитивных и негативных эмоций в русскоязычной устной речи с использованием малой обучающей выборки. Предложен подход, сочетающий частичную разморозку весов модели с применением триплетной функции потерь и последующим дообучением классификационного адаптера. Экспериментальная проверка продемонстрировала улучшение качества классификации эмоций и группировки векторных представлений в сравнении с использованием только кросс-энтропийной или триплетной функции потерь.

Ключевые слова: *распознавание эмоций, доменная адаптация, классификация, анализ устной речи.*

Введение

Распознавание эмоций по голосу становится все более востребованной задачей в областях, связанных с анализом устной речи, естественного языка и человеко-машинным взаимодействием. Растущий интерес к данному направлению обусловлен активным развитием интеллектуальных систем в таких областях, как виртуальные голосовые ассистенты и сервисы психологической поддержки [1].

Традиционные подходы, основанные на ручном выделении признаков и классических алгоритмах машинного обучения демонстрировали слабые результаты [2], что стимулировало развитие новых подходов. Существенный прогресс в распознавании эмоций по голосу связан с использованием обучения представлений (англ. Representation Learning), в частности, больших универсальных акустических моделей самоконтролируемого обучения (англ. Self-Supervised Learning), предварительно обученных на крупномасштабных речевых корпусах. Но результаты по-прежнему не позволяют использовать такие решения на практике, поскольку задача является достаточно сложной, а эффективное применение таких моделей требует адаптации к специфике эмоциональной речи, что актуализирует исследования в области разработки методов доменной адаптации.

Современные универсальные акустические модели самоконтролируемого обучения, такие как Wav2Vec2 [3], HuBERT (Hidden-unit BERT) [4] и WavLM [5], демонстрируют высокую эффективность в задачах анализа устной речи. Такие модели обучают на больших объемах размеченных аудиоданных, что вследствие обобщения обеспечивает извлечение универсальных акустических представлений, пригодных для решения различных задач обработки речи. Однако, прямое применение таких представлений для распознавания эмоций не является оптимальным, поскольку паттерны эмоций в речи не являются универсальными и могут существенно различаться в зависимости от языковых и фонетических особенностей [6].

Таким образом, возникает необходимость в специализированных методах доменной адаптации к задаче распознавания эмоций по голосу. Основные методы доменной адаптации универсальных акустических моделей включают дообучение, перенос обучения с частичной заморозкой весов модели, а также применение адаптеров. Полное дообучение модели может обеспечить высокую точность, но требует значительных вычислительных ресурсов и крупномасштабных узкопрофильных наборов данных эмоциональной речи, сбор и разметка которых представляют чрезвычайно трудоемкую и дорогостоящую задачу. В свою очередь, методы, основан-

ные на дообучении с частичной заморозкой весов и применении адаптеров являются наиболее перспективными, поскольку позволяют эффективно использовать сравнительно небольшие наборы данных.

Сравнение корпусов эмоциональной речи

Проведем сравнительный обзор наборов данных эмоциональной речи, основные параметры которых приведены в табл. 1.

DUSHA [7] – наиболее крупный открытый набор данных эмоциональной речи на русском языке. Содержит более 50000 записей, суммарной продолжительностью около 350 ч. Набор состоит из двух частей: Crowd и Podcast. Помимо аудиозаписей в наборе содержатся 64-мерные мел-кепстральные коэффициенты (англ. Mel-Frequency Cepstral Coefficients, MFCC), посчитанные каждые 20 мс. Частота дискретизации аудиозаписей – 16 кГц. В наборе представлено четыре класса эмоций: радость, печаль, гнев и нейтраль.

IEMOCAP [8] – мультимодальный набор данных эмоциональной речи, видео и текстовых транскрипций на английском языке. Содержит порядка 12 часов данных, записанных актерами. В записи принимало участие пять мужчин и пять женщин, количество записей – 7304. Частота дискретизации аудио – 48 кГц. Представлено шесть классов эмоций: радость, печаль, гнев, страх, разочарование и нейтраль.

RAVDESS [9] – набор данных эмоциональной речи и видео на английском языке. Содержит 1440 записей актеров, продолжительностью около 8 ч. В записи участвовали 12 мужчин и 12 женщин. Частота дискретизации аудиозаписей – 48 кГц. Представлено семь классов эмоций: радость, печаль, гнев, страх, отвращение, удивление и нейтраль. На каждую эмоцию приходится два уровня интенсивности выражения – нормальный и усиленный.

RESD [10] – набор данных эмоциональной речи на русском языке. Содержит более 3000 записей, продолжительностью порядка 3.5 ч, записанных актерами. Частота дискретизации аудиозаписей – 16 и 44.1 кГц. Представлено семь классов эмоций: радость, печаль, гнев, отвращение, страх, возбуждение и нейтраль.

Emo-DB [11] – набор данных эмоциональной актерской речи на немецком языке. Содержит 535 записей, общей продолжительностью 30 мин. В записи участвовали пять мужчин и пять женщин. Частота дискретизации аудиозаписей – 16 кГц. Представлено семь классов эмоций: радость, печаль, гнев, отвращение, страх, скука и нейтраль.

Таблица 1

Сравнение открытых наборов аудиоданных эмоциональной речи

Название	Длительность	Язык записей	Число классов
DUSHA	300 часов	Русский	4
IEMOCAP	12 часов	Английский	6
RAVDESS	8 часов	Английский	7
RESD	3.5 часа	Русский	7
EMO-DB	30 минут	Немецкий	7

Выбор базовой универсальной акустической модели

Важная особенность самоконтролируемых акустических моделей заключается в обучении на размеченных данных, что позволяет использовать большие датасеты и обеспечивает универсальность порождаемых акустических представлений для различных задач анализа устной речи. К данному типу относятся модели, основанные на архитектуре трансформера [12], далее рассмотрим основные из них.

Wav2Vec2 – самоконтролируемая акустическая модель глубокого обучения, исторически первая среди прочих рассмотренных в данном исследовании. Базовые архитектурные компоненты Wav2Vec2 включают:

1. Сверточный кодер из семи слоев, отвечает за извлечение низкочастотных акустических признаков из речевого сигнала.
2. Трансформер из 12 слоев, анализирует последовательности низкочастотных признаков, позволяет моделировать контекстные связи между фрагментами речи с использованием механизма внимания.
3. Маскирование выходного сигнала кодера, как способ аугментации, позволяющий прогнозировать пропущенные фрагменты сигнала.
4. Квантование с использованием логистической функции Гумбеля, выполняет дискретизацию скрытых состояний через кодовые книги для преобразования непрерывного представления в конечное.

HuBERT – самоконтролируемая акустическая модель на основе BERT [13], развивает идеи Wav2Vec2, поэтому имеет общие архитектурные компоненты. Основное отличие заключается в структуре трансформера, в котором применяется послойная кластеризация скрытых состояний. Кластеры MFCC-признаков используются в качестве псевдо-меток, полученных алгоритмом k -средних (при $k = 100$). В процессе обучения модель предсказывает, к какому кластеру относится маскированный фрагмент. В результате достигается улучшенный захват просодических речевых признаков, что позволяет моделировать интонацию и тембр, что

в свою очередь имеет критическое значение для задачи распознавания эмоций.

WavLM – модель, развивающая архитектуру HuBERT путем добавления более сложной аугментации: шумовое маскирование, моделирование смешанной речи и динамическое изменение отношения сигнал-шум в процессе обучения. Механизм внимания обучается игнорировать артефакты и фокусироваться на речи. Кроме того, модель WavLM обучалась на значительно большем объеме данных – 94 тысяч часов, в то время как Wav2Vec2 и HuBERT – на 60 тысячах часов англоязычных аудиоданных речевого корпуса LibriLight [4]. Предложенные модификации обеспечивают устойчивость в сложных акустических условиях.

В табл. 2 представлены результаты для рассмотренных моделей в задаче распознавания эмоций на выбранных датасетах, а также результаты перекрестной проверки (англ. Cross-Validation, CV). Так как наиболее высокие значения для большинства наборов продемонстрировала базовая модель HuBERT, именно она была выбрана в качестве основы для дальнейшего исследования.

Метод доменной адаптации HuBERT для классификации эмоций

Для доменной адаптации под задачу классификации эмоций на русском языке будем использовать данные из датасета DUSHA. Моделирование малой обучающей выборки в исследовании осуществлялось случайным отбором 2000 речевых аудиозаписей из тренировочного набора исходного датасета, по 500 примеров на каждый класс эмоций, общей продолжительностью около 4 ч. Валидация и тестирование проводились на соответствующих подвыборках исходного датасета.

Таблица 2

Сравнение базовых версий универсальных акустических моделей в задаче распознавания эмоций по средней ошибке классификации

Модель	Название датасета				CV
	RESD	EMO-DB	IEMOCAP	RAVDESS	
Wav2Vec2	47.2	19.9	41.7	45.7	66.5
HuBERT	48.4	12.3	36.1	34.6	59.6
WavLM	55.2	12.9	37.1	38.4	61.7

Базовая модель HuBERT содержит 12-слойный кодер, размерность пространства признаков которого 768 элементов. Для решения поставлен-

ной задачи предложена конфигурация двухслойного адаптера, который состоит из проецирующего слоя понижения размерности до 256 и классифицирующего слоя, размерность которого равна четырем, что соответствует числу классов эмоций. Обучение адаптера выполнялось с применением функции кросс-энтропии (англ. Cross-Entropy, CE):

$$\mathcal{L}_{CE} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C (y_{i,j} \log(p_{i,j})) , \quad (1)$$

где $y_{i,j}$ – бинарный индикатор истинного класса, $p_{i,j}$ – предсказанная вероятность принадлежности i -го входного примера к классу C .

Сперва было проведено исследование влияния количества замораживаемых слоев кодера базовой модели на точность классификации. Послойная разморозка выполнялась в обратном порядке, начиная с верхних слоев модели. На рис. 1 можно увидеть, что точность классификации растет вместе с увеличением количества размороженных слоев кодера. Однако разница между 10 и 12 слоями невелика, поэтому для дальнейшего дообучения размораживались 10 слоев, оставляя веса первых двух без изменений. Такой результат можно объяснить тем фактом, что эмоциональная русскоязычная речь в исходном наборе данных при обучении HuBERT не представлена.

Для получения указанных результатов использовались следующие настройки гиперпараметров: количество эпох – 5; размер батча – 8; количество шагов накопления градиента – 4; скорость обучения – $5e-5$.

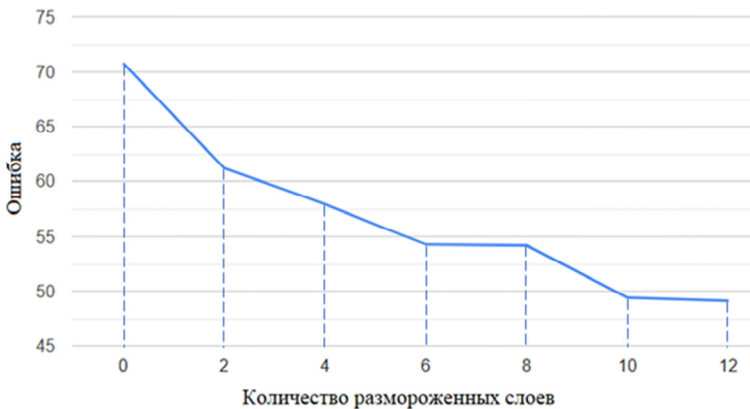


Рис. 1. Зависимость ошибки классификации эмоций от количества размороженных слоев модели HuBERT

Изначально базовая модель HuBERT решает задачу самоконтролируемого обучения представлений, цель которого заключается в преобразовании исходных аудиоданных в компактные и информативные векторы эмбеддингов без использования явных меток, где схожие объекты оказываются близки в векторном пространстве. Учитывая данный факт, следующим шагом предложено исследовать стратегию адаптации модели, используя подход метрического обучения.

Задача метрического обучения состоит в том, чтобы измерять сходство между объектами, оптимизируя функцию расстояния, что приводит к группировке похожих объектов в векторном пространстве. Для обучения модели HuBERT с помощью данного подхода была исследована триплетная функция потерь [14]. Данная функция обучается на тройках объектов – якорный, положительный и отрицательный. Под якорным примером понимается целевой объект заданного класса, положительный пример – образец того же класса, отрицательный – образец любого другого класса. Смысл заключается в минимизации расстояния между якорным и положительным объектом, и в максимизации между якорным и отрицательным объектом, используя следующую функцию:

$$\mathcal{L}_{triplet} = \sum_{i=1}^N \max(\|f_{\theta}(x_i) - f_{\theta}(x_i^+)\|_2^2 - \|f_{\theta}(x_i) - f_{\theta}(x_i^-)\|_2^2 + \alpha, 0), \quad (2)$$

где $f_{\theta}(\cdot)$ – модель; x_i – якорный объект; x_i^+ – положительный пример; x_i^- – отрицательный пример; α – отклонение, задающее минимально допустимое расстояние между x_i^+ и x_i^- . Оптимизация функции $\mathcal{L}_{triplet}$ осуществляется по параметрам модели θ .

Гипотеза заключается в том, что данный подход сможет повысить качество классификации за счет более эффективной группировки объектов в векторном пространстве. Предложен следующий алгоритм:

1. Формируется таблица триплетов из исходного тренировочного набора, количество триплетов может варьироваться.
2. Выполняется дообучение базовой модели HuBERT.
3. Усредненный выход последнего слоя трансформера базовой модели передается в проекционный слой адаптера.
4. Выход проекционного слоя передается в функцию активации ReLU.
5. Выход функции активации подается в триплетную функцию потерь.
6. В конце обучения веса полученной модели замораживаются и обучается только классифицирующий слой адаптера с использованием кросс-энтропийной функции потерь.

Численные эксперименты и оценка результатов

Численные эксперименты проводились в системе Google Colab с использованием графических ускорителей. Для оценки результатов применялись стандартные метрики классификации, такие как accuracy, precision, recall и F1. В численных экспериментах использовались ранее отобранные данные из датасета DUSHA.

На начальном этапе экспериментов проводилось дообучение базовой модели с использованием функций кросс-энтропии и указанных ранее гиперпараметров, подбор которых осуществлялся экспериментально. Затем гиперпараметры фиксировались и выполнялась серия экспериментов по дообучению базовой модели с использованием триплетной функции. Таблица триплетов содержит 2000 строк, что соответствует количеству отобранных речевых аудиозаписей.

На финальном этапе базовая модель дообучалась с использованием предложенного подхода, комбинирующего триплетную и кросс-энтропийную функции, на том же обучающем наборе. При этом классификационный адаптер обучался с гиперпараметрами, аналогичными обучению классификатора при стандартном подходе. В табл. 3 представлены значения метрик, полученных в результате серии экспериментов для каждого рассмотренного подхода. Заметим, что предложенный подход продемонстрировал наилучшие значения по всем метрикам оценки точности классификации.

Таблица 3

Сравнение результатов классификации эмоций
моделью NuBERT с доменной адаптацией на разных функциях потерь

Название функции	Accuracy	Precision	Recall	F1
Кросс-энтропия ($\mathcal{L}_{CE}$)	0.76	0.72	0.85	0.78
Триплет ($\mathcal{L}_{triplet}$)	0.81	0.77	0.87	0.82
$\mathcal{L}_{triplet} + \mathcal{L}_{CE}$	0.84	0.81	0.87	0.84

Далее были рассмотрены распределения скрытых представлений дообученных моделей для проверки гипотезы о метрическом обучении. На рис. 2 представлены распределения усредненного выхода с последнего слоя трансформера тренировочной выборки для всех рассмотренных подходов в рамках численных экспериментов. Модель, дообученная предложенным методом доменной адаптации смогла наиболее точно разделить и

сгруппировать соответствующие эмоции по сравнению с двумя другими подходами, что видно из предложенных графиков. В результате можно сделать вывод о том, что показатели метрик улучшились за счет более точной группировки объектов эмоциональных проявлений в процессе доменной адаптации базовой модели HuBERT.

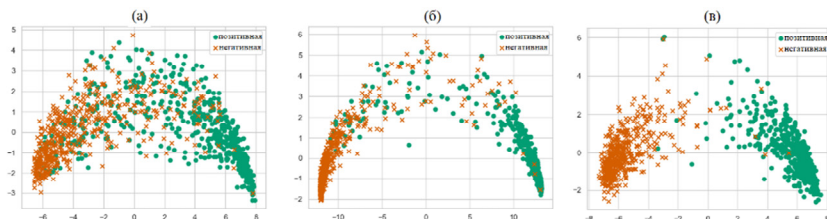


Рис. 2. Распределения выходов последнего слоя модели HuBERT на тренировочных данных после дообучения с использованием: (а) кросс-энтропии, (б) триплетной функции и (в) их комбинации

Заключение

В работе рассмотрена задача доменной адаптации базовой модели HuBERT для решения задачи классификации позитивных и негативных эмоциональных проявлений в русскоязычной устной речи по малой выборке данных. Для этого был сформирован сбалансированный тренировочный набор данных, состоящий из 2000 речевых аудиозаписей из датасета DUSHA. Позитивный класс эмоций формировался из 500 аудио примеров эмоций радости и нейтральности, всего 1000 примеров, а негативный класс – из 500 примеров эмоций печали и гнева, итого 2000 аудиозаписей. Рассмотрены следующие методы: доменная адаптация с частичной разморозкой весов базовой модели, дообучение базовой модели с использованием классификационного адаптера, кросс-энтропийной и триплетной функций потерь. Был предложен комбинированный метод доменной адаптации, при котором частично размороженная базовая модель дообучается на триплетах, затем обучается только классификационный адаптер с использованием кросс-энтропии.

По итогам исследования можно сделать следующие выводы: триплетная функция потерь позволяет усилить различия между эмоциями при обучении, что показано на графиках. При этом не требуются большие объемы обучающих данных, как при обучении классификатора с применением кросс-энтропии. Однако, данный подход чувствителен к формированию таблиц триплетов, так как слишком легкие (например, один че-

ловек выражает одинаковую эмоцию) и слишком сложные триплеты (например, эмоции выражены слабо, либо сигнал зашумлен) существенно затрудняют процесс доменной адаптации, что выражается в медленной сходимости, а также ухудшению обобщающей способности. В результате можно сделать вывод, что предложенный подход является перспективным для дальнейшего развития.

Список литературы

1. Hansen L. et al. A generalizable speech emotion recognition model reveals depression and remission // *Acta Psychiatrica Scandinavica*, 2022. Т. 145. № 2. С. 186–199.
2. Яковенко А.А. Лойконен М.Р., Заславский М.М. Методы выделения признаков в задаче распознавания эмоций по голосу // XXVI Международная научно-техническая конференция «НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2024»: сборник научных трудов. М.: МФТИ, Физтех. 2024. С. 108–118.
3. Baeovski A. et al. wav2vec 2.0: A framework for self-supervised learning of speech representations // *Advances in neural information processing systems*, 2020. Т. 33. С. 12449–12460.
4. Hsu W.N. et al. Hubert: Self-supervised speech representation learning by masked prediction of hidden units // *IEEE / ACM transactions on audio, speech, and language processing*, 2021. Т. 29. С. 3451–3460.
5. Chen S. et al. Wavlm: Large-scale self-supervised pre-training for full stack speech processing // *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2022. Т. 16. №. 6. С. 1505–1518.
6. Kolesnikov A. et al. Big transfer (bit): General visual representation learning // *Computer Vision–ECCV 2020: 16th European Conference, Glasgow, UK, August 23–28, 2020, Proceedings, Part V*. 16. Springer International Publishing, 2020. С. 491–507.
7. Kondratenko V. et al. Hybrid dataset for speech emotion recognition in Russian language // *Proceedings of INTERSPEECH*, 2023. С. 4548–4552.
8. Busso C. et al. IEMOCAP: Interactive emotional dyadic motion capture database // *Language resources and evaluation*, 2008. Т. 42. С. 335–359.
9. Livingstone S.R., Russo F.A. The Ryerson Audio-Visual Database of Emotional Speech and Song (RAVDESS): A dynamic, multimodal set of facial and vocal expressions in North American English // *PloS one*, 2018. Т. 13. № 5.
10. Набор данных RESD [Электронный ресурс]. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/ar4ikov/resd-dataset>
11. Burkhardt F. et al. A database of German emotional speech // *Interspeech*, 2005. Т. 5. С. 1517–1520.
12. Vaswani A. et al. Attention is all you need // *Advances in neural information processing systems*, 2017. Т. 30.
13. Koroteev M.V. BERT: a review of applications in natural language processing and understanding // *arXiv preprint arXiv:2103.11943*. 2021.

14. Schroff F., Kalenichenko D., Philbin J. Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2015. С. 815–823.

В.Д. ТАРАСОВ, Д.А. ТАРХОВ, А.В. ШАТРОВ

Институт физики и математики Санкт-Петербургского политехнического
университета Петра Великого
shatrov_av@spbstu.ru

ПОСТРОЕНИЕ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ БИОЛОГИЧЕСКОЙ ОЧИСТКИ СТОЧНЫХ ВОД НА ОСНОВЕ ФИЗИЧЕСКИ ИНФОРМИРОВАННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Предлагается алгоритм построения математической модели биологической очистки сточных вод на основе физически информированных нейронных сетей (PINN). Проводится сравнительный анализ PINN моделей и аналитической модификации классических численных методов. Осуществляется поиск оптимальных параметров PINN моделей (числа нейронов и слоев), а также гиперпараметров метода обучения (числа пробных точек).

Ключевые слова: *физически информированные нейронные сети, очистка сточных вод, обучение нейронной сети.*

Введение

Сточные воды – это атмосферные осадки, а также воды от полива зеленых насаждений и улиц, отводимые в водоемы с территорий промышленных предприятий и населенных пунктов через систему канализации или самотеком, свойства которых ухудшены в результате деятельности человека. Принципиальной особенностью данной работы является создание системы моделирования, мониторинга и управления процессом биологической очистки сточных вод на очистных сооружениях. Математическая модель [1] позволяет сформировать функционал для идентификации модели и последующего управления процессом. Стандартный подход к математическому моделированию таких задач состоит из двух этапов. На

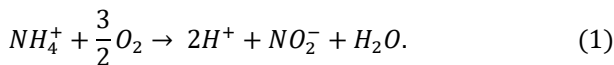
первом этапе на основе информации о процессах в моделируемом объекте строится математическая модель (чаще всего, в виде системы дифференциальных уравнений с начальными или граничными условиями). На втором этапе эти уравнения решаются численно с высокой точностью с помощью стандартных методов (например, Рунге–Кутты). По результатам таких расчетов делаются выводы о поведении моделируемого объекта. Если результаты не соответствуют данным наблюдений за объектом, то возвращаются к первому этапу. Такой подход на сегодняшний день следует считать устаревшим [2, 5]. Современный подход состоит во взгляде на дифференциальные уравнения не как на абсолютно точную характеристику объекта (в большинстве работ по математическому моделированию они, по сути, заменяют сам объект), а как на приближенную информацию о нем [2]. С такой точки зрения, высокоточное решение дифференциальных уравнений представляется бессмысленным. Более перспективным представляется переход от дифференциальных уравнений к приближенной модели в виде функций, которую можно легко уточнить по результатам наблюдений [2].

В качестве таких функций все чаще используют физически информированные нейронные сети (PINN) [5]. Однако, большинство работ по PINN унаследовали недостатки классического подхода к математическому моделированию. Следуя моде на глубокое обучение *deep learning*, для поиска приближенных решений используются нейронные сети с большим числом нейронов и слоев, используются сети со сложной архитектурой, которая часто никак не связана с сутью задачи [5–9]. Наш опыт [2–4, 9] показывает, что в большинстве задач можно получить решение адекватной точности, используя нейронные сети с одним скрытым слоем с небольшим числом нейронов. Такие сети проще интерпретировать, доучивать по новым данным, использовать во встраиваемых системах и т.д. Работоспособность подобного подхода и проверяется в данной работе на практически интересной задаче. При необходимости размер таких сетей легко увеличить, используя эволюционные алгоритмы [2].

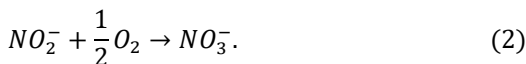
Постановка задачи и описание алгоритма

Очистка сточных вод включает множество сложных этапов. В данной работе основное внимание уделяется процессу удаления азота, что обусловлено его значительным вкладом в загрязнение водных объектов. Удаления азота осуществляется путем нитрификации и следующей за ней денитрификации. Нитрификация — процесс окисления ионов аммония NH_4^+ до нитратов NO_3^- который осуществляется в два этапа. На первом

этапе бактерии вида *Nitrosomonas* окисляют аммоний до нитрита NO_2^- по схеме



На втором этапе бактерии *Nitrobacter* окисляют нитрит до нитрата по схеме



Денитрификация — процесс восстановления нитратов до молекулярного азота.

В работе рассмотрена модель нитрификации, в которой процессы, связанные с окислением азота, рассматриваются отдельно от остальных процессов биоочистки:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dN_1}{dt} = -\mu_1 \frac{N_1}{K_{N_1} + N_1} B_1; \\ \frac{dN_2}{dt} = \frac{\mu_1}{Y_1} \frac{N_1}{K_{N_1} + N_1} B_1 - \frac{\mu_2}{Y_2} \frac{N_2}{K_{N_2} + N_2} B_2; \\ \frac{dN_3}{dt} = \frac{\mu_2}{Y_2} \frac{N_2}{K_{N_2} + N_2} B_2; \\ \frac{dB_1}{dt} = \mu_1 \frac{N_1}{K_{N_1} + N_1} - k_{d_1} B_1; \\ \frac{dB_2}{dt} = \mu_2 \frac{N_2}{K_{N_2} + N_2} - k_{d_2} B_2, \end{array} \right. \quad (3)$$

где N_1 , N_2 , N_3 — концентрации аммония, нитритов и нитратов соответственно; B_1 , μ_1 , k_{d_1} , и B_2 , μ_2 , k_{d_2} — концентрации, максимальные удельные скорости, константы отмирания микроорганизмов *Nitrosomonas* и *Nitrobacter* соответственно; Y_1 , Y_2 — экономические коэффициенты; K_{N_1} , K_{N_2} — константы полунасыщения.

Поставленная задача состоит из пяти обыкновенных дифференциальных уравнений и допускает существенное упрощение. Заметим, что в системе (1) первое и четвертое ОДУ зависят только друг от друга. Тогда для начала можно рассмотреть упрощенную модель, состоящую из первого и четвертого ОДУ.

Модельная задача

Разделив первое уравнение на Y_1 и сложив первые три уравнения, получаем выражение N_3 через N_1, N_2 . Для поиска решения оставшейся системы четырех уравнений рассмотрим два подхода. Первый подход состоит в построении решения PINN в виде [2]

$$N_1(x) = \sum_{i=1}^N c_i v(x, \mathbf{a}_i), B_1(x) = \sum_{i=1}^N d_i v(x, \mathbf{b}_i), \quad j = 1, 2,$$

где в качестве базисных функций v выбраны $th(a(x - b))$.

Обучение проводится в процессе минимизации функции потерь

$$\begin{aligned} E(N_1, B_1) = & \sum_{i=1}^N \left[\left(\frac{dN_1}{dt} + \mu_1 \frac{N_1}{K_{N_1} + N_1} B_1 \right)^2 + \right. \\ & + \left(\frac{dB_1}{dt} - \mu_1 \frac{N_1}{K_{N_1} + N_1} + k_{a_1} B_1 \right)^2 (x_i) + \delta (N_1(0) - N_{10})^2 + \\ & \left. + \delta (B_1(0) - B_{10})^2 \right] \end{aligned} \quad (4)$$

Если имеются данные измерений, то в функцию потерь добавляется слагаемое, равное сумме квадратов отклонений выхода сети и измерений, умноженной на штрафной множитель.

Во время обучения модели мы через каждые 3 шага метода оптимизации (в качестве которого использовался RProp [5]) случайным образом регенерируем тестовые точки x_i . Таким образом, мы постоянно проверяем ее на отдельном валидационном наборе данных. Мы сохраняем ту версию модели, которая дает наименьшую ошибку на этом валидационном наборе. В качестве финальной модели может использоваться самая лучшая сохраненная версия или последнее состояние модели и используем его для финальной работы или оценки. Как показано в [2], использование регенерации тестовых точек позволяет многократно сократить их количество без потери точности обучения.

Первый вариант направлен на максимизацию обобщающей способности модели и минимизацию риска переобучения за счет выбора точки пика производительности на независимых данных. Второй вариант нацелен на полное использование заданных вычислительных данных без активного контроля за переобучением.

На следующем этапе аналогичным образом строится решение второго и пятого уравнений, используя в качестве N_j и B_j нейросетевые решения, построенные на предыдущем этапе, при этом используется функция потерь, аналогичная (4).

Второй подход состоит в аналитической модификации классических численных методов (AMNM) и приводит к построению многослойных функциональных приближений [2, 3]. Суть модификации состоит в том, что классические методы применяются к промежутку переменной длины. В результате получается аналог нейронной сети глубокого обучения. Одно из преимуществ такого подхода перед классическими численными методами является то, что он позволяет получить решение в виде аналитической формулы, а не набора числовых значений. Обычные оценки точности исходных классических методов показывают, что таким образом могут быть получены сколь угодно точные решения; подобные подходы позволяют дать удобные оценки точности полученных приближений. Получившиеся таким образом модели при необходимости можно уточнить с помощью обычных методов обучения нейронных сетей.

В данной задаче для первого шага применялся исправленный метод Эйлера.

$$\begin{cases} N_{j,1} = N_{j,0} + \frac{t}{n} F_j(N_{j,0}, B_{j,0}) + \frac{t^2}{2n^2} (F'_{j,N}(N_{j,0}, B_{j,0}) F_j(N_{j,0}, B_{j,0}) + \\ \quad + F'_{j,B}(N_{j,0}, B_{j,0}) G_j(N_{j,0}, B_{j,0})); \\ B_{j,1} = B_{j,0} + \frac{t}{n} B_j(N_{j,0}, B_{j,0}) + \frac{t^2}{2n^2} (B'_{j,N}(N_{j,0}, B_{j,0}) F_j(N_{j,0}, B_{j,0}) + \\ \quad + B'_{j,B}(N_{j,0}, B_{j,0}) G_j(N_{j,0}, B_{j,0})). \end{cases} \quad (5)$$

Для последующих шагов применялся уточненный метод Эйлера:

$$\begin{cases} N_{j,k+1} = N_{j,k-1} + \frac{2t}{n} F_j(N_{j,k}, B_{j,k}) \\ B_{j,k+1} = B_{j,k-1} + \frac{2t}{n} G_j(N_{j,k}, B_{j,k}) \end{cases}, \quad j = 1, 2. \quad (6)$$

Здесь t – промежуток времени, на котором решается система, n – число слоев F_j , G_j – правые части соответствующих уравнений системы (3).

Результаты расчета

Для концентрации аммония из упрощенной системы ОДУ были построены графики выходов нейросетей в сравнении с решением с помощью пакета Математика (см. рис. 1) после 2000 эпох обучения.

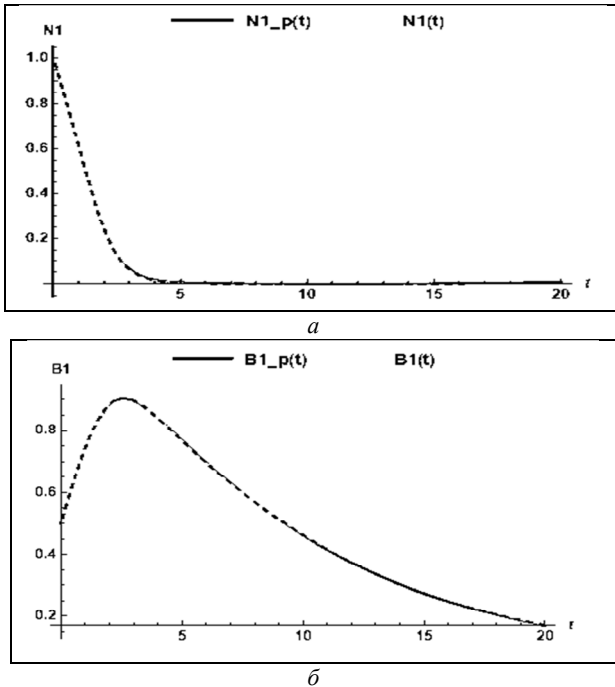
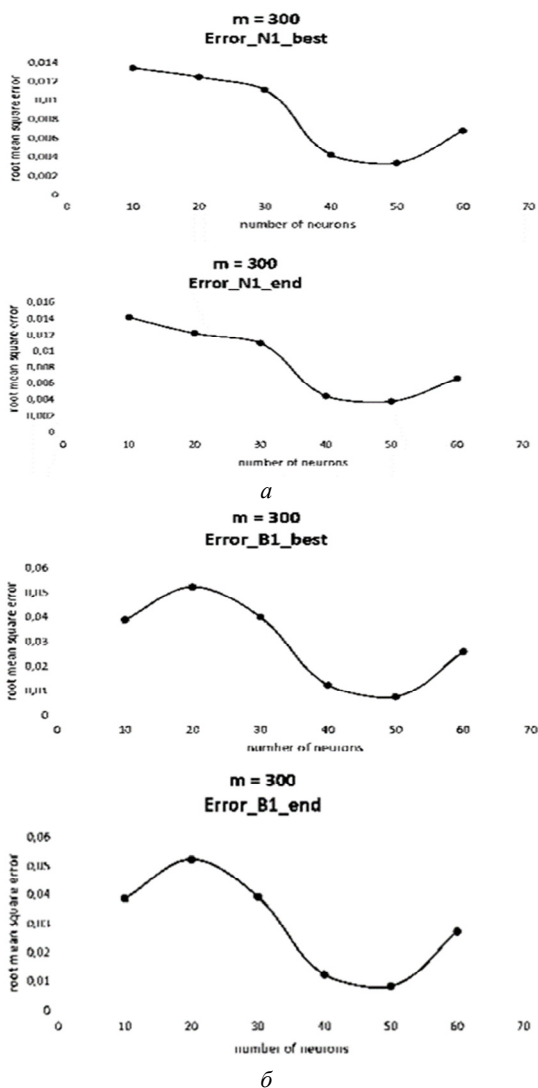


Рис. 1. Графики выхода нейросети в сравнении с решением из пакета Математика для 10 нейронов и обучающей выборки размером $m = 300$

На рис. 1,а – кривая $N1_p(t)$ – выход нейросети для концентрации аммония, кривая $N1(t)$ – точное решение (в качестве которого использовалось высокоточное решение с помощью встроенной функции пакета Математика) для концентрации аммония, рис. 1,б – кривая $B1_p(t)$ – выход нейросети для концентрации микроорганизмов Nitrosomonas, $B1(t)$ – решение из пакета Математика для концентрации микроорганизмов. Для концентрации аммония и концентрации микроорганизмов Nitrosomonas было определено оптимальное количество нейронов при различных объемах данных в обучающей выборке.

Рис. 2. Графики MSE для обучающей выборки $m = 300$

На рис. 2,а представлены графики с кривыми Error_N1_best для лучших весов по функции потерь и Error_N1_end для конца обучения, рис. 2,б представляет графики с кривыми Error_B1_best и Error_B1_end.

Графики, показывающие зависимость среднеквадратичной ошибки MSE от количества нейронов, подтверждают наличие немонотонной зависимости. Из рис. 2 видно, что при увеличении числа пробных точек эволюция MSE неоднородна для Error_N1 и Error_B1: в первом случае ошибки сначала уменьшаются, а затем наблюдается рост при одном локальном экстремуме (min); во втором случае наблюдается два локальных экстремума (max, min).

При этом поведение MSE существенно отличается для различных значений выборок ($m = 100, 200, 300$). Эти тенденции более подробно прослеживаются в следующих таблицах.

Таблица 1

Значения MSE для обучающей выборки размером $m = 100$

$m = 100$				
n	Error_N1_best	Error_N1_end	Error_B1_best	Error_B1_end
10	0.0325203	0.0325643	0.207223	0.206727
20	0.0149167	0.016431	0.0519583	0.0490315
30	0.0128498	0.011734	0.0596556	0.0581638
40	0.0134672	0.0120267	0.0335154	0.0321536
50	0.0330645	0.0259212	0.0582747	0.0595397
60	0.0648984	0.0572539	0.116849	0.114796

Таблица 2

Значения MSE для обучающей выборки размером $m = 200$

$m = 200$				
n	Error_N1_best	Error_N1_end	Error_B1_best	Error_B1_end
10	0.0384031	0.0368493	0.197957	0.192053
20	0.0287966	0.0292623	0.1865	0.186348
30	0.0169593	0.011734	0.0504895	0.0581638
40	0.00656686	0.00702171	0.0291264	0.0288571
50	0.00617221	0.00572267	0.0102528	0.00913541
60	0.0100809	0.0105933	0.0518275	0.0511819

Таблица 3

Значения MSE для обучающей выборки размером $m = 300$

$m = 300$				
n	Error_N1_best	Error_N1_end	Error_B1_best	Error_B1_end
10	0.0133935	0.0141222	0.0386405	0.0385336
20	0.0124543	0.0121887	0.0521557	0.0522308
30	0.0111085	0.0109431	0.0397787	0.0390886
40	0.00415952	0.00438526	0.0122263	0,0121457
50	0.00329839	0.00372095	0.00736211	0.00793151
60	0.00675434	0.00653267	0.025666	0.0270188

Из табл. 1 видно, что для $m = 100$ оптимальное число нейронов составляет 30 для N_1 и 40 для B_1 . Из табл. 2 следует, что для $m = 200$ наилучшие результаты дает нейронная сеть из 50 нейронов. Для $m = 300$ получается аналогичный результат.

Выводы

Представленные результаты позволяют сделать вывод, что решение с помощью PINN позволяет получить серию решений различного размера и точности. Увеличивая число нейронов, можно получить достаточно точное решение системы дифференциальных уравнений на длительном интервале времени без использования глубокого обучения или сложных нейросетевых конструкций. Получаемые модели адаптивны, их точность может быть существенно повышена при использовании измерений. Однако обучение PINN требует больших вычислительных ресурсов и перестройки вычислительного процесса при необходимости идентифицировать параметры задачи по данным измерений. Построение многослойного решения, полученного на основе аналитической модификации численных методов, менее трудоемко, но для получения приемлемой точности требует периодической регенерации на основе измерений. Существенным достоинством таких моделей является явное включение в готовые формулы параметров задачи, что упрощает их идентификацию по измерениям. Проведенное исследование подтверждает наше убеждение [2] в том, что многие практически интересные задачи могут быть решены без использования глубокого обучения и сложных нейросетевых конструкций. При

возникновении проблем с построением таких моделей (например, при появлении жесткости), целесообразно использовать модели с физически обусловленной архитектурой, сочетающих оба рассмотренных подхода [3]. Если простые модели оказываются недостаточно точными, то для построения более сложных и точных моделей оптимальной архитектуры можно использовать эволюционные алгоритмы [2, 9].

Список литературы

1. Kudryavtsev V.A., Rychkov S.L., Shatrov A.V. The Mathematical Modeling for Process of Biological Sewage Treatment. In IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. Vol. 321(1). Code 152101. IOP Publishing, (2019).
2. Tarkhov D., Vasilyev A. Semi-Empirical Neural Network Modeling and Digital Twins Development; Academic Press: Cambridge, MA, USA, (2020).
3. Lazovskaya T., Tarkhov D. Multilayer neural network models based on grid methods. In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering; IOP Publishing: Bristol, UK, (2016).
4. Boyarsky S., Lazovskaya T., Tarkhov D. Investigation of the predictive capabilities of a driven multilayer model by the Duffing oscillator. International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies, FarEastCon 2020, 9271195, (2020).
5. Karniadakis G., et al. Physics-informed machine learning. - Nature Reviews Physics. 3, 422–440, (2021).
6. Antonov V., Tarkhov D. and Vasilyev A. Unified approach to constructing the neural network models of real objects. Part 1. Math. Methods Appl. Sci. 41, 9244–9251, (2018).
7. Tarkhov D., Lazovskaya T., Malykhina G. Constructing Physics-Informed Neural Networks with Architecture Based on Analytical Modification of Numerical Methods by Solving the Problem of Modelling Processes in a Chemical Reactor, Sensors, 23(2), 663, (2023) <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/2/663>.
8. Riedmiller M. Advanced supervised learning in multi-layer perceptrons - From backpropagation to adaptive learning algorithms. Computer Standards and Interfaces 16(5), 265-278, (1994).
9. Lazovskaya T., et al. Evolutionary PINN Learning Algorithms Inspired by Approximation to Pareto Front for Solving Ill-Posed Problems, Computation, 11(8), 166, (2023) <https://www.mdpi.com/2079-3197/11/8/166>.

И.И. ОЛЬКОВ, А.И. ГАВРИЛОВ

Сколтех/Московский политехнический университет
olkovi@yandex.ru, alexgavrilov@mail.ru

КЛАССИФИКАЦИЯ ДЕФЕКТОВ СВАРНЫХ СОЕДИНЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МУЛЬТИМОДАЛЬНЫХ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ*

В настоящей работе оценивается эффективность визуальных больших языковых моделей (ВБЯМ) для идентификации дефектов сварных соединений, с акцентом на их потенциальную полезность для начинающих сварщиков и в качестве блоков принятия решений в автономных роботах. Используя модели Gemma-3B, Gemma-27B и Qwen2.5-VL-32B, способные уместиться в объеме оперативной памяти 24 ГБ или на одной видеокарте RTX 3090 с квантизацией, мы проводим сравнительный анализ производительности на стандартизированном наборе данных дефектов сварных соединений высокой сложности с переменным освещением и условиями обзора, сравнивая результаты с современной версией традиционной архитектуры YOLO, а именно YOLOv12. Результаты показывают, что модель с 27 миллиардами параметров достигает точности восстановления 66,36 % и более низкой точности 46,10 %, в то время как модель с 3 миллиардами параметров демонстрирует плохую надежность – 35,05 % точности восстановления, сопоставимую с результатами YOLOv12. В то же время Qwen2.5-VL-32B показала менее качественные результаты по сравнению с Gemma-27B, несмотря на аналогичный размер, вероятно, из-за меньшей способности следовать инструкциям, а также меньшего объема представлений задач сварки в ее обучающем наборе данных. Мы заключаем, что большие ВБЯМ могут достигать количественно превосходящих результатов на сложных наборах данных, используя присущее понимание сварки, полученное из их огромного объема предварительно обученных данных, что позволяет улучшить функциональность по сравнению с современными детекторами объектов и демонстрирует потенциал для использования в качестве вспомогательного инструмента для начинающих сварщиков в процессе обучения, при условии дальнейшей тонкой настройки. Кроме того, модели достаточно малы, чтобы поместиться на одной потребительской видеокарте, что также потенциально позволяет использовать их в небольших роботизированных системах.

* Данная работа выполнена при поддержке гранта В.Е. Фортова Московского Политехнического Университета.

Ключевые слова: *Визуальная БЯМ, классификация дефектов сварных соединений, дефекты сварки, обеспечение качества, промышленный ИИ.*

Введение

Обеспечение высокого качества сварных соединений критически важно для целостности и безопасности конструкций в различных отраслях промышленности, включая автомобилестроение, аэрокосмическую промышленность, строительство и энергетику. За последнее десятилетие методы глубокого обучения совершили революцию в области обнаружения дефектов сварных соединений. Исследования, такие как работы Васана и др. (2024) и Жэнь и др. (2025), показали, что модели на основе сверточных и трансформерных сетей способны идентифицировать сложные дефекты сварки с высокой точностью. Параллельно, недавние работы, такие как «Понимают ли мультимодальные большие языковые модели сварку?» (2025) [1] и фреймворк WRT-SAM Чжоу и др. (2025) [2], показали, что фундаментальные модели – изначально разработанные для общих задач компьютерного зрения – могут быть адаптированы для специализированной инспекции сварных соединений. Эти подходы не только обнаруживают дефекты, но и потенциально могут предоставлять объяснения на естественном языке и предлагать корректирующие рекомендации – возможности, которые недоступны чистому детектору объектов, такому как YOLO.

Что касается обучения, то сварка остается навыком, требующим значительных временных и практических затрат. Общепринято, что достижение базовой компетентности в таких техниках, как ручная дуговая сварка покрытым электродом (SMAW), обычно требует более 300 ч практического обучения, а курсы, предлагающие 585-часовое практическое обучение, позволяют достичь уровня 1 и 2 квалификации [3]. Эта значительная потребность в длительном обучении персонала подчеркивает потенциальную ценность интеллектуальных систем поддержки: путем предоставления обратной связи в режиме реального времени, контекстно-зависимой информации, мультимодальная система может поддерживать сварщиков как во время текущих операций, так и на этапах обучения, потенциально сокращая кривую обучения и повышая обеспечение качества.

В данной работе мы сравниваем производительность нашего подхода, основанного на мультимодальной БЯМ, с YOLOv12 [4] на стандартизированном наборе данных дефектов сварных соединений. Хотя YOLOv12 может превосходить по традиционным метрикам, таким как точность и полнота, наш подход отличается предоставлением подробных интерпре-

таций на естественном языке, которые информируют операторов о вероятных причинах дефектов и предлагают корректирующие действия. Мы утверждаем, что эта дополнительная функциональность создает более целостную систему контроля качества – систему, которая не только обнаруживает дефекты, но и помогает сварщикам быстро диагностировать и устранять проблемы в процессе производства, а также имеет дополнительный потенциал использования в мобильной робототехнике.

2. Постановка задачи и описание алгоритма

В данном исследовании оцениваются возможности идентификации дефектов сварных соединений с использованием как визуальных больших языковых моделей (ВБЯМ), так и специализированной модели обнаружения объектов YOLOv12. Оценка производительности проводилась на общедоступном наборе данных дефектов сварных соединений [5]. ВБЯМ были доступны через конечную точку вывода БЯМ, а YOLOv12 был реализован и обучен непосредственно в фреймворке PyTorch.

2.1.

Эксперименты проводились с использованием набора данных Weld Classifier [5], состоящего из 3274 изображений сварных соединений с признаками, разделенными на восемь классов, включая прожог, трещину, избыточное усиление, хорошее качество сварки, перекрытие, пористость, брызги и подрез. Набор данных разделен на обучающий, проверочный и тестовый наборы данных в соотношении 93, 5 и 2 % соответственно.

Изображения в наборе данных демонстрируют высокую вариативность и получены в условиях сильно различающегося освещения и углов обзора, а также могут содержать посторонние элементы, не относящиеся к задаче классификации. Разрешение изображения для всех изображений в наборе данных составляет 640x640 пикселей. Обучающие изображения содержат намеренно введенный соль-перечный шум.

Для повышения надежности и обобщения применялись методы увеличения данных, стандартные для реализации Ultralytics, включая случайное масштабирование, случайную обрезку, случайное отражение и изменение цвета.

2.2. Реализация ВБЯМ

Мы исследовали три открытых визуальных больших языковых модели: Gemma-3B-it, Gemma-7B-it и Qwen-2.5-32B. Эти модели были развер-

нуты через конечную точку вывода koboldcpp [6], с версией koboldcpp 1.87.4, размещенной на рабочем ПК с 128 ГБ оперативной памяти DDR4, процессором Ryzen 3950x и двумя видеокартами RTX 3090 24 ГБ с операционной системой Windows. Gemma 3 27B, Gemma 3 4B и Qwen2.5-VL-32B были запущены с квантизациями Q5_K_M, Q8 и Q5_K_S соответственно для текстовой части, в то время как проекторы зрения оставались в формате fp16 для каждой модели. Каждое изображение дефекта сварного соединения было представлено ВБЯМ со следующим запросом:

«You are to process a weld image for quality. The image is one of the 8 following types: “Burn-through, Crack, Excess_Reinforcement, Good_Welding, Overlap, Porosity, Spatters, Undercut.” Label all the categories present in the image, delimited by a comma and a whitespace. Only use these categories, WITH THESE EXACT SPELLINGS, do not introduce additional ones».

Запрос состоит из определения области и характера задачи, что помогает уменьшить область возможных выходных данных модели, перечисления возможных категорий дефектов и требуемого формата вывода, чтобы выходные данные модели можно было массово считывать для создания таблиц результатов. Дополнительное предложение в конце было добавлено, когда были отмечены случаи отсутствия категорий в выходных данных, его добавление позволило сократить количество таких галлюцинаций до одного случая для Gemma-27B-it.

Запрос и изображение были отправлены в конечную точку со следующей структурой данных:

```
data = {
    "max_context_length": 4096,
    "max_length": 240,
    "rep_pen": 1.05,
    "temperature": 0.5,
    "images": [image_data],
    "prompt": prompt,
    "stop_sequence": [
        "### Instruction:",
        "### Response:"
    ]
}
```

Где изображения были преобразованы в кодировку base64 перед отправкой в конечную точку. Параметр "max_context_length" определяет максимальную длину ввода в жетонах, отправляемую в ВБЯМ,

"max_length" определяет максимальную длину ответа модели, "per_rep" увеличивает вариативность ответа модели за счет штрафа за уже использованные жетоны, а параметр "temperature" определяет плоскостность распределения вероятностей выходных жетонов, при более высоких значениях температуры повышаются вероятности менее вероятных жетонов. Выходные данные модели затем использовались в качестве меток классификации для оценки способности модели распознавать дефекты.

2.3. Реализация YOLOv12

YOLOv12 был реализован с использованием PyTorch 2.6.0+cu124. Из пяти существующих моделей YOLOv12 была использована модель YOLO12m с 19,6 миллионами параметров, которая достигла 52,5 mAP (средней точности) на наборе данных MS COCO по сравнению с YOLO12x с 33,05% весов. YOLO12m был инициализирован весами, предварительно обученными на наборе данных MS COCO. Затем модель была дообучена на обучающей части набора данных Weld Classifier с использованием SGD с моментом с частотой обучения 0,01 и размером пакета 32, значением момента 0,937 и затуханием веса $5e-4$. Обучение длилось 300 эпох. Затем обученная модель YOLOv12 была использована для обнаружения дефектов на тестовых изображениях. Следует отметить, что некоторые изображения были автоматически исключены из-за присутствующих сегментационных меток, которые модель не была рассчитана на обработку.

2.4. Метрики оценки

Для количественного сравнения производительности ВБЯМ и YOLOv12 мы использовали стандартные метрики обнаружения объектов: точность, полноту, F1-оценку и среднюю точность (mAP). Для YOLOv12 эти метрики рассчитывались путем сравнения предсказанных ограничивающих рамок с истинными аннотациями. Для ВБЯМ оценка представляла собой уникальные проблемы из-за текстового характера вывода. Мы оценили производительность ВБЯМ следующим образом:

- **Полнота:** процент фактически обнаруженных дефектов, правильно идентифицированных (независимо от точного описания). Это определялось путем проверки, упомянула ли ВБЯМ *тип* дефекта, даже если описание было неточным.
- **Точность:** процент идентифицированных дефектов, которые на самом деле являются действительными дефектами (т.е. не галлю-

цинациями). Это требует ручной проверки каждого идентифицированного дефекта, сообщенного ВБЯМ, по сравнению с истинным значением.

- **F1-оценка:** гармоническое среднее точности и полноты.
- **Частота галлюцинаций:** частота, с которой ВБЯМ сообщала о дефектах, отсутствующих на изображении.

Пример оценки:



Рис. 1. Тестовое изображение прожога, истинная метка: Burn-through x 2, вывод модели: Burn-through, Porosity

3. Экспериментальные результаты

Таблица 1

YOLO12m

Класс	Изобр.	Кол. Класса	Точность	Полнота	mAP50	mAP50-95:
Burn-through	5	6	1	0.452	0.546	0.283
Crack	67	76	0.663	0.513	0.558	0.32
Excess Reinforcement	12	37	0	0	0	0
Good Welding	56	64	0.358	0.5	0.323	0.191
Overlap	6	7	0.114	0.429	0.108	0.0451
Porosity	30	216	0.326	0.463	0.361	0.187
Spatters	31	650	0.521	0.0323	0.178	0.104
Undercut	7	7	0.0115	0.143	0.159	0.151
all	189	1063	0.374	0.317	0.279	0.16

YOLOv12, базовая модель обнаружения объектов, достигла низких значений точности и полноты из-за сложности набора данных.

Таблица 2

Gemma-3-4b-it

Класс	Изобр.	ИП	ЛП	ЛО	Точность	Полнота	F1
Burn-Through	5	3	61	2	0.047	0.600	0.087
Crack	67	39	13	28	0.750	0.582	0.656
Excess_Reinforcement	12	0	1	12	0.000	0.000	0.000
Good_Welding	56	10	1	46	0.909	0.179	0.299
Overlap	6	1	3	5	0.250	0.167	0.200
Porosity	30	8	17	22	0.320	0.267	0.291
Spatters	31	7	11	24	0.389	0.226	0.286
Undercut	7	7	150	0	0.046	1.000	0.085
All	214	75	257	139	0.226	0.351	0.275

Gemma-3-4b-it демонстрирует результаты, аналогичные YOLO-v12, показывая лучшую полноту, но значительно более низкую точность. В 2,35 % случаев модель генерирует метки, не определенные в инструкции.

Таблица 3

Gemma-3-27b-it

Класс	Изобр.	ИП	ЛП	ЛО	Точность	Полнота	F1
Burn-Through	5	4	30	1	0.118	0.800	0.205
Crack	67	53	13	14	0.803	0.791	0.797
Excess_Reinforcement	12	0	0	12	0.000	0.000	0.000
Good_Welding	56	37	1	19	0.974	0.661	0.787
Overlap	6	0	0	6	0.000	0.000	0.000
Porosity	30	25	41	5	0.379	0.833	0.521
Spatters	31	21	42	10	0.333	0.677	0.447
Undercut	7	4	33	3	0.108	0.571	0.182
All	214	144	160	70	0.474	0.673	0.556

27-миллиардная версия Gemma производит наилучшие результаты, с наивысшей точностью, полнотой и F1-оценкой среди оцениваемых моделей. Частота галлюцинаций отсутствующих классов составила 0,33 % от всех прогнозов.

Примечательно, что трудности, с которыми сталкивались различные архитектуры моделей, были схожи в случае избыточного усиления, однако интересно, что класс перекрытия был лучше распознан YOLOv12, при этом обе ВБЯМ почти полностью не смогли распознать его экземпляры, в то время как брызги имели обратную ситуацию. Возможно, редактирование входного запроса могло бы смягчить ситуацию.

Таблица 4

Qwen2.5-VL-32B-Instruct

Класс	Изобр.	ИП	ЛП	ЛО	Точность	Полнота	F1
Burn-Through	5	5	69	0	0.068	1.000	0.127
Crack	67	8	0	59	1.000	0.119	0.213
Excess_Reinforcement	12	2	65	10	0.030	0.167	0.051
Good_Welding	56	11	2	45	0.846	0.196	0.319
Overlap	6	4	37	2	0.098	0.667	0.170
Porosity	30	15	24	15	0.385	0.500	0.435
Spatters	31	22	69	9	0.242	0.710	0.361
Undercut	7	7	89	0	0.073	1.000	0.136
All	214	74	355	140	0.173	0.346	0.230

С данным запросом модель генерировала прогнозы, но не смогла обеспечить согласованный формат, даже при понижении температуры параметра до 0,1. После очистки выходных данных результаты были аналогичны Gemma-4B, но с более низкой точностью. Далее следуют наглядные примеры работы моделей Qwen-2.5 и Gemma-3 с изображениями:

Изображение	Вывод Qwen2.5	Вывод Gemma-3	Истинная метка
	The given image depicts a welding joint that exhibits two distinct issues: Overlap: This refers to the situation where the edges of the metal pieces being welded together are not properly fused, resulting in an uneven surface. In the provided image, the top edge of the joint shows an area where the metal appears to have been piled up, indicating an overlapping of material rather than a clean fusion. undercut: An undercut is a groove or depression along the edge of the base metal caused by improper welding techniques. In this image, there is a visible groove or indentation at the interface between the welded metal and the base metal, which is indicative of an undercut. These two issues—overlap and undercut—are clearly observable in the provided welding joint image. Final Answer: Overlaps, Undercut	Burn-through, spatters	Overlap, Undercut

	Burn-through, Spatters, Undercut	Spatters, Burn-through	Good Welding
	Excess Reinforcement, Undercut Ensure that your response is concise and follows the exact format provided.	Good Welding	Good Welding
	Burn-through, crack	Crack	Crack

Рассмотрим примеры работы больших языковых моделей в много-этапных условиях, симулирующих работу сварщика с ней. Запросы производились на русском языке для модели Gemma-3-27b, единственной модели такого размера, способной работать с русским языком на высоком уровне.

Пример 1: Пористость



{{[INPUT]}}

Что ты можешь сказать об этом сварочном шве?

{{[OUTPUT]}}

На изображении виден сварочный шов, который выглядит некачественно и, возможно, дефектным. Вот мои наблюдения:

*****Неполное проплавление:**** Видно, что металл не полностью расплавился в месте соединения. Это проявляется в виде углублений и неровностей.

*****Пористость:**** В шве видны маленькие отверстия (поры), что указывает на наличие газов во время сварки. Поры ослабляют шов.

*****Трещины:**** На стыке заметна трещина, которая является серьезным дефектом. Трещина может привести к разрушению конструкции при нагрузке.

*****Неровная геометрия:**** Шов не имеет ровной, аккуратной формы. Это может быть вызвано неправильным углом наклона электрода или неравномерной подачей металла.

*****Отсутствие защиты:**** Судя по виду, сварка производилась без достаточной защиты от атмосферы, что способствовало образованию окислов и пор.

****Вывод:**** Этот сварочный шов неприемлем для большинства применений. Он требует переделки. Необходимо выяснить причину дефектов (неправильные параметры сварки, грязный металл, отсутствие защиты и т.д.) и устранить их перед повторной сваркой. Использование такого шва может привести к серьезным последствиям, вплоть до аварии.

{{[INPUT]}}

А почему так произошло?

{{[OUTPUT]}}

Причин, по которым мог получиться такой некачественный сварочный шов, может быть несколько. Вот наиболее вероятные:

****1. Ошибки в подготовке к сварке:****

*****Грязный металл:**** Наличие ржавчины, масла, краски или других загрязнений на поверхности металла препятствует нормальному проплавлению и образованию качественного шва.

*****Неправильная подготовка кромок:**** Кромки деталей должны быть правильно подготовлены (скошены, зачищены) для обеспечения доста-

точного объема металла для сварки.

****Неподходящая толщина металла:**** Выбор неправильного режима сварки для данной толщины металла.

****2. Ошибки в процессе сварки:****

****Неправильные параметры сварки:**** Неправильно подобранный ток, напряжение, скорость сварки. Слишком низкий ток приводит к неполному проплавлению, слишком высокий - к прожиганию металла.

****Неправильный угол наклона электрода:**** Неправильный угол наклона электрода влияет на форму шва и глубину проплавления.

****Неравномерная подача металла:**** Неравномерная подача присадочного металла (если используется) приводит к образованию пор и неровностей.

****Недостаточная защита от атмосферы:**** Отсутствие или недостаток защитного газа (при сварке TIG или MIG/MAG) или использование неподходящего флюса (при сварке MMA) приводит к окислению металла и образованию пор.

****Слишком большая скорость сварки:**** Не дает металлу достаточно времени для расплавления и соединения.

****3. Ошибки в квалификации сварщика:****

****Недостаточный опыт:**** Неопытный сварщик может допустить ошибки в выборе параметров сварки или в технике выполнения шва.

****Отсутствие необходимой квалификации:**** Сварщик должен иметь соответствующую квалификацию для выполнения сварки данного типа и сложности.

****4. Проблемы с оборудованием:****

****Неисправность сварочного аппарата:**** Неисправности в сварочном аппарате могут приводить к нестабильности тока или напряжения, что влияет на качество шва.

****Изношенные электроды:**** Использование изношенных электродов приводит к нестабильной дуге и ухудшению качества шва.

****В данном конкретном случае, судя по изображению, наиболее вероятными причинами являются:****

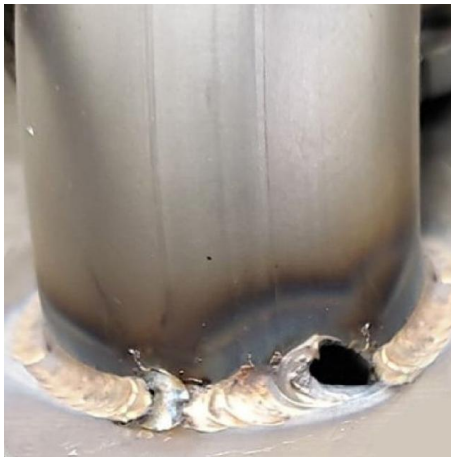
* **Недостаточный ток:** Привел к неполному проплавлению и образованию углублений.

* **Отсутствие достаточной защиты:** Способствовало образованию пор и трещин.

* **Возможно, недостаточный опыт сварщика.**

Для точного определения причины необходимо провести более детальный анализ и осмотр шва, а также изучить условия сварки и квалификацию сварщика.

Пример 2: Прожог



{{[INPUT]}}

Как вам кажется, выглядит сварной шов на этом изображении? Если есть дефект, какой из них наиболее заметен? Возможные типы дефектов: «Прожог, Трещина, Избыток_армирования, Хорошая_сварка, Нахлест, Пористость, Разбрызгивание, Подрез».

{{[OUTPUT]}}

Судя по изображению, сварной шов имеет несколько проблем. Наиболее заметным дефектом является **Прожог** (Burn-through). Видно, что металл проплавлен насквозь в нескольких местах по окружности шва.

Также присутствуют следующие дефекты:

- * **Разбрызгивание** (Spatter) - вокруг шва много брызг металла.
- * **Избыток армирования** (Excess reinforcement) - шов слишком выпуклый.
- * **Подрез** (Undercut) - небольшие углубления вдоль краев шва.

В целом, качество сварки оставляет желать лучшего. Прожог – серьезный дефект, который может снизить прочность соединения.

{{[INPUT]}}

Как предотвратить образование такого дефекта?

{{[OUTPUT]}}

Предотвращение прожога при сварке требует внимания к нескольким ключевым факторам. Вот основные способы:

- * **Правильный выбор сварочных параметров:**
 - * **Сила тока:** Уменьшите силу тока. Слишком высокий ток приводит к чрезмерному нагреву и проплавлению металла.
 - * **Скорость сварки:** Увеличьте скорость сварки. Более быстрая сварка уменьшает время нагрева металла в одной точке.
 - * **Напряжение дуги:** Отрегулируйте напряжение дуги в соответствии с толщиной металла и выбранным сварочным процессом.
- * **Толщина металла:**
 - * При сварке тонких материалов используйте меньший ток и более высокую скорость сварки.
 - * Для толстых материалов может потребоваться предварительный прогрев, но контролируйте температуру, чтобы избежать перегрева.
- * **Техника сварки:**
 - * **Угол наклона электрода/горелки:** Поддерживайте правильный угол наклона, чтобы равномерно распределять тепло.
 - * **Движение электрода/горелки:** Используйте правильную технику движения (например, круговые, зигзагообразные), чтобы равномерно нагревать металл.
- * **Подготовка металла:**
 - * **Очистка:** Тщательно очистите металл от ржавчины, масла, грязи и других загрязнений.
 - * **Состояние кромок:** Убедитесь, что кромки металла правильно подготовлены для сварки (с фаской, если необходимо).
- * **Использование подходящего оборудования:**

* ****Сварочный аппарат:**** Используйте сварочный аппарат, соответствующий типу металла и толщине.

* ****Электроды/присадочный материал:**** Выбирайте электроды или присадочный материал, совместимые с основным металлом.

* ****Контроль процесса:****

* ****Визуальный контроль:**** Внимательно следите за процессом сварки, чтобы вовремя заметить признаки перегрева или прожога.

* ****Тестирование:**** Проводите неразрушающие испытания сварных швов (например, визуальный осмотр, ультразвуковой контроль) для выявления дефектов.

В конкретном случае, на изображении, возможно, проблема в слишком высоком токе или недостаточной скорости сварки. Также стоит проверить, правильно ли выбран электрод/присадочный материал для данной толщины металла.

Заключение

Как показывают результаты, мы заключаем, что визуальные большие языковые модели способны правильно классифицировать дефекты сварных соединений, превосходя современные модели обнаружения объектов на сложных наборах данных и могут быть разумно использованы в качестве вспомогательного инструмента для начинающих сварщиков, при условии дальнейшего дообучения для повышения точности восстановления и точности выше 80 процентов, как это было сделано на примере MedGemma для медицинских задач. Следует отметить, что качество оценки значительно снижается на нижнем конце спектра размера ВБЯМ, что указывает на необходимость использования моделей размером более 20 миллиардов параметров. Тем не менее, даже при этом размере модели достаточно малы, чтобы поместиться на одной потребительской видеокарте, что также потенциально позволяет использовать их в небольших роботизированных системах. Следует отметить, что даже при этом размере возможно получение худшего результата, как в случае Qwen-2.5-32B, вероятными причинами этого являются менее длительное обучение, а также меньшее представление задач сварки в ее основном наборе данных.

Дальнейшие направления для исследования включают многошаговое прогнозирование неудачных классов для ВБЯМ путем подробного объяснения того, что такое перекрытие и избыточное усиление, прежде чем делать прогнозы, а также использование рассуждений в выводе модели,

индуцированных системным запросом или тонкой настройкой. Ожидается получение дополнительных преимуществ при дообучении на основе видеоданных и при получении прямой обратной связи от сварщиков, работающих с системой.

Список литературы

1. G. Khvatskii, Y.S. Lee, C. Angst, M. Gibbs, R. Landers and N.V. Chawla. ‘Do multimodal large language models understand welding?’, Inf. Fusion. Vol. 120. P. 103121. Aug. 2025. DOI: 10.1016/j.inffus.2025.103121.
2. Y. Zhou, K. Shi and G. Hao. ‘WRT-SAM: Foundation Model-Driven Segmentation for Generalized Weld Radiographic Testing’. Feb. 17, 2025. arXiv: arXiv:2502.11338. DOI: 10.48550/arXiv.2502.11338.
3. ‘NCCER Welding Levels 1 & 2’. Accessed: Apr. 13, 2025. [Online]. Available: <https://cravencc.edu/programs/workforce-development/wld-nccer-nccer-welding-levels-1-2>.
4. Y. Tian, Q. Ye and D. Doermann, ‘YOLOv12: Attention-Centric Real-Time Object Detectors’, Feb. 18, 2025, arXiv: arXiv:2502.12524. DOI: 10.48550/arXiv.2502.12524.
5. Defspace, ‘Weld Classifier Dataset’, Roboflow Universe. Roboflow, Jun. 2024. [Online]. Available: <https://universe.roboflow.com/defspace/weld-classifier>.
6. LostRuins, LostRuins/koboldcpp: Run GGUF models easily with a KoboldAI UI. One File. Zero Install. Accessed: Apr. 13, 2025. [Online]. Available: <https://github.com/LostRuins/koboldcpp>.

A.L. PROSKURA¹, S.O. VECHKAPOVA^{1,2}, A.S. RATUSHNYAK^{1*}

¹Federal Research Center for Information and Computational Technologies,
Novosibirsk,

²Novosibirsk state medical university
annleop@mail.ru

CROSS-TALK OF THE HIPPOCAMPAL SYNAPTIC RECEPTORS PATHWAYS

The paper analyzes the cross-talk between signaling pathways of neurotransmitter and non-neurotransmitter receptors. It delves into glutamate receptor complexes within the dendritic spine interactome, which enable the structural and functional plasticity of the synapse during LTP. The mechanism linking the regulation of local protein synthesis induction and cytoskeletal remodeling within the local dendritic interactome under the control of glutamate receptor has been reconstructed.

Keywords: *synapse, dendritic spine, local synthesis, actin cytoskeleton.*

Introduction

Dendritic spines while being responsible for receiving and rapidly processing diverse incoming signals are the postsynaptic component of most glutamatergic synapses of hippocampus [1].

The formation, maintenance and appropriate functioning of the dendritic spine interactome largely depends on the coordination of complex molecular networks that allow rapid information processing and response to a continuous and diverse cascade of external stimuli, often while lacking time required to communicate with the soma. Local protein synthesis in dendrites is energetical-

* The research was carried out within the state assignment of Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation for Federal Research Center for Information and Computational Technologies.

ly advantageous, since translation of a single mRNA molecule can be involved in multiple molecular cascades [2]. The hippocampal synaptic molecular pathway cross-talk during of neurotransmission modification under diverse receptors control of local protein synthesis and cytoskeletal remodeling in excitatory synapses are represented in this article. The synaptic structural-functional regulatory pathway reconstruction in response to complexity signals (mediators and non-mediators) are presented.

Molecular functional system of the dendritic spine mediated synaptic efficiency

The phenomenon of long-term potentiation (LTP) characterized by persistent synaptic transmission facilitation owing to neurotransmitter release a widely accepted cellular model of learning and memory [3]. GeneNet database (Russian Patent no. 990006 dated Feb 15, 1999) [4] includes information that allows graphical reconstruction of hippocampal synaptic neuro-transmission regulation and modulation system (<http://www.mgs.bionet.nsc.ru/mgs/gnw/genenet/viewer/AMPA.html>) (Fig. 1).

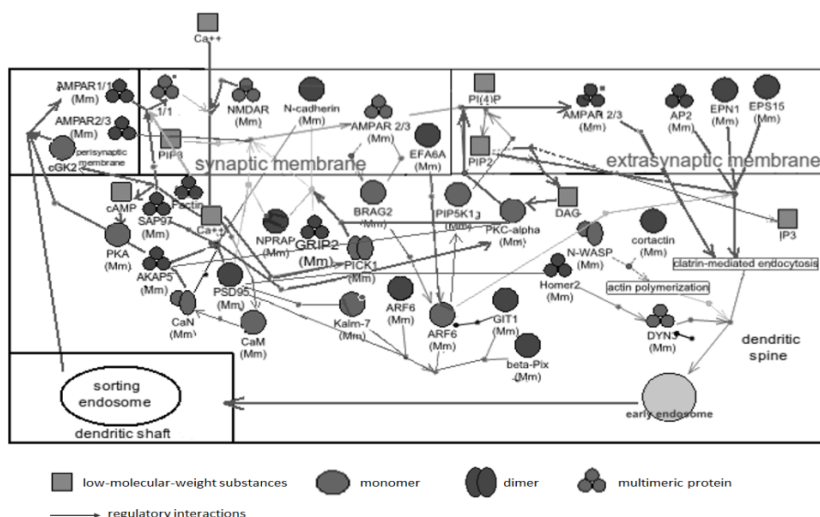


Fig. 1. Fragment of the «Intermediate-LTP» network and schematic representation of the GluR2 – AMPAR to GluR1-AMPA receptor replacement process following synaptic activation. Proteins and reactions are present in the GeneNet database format (<http://www.mgs.bionet.nsc.ru/mgs/gnw/genenet/viewer/AMPA.html>). More detailed description is provided in the text

Hippocampal glutamate neurotransmission is primarily regulated through several key types of glutamate receptors. Ionotropic glutamate NMDA receptors (N-Methyl-D-Aspartate receptors, NMDARs) conduct calcium and sodium ions and serve as key regulators of LTP induction. Incoming calcium flow induces a variety of molecular rearrangements in the interactome – in particular, cytoskeleton and protein complexes remodeling, leading to new input associations depending on their type and pre-existing state of the synapse.

The AMPA receptors (α -amino-3-hydroxy-5-methyl-4-isoxazolepropionic acid receptors, AMPARs) conduct sodium ions once activated by glutamate thus providing basis for glutamate neurotransmission and LTP induction. Under NMDAR control, in the first minutes after LTP induction AMPARs containing GluR2 and GluR3 subunits (GluR2/3) phosphorylated of protein kinase C (PKC) and to get displaced from the synapse while AMPARs containing GluR1 subunits, which were phosphorylated by protein kinase A (PKA), are being introduced into synaptic membrane. New AMPAR density is established within 20-30 min and can subsequently be maintained through a process of receptor recycling for a long time (Fig. 1) [4-9].

Hippocampal metabotropic glutamate receptors (group I, mGluR1 and 5) modulate the level of secondary messenger production, activating phospholipase C (PLC) [10].

Dendritic spine glutamate receptors are formed in protein complexes, containing a variety of kinases and phosphatases capable of signal pathway induction promoting new levels of neurotransmission efficiency, key cytoskeleton remodeling regulators involved in LTP (Fig. 2).

Regulation of synaptic plasticity by non-neurotransmitter receptors

PIP2 (Phosphatidylinositol 4,5-bisphosphate) generation is controlled by Phosphoinositide 5-kinase (PI5K). PIP2 is a substrate for hydrolysis by PLC which produces two secondary messengers – inositol 1,4,5-trisphosphate (InsP3; IP3) and diacylglycerol (DAG). DAG activated PKC, which in turn phosphorylates other proteins including GluR2/3 AMPAR (Fig. 2).

PIP3 (Phosphatidylinositol (3,4,5)-trisphosphate) generation is controlled by Phosphoinositide 3-kinases (PI3K). PIP3 involved into diverse hormonal receptors, neurotrophic factors receptors and etc. signalling pathways.

cAMP (cyclic adenosine monophosphate) generation is controlled by adenyl cyclase (ADCY8) which colocalized with PKA on hippocampal dendritic spine [11]. cAMP activate of PKA. GluR1 subunits of AMPARs are phosphorylated of PKA which is a necessary step during LTP. We've earlier indicated the ma-

for role of the mobile GluR1-AMPA pool presence plays during high-speed synaptic efficiency changes [9].

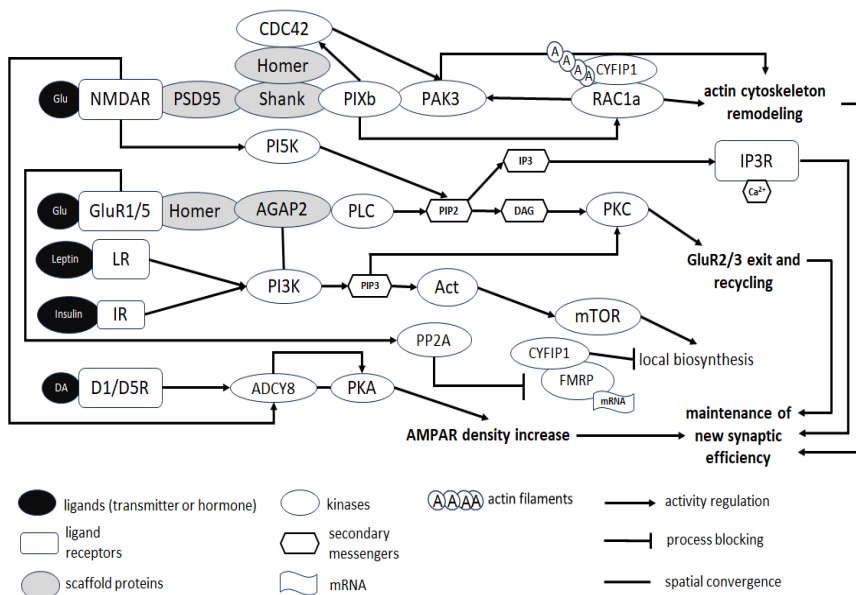


Fig. 2. Schematic representation of synaptic receptors pathways cross-talk in the hippocampal CA1 region. NMDAR – NMDA receptor; mGluR1/5 – metabotropic glutamate receptors, group I, type 1 and 5; LR – leptin receptor; IR – insulin receptor; D1/D5R – dopamine receptor, type 1 and 5; PSD95 – post synaptic density protein; Homer – Homer protein homolog 1; Shank – SH3 and multiple ankyrin repeat domains protein; Rac1 – Ras-related C3 botulinum toxin substrate 1; Cdc42 – Cell division control protein 42 homolog; PIX – PAK-interacting exchange factor beta; PAK – p21-activated kinase; IP3 – inositol 1,4,5-trisphosphate; DAG – diacylglycerol; PIP3 – phosphatidylinositol (3,4,5)-trisphosphate; PIP2 – phosphatidylinositol 4,5-bisphosphate; Glu – glutamate; DA – Dopamine; FMRP – Fragile X messenger ribonucleoprotein; CYFIP1 (Cytoplasmic FMR1-interacting protein 1; PKC – protein kinase C; PKA – protein kinase A; PI5K – Phosphoinositide 5-kinase; PI3K – Phosphoinositide 3-kinase; mTOR – mechanistic target of rapamycin; Act – RAC-alpha serine/threonine-protein kinase, Protein kinase B alpha; PLC – phospholipase C; AGAP2 – Arf-GAP with GTPase, ANK repeat and PH domain-containing protein 2; ADCY8 – adenylyl cyclase; IP3R – IP3 receptor

The dopamine receptors mediated modulation of hippocampal glutamatergic neurotransmission

Dopamine receptors (D1/D5R types) are present at glutamatergic synapses, acting as non-mediator receptors. Through the G protein complex, they trigger the generation of additional pool of cAMP, promoting introduction of GluA1-AMPA into synapses facilitating LTP development [12, 13] (Fig. 2).

Thus, ADCY8 is cross-talk point in dendritic spine receptors signalling pathway: NMDAR → ADCY8 → cAMP → PKA → increase the GluA1-AMPA density; Dopamine → D1/D5R → Gs → ADCY8 → cAMP → PKA → increase GluA1-AMPA density. Dopamine receptors form positive feedback loop during the development of NMDAR-induced LTP (Fig. 2).

The hormonal mediated regulation of hippocampal neurotransmission

Leptin and insulin are produced by white adipose tissue and the pancreas, respectively and are involved in body metabolism regulation [14–16].

Insulin (through its receptor (IR)) is activated mainly by phosphoinositide 3-kinase (PI3K) evoked generation of PIP3. It has been shown that brief incubation with insulin leads to removal of synaptic GluR2/3-AMPA receptors accompanied by activation of PKC independent of NMDAR activity [17].

Preincubation with leptin led to an increase synaptic GluA1-AMPA density during LTP, which was accompanied by PIP3 accumulation, indicating direct involvement of PI3K in leptin receptor (LR) signaling cascade [18]. Rong showed formation of the Homer-mGluR-AGAP2-PI3K complexes within dendritic spine proteome. AGAP2 (Arf-GAP with GTPase, ANK repeat and PH domain-containing protein 2) enhances PI3K activity during this process [19].

Therefore, the convergence points for signaling pathways of glutamate receptors, LR, and IR at hippocampal synapses is PI3K and accumulation of its product PIP3 (Fig. 2).

Local neuronal biosynthesis regulation during LTP

Local protein synthesis is energetically advantageous compared to the transport of individual proteins to distal outgrowths, such as dendrites, since translation of a single mRNA molecule can be involved in multiple molecular cascades [2]. A significant increase in dendritic mRNA levels is observed within 2 hours post-LTP induction [20].

The key protein responsible for both transporting mRNA from the soma to dendrites and translation initiation suppressing is FMRP (Fragile X messenger

ribonucleoprotein) [21–23]. FMRP targets are proteins involved in structural-functional synaptic plasticity regulation during LTP, including GluR1 and GluR2 subunits, scaffold proteins [24–26].

CYFIP1 (Cytoplasmic FMR1-interacting protein 1) serves as an adaptor between FMRP and mRNA and the translational machinery [27, 28]. CYFIP1 directly interacts with translation initiation factors but not with mRNA itself. The FMRP-CYFIP1 association forms a total translation initiation blockade (Fig. 2).

mGluR receptors mediated regulation of dendritic local biosynthesis

mGluRs directly regulate dendritic local protein synthesis through protein phosphatase 2A (PP2A)-dependent dephosphorylation of FMRP [29, 30].

NMDAR and mGluR1/5 receptors interact through Homer scaffold proteins [31] which provides PLC mediated PKC activation as mentioned above [10]. Within the dendritic spine interactome, a Homer-mGluR-AGAP2-PI3K protein complex is formed that mediates heightened PI3K activity [19]; PIP3 subsequently initiates protein translation via the protein kinase Akt pathway through mTOR complex proteins [32] (see Fig. 2).

According to Swiss-Prot database, AGAP2 contains a PLC-binding domain, thereby forming a protein complex that additionally provides spatial proximity between mGluRs, PLC and PKC as key partners during LTP. Thus, Homer proteins can be considered as a convergence point integrating signaling pathways between different types of glutamate receptors and the mTOR-dependent local protein biosynthesis pathway (Fig. 2).

Cross-talk regulation pathways of actin remodeling and local biosynthesis

The actin cytoskeleton of dendritic spine serves not only as a platform for mRNA trafficking but also functions as a scaffold for organizing components of the translational machinery [33]. Cytoskeletal remodeling is achieved through cycles of polymerization and depolymerization of locally synthesized monomers filaments [34].

The key regulators of actin cytoskeleton remodeling are the small GTPases Rac1 (Ras-related C3 botulinum toxin substrate 1) and Cdc42 (Cell division control protein 42 homolog). LTP triggers their signaling cascades through the formation of specific protein complexes.

It should be noted that CYFIP1 constitutively forms part of the actin remodeling complex associated with Rac1, thereby serving as a functional bridge be-

tween translational regulation and the actin cytoskeleton [35, 36]. CYFIP removed in cytosol after Rac1 activation.

PAK family kinases (p21-activated kinases) are effectors of the small GTPases Rac1 and Cdc42. PAKs directly associate with PIX (PAK interacting exchange factor β), activators of Rac1 and Cdc42 [37], which are anchored within NMDAR macrocomplexes via the scaffold protein Shank (SH3 and multiple ankyrin repeat domains protein) [38] (Fig. 2).

FMRP sequesters of free CYFIP in cytosol redirecting it to regulation complexes of dendritic local synthesis. The deficient FMRP may leads to hyperactivation of the Rac1/PAK signaling pathway and formation of immature thin dendritic spines and impairs synaptic plasticity [39].

Thus, CYFIP serving as a critical convergence point between signaling cascades of regulation synaptic plasticity and cytoskeleton remodeling (Fig. 2).

Conclusion

The dendritic spine interactome of hippocampal neuron is a functional system controlling of changes synaptic efficiency in response to incoming stimuli. The mobile GluR1-AMPA pool presence in the spine providing necessary capabilities for the high-speed changes in synaptic efficiency.

Dopamine and leptin receptors form positive feedback loops via increase membrane GluA1-AMPA density during NMDAR-induced LTP. Insulin receptors form a negative feedback loop on synaptic AMPARs density.

There are critical convergence points between actin remodeling pathways and signaling cascades of the local protein synthesis such as, in particular, Homer scaffold-proteins and also CYFIP.

The synapse not only passively changes its functional status in response to an incoming signal but it also can ensure the phenomenon of neuronal advanced reflection due to dynamic reorganization of the synapse molecular ensembles.

References

1. Proskura A.L., Ratushnyak A.S., Vechkapova S.O., Zapara T.A. Synapse as a multi-component and multi-level information system // *Neuroinformatics-2017. Advances in neural computation, machine learning, and cognitive research. Studies in computational intelligence*. 2018. V. 736. P. 186–192.
2. Gasparski A.N., Mason D.E., Moissoglu K., Mili S. Regulation and outcomes of localized RNA translation // *Wiley Interdiscip Rev RNA*. 2022. V. 13. No. 6. P. e1721.
3. Bliss T.V., Collingridge G.L. A synaptic model of memory: long-term potentiation in the hippocampus. *Nature*. 1993. V. 361. No. 6407. P. 31–39.

4. Ananko E.A., Podkolodny N.L., Stepanenko I.L., Podkolodnaya O.A., Ras-skazov D.A., Miginsky D.S., Likhoshvai V.A., Ratushny A.V., Podkolodnaya N.N., Kolchanov N.A. GeneNet in 2005 // *Nucleic Acids Res.* 2005. V. 33. P. 425–427.
5. Shepherd J.D., Huganir R.L. The cell biology of synaptic plasticity: AMPA receptor trafficking // *Annu. Rev. Cell. Rev. Cell. Dev. Biol.* 2007. V. 23. P. 613–643.
6. Raghuram V., Sharma Y., Kreutz M.R. Ca^{2+} sensor proteins in dendritic spines: a race for Ca^{2+} // *Front. Mol. Neurosci.* 2012. V. 5. No. 61. P. 1–12.
7. Newpher T.M., Ehlers M.D. Glutamate receptor dynamics in dendritic micro-domains // *Neuron.* 2008. V. 58. No\ 4. P. 472–497.
8. Petrini E.M., Lu J., Cognet L., Lounis B., Ehlers M.D. Choquet D. Endocytic trafficking and recycling maintain a pool of mobile surface AMPA receptors required for synaptic potentiation // *Neuron.* 2009. V. 63. No\ 1. P. 92–105.
9. Zapara T.A., Proskura A.L., Malakhin I.A., Vechkapova S.O., Ratushnyak A.S. The mobility of AMPA-type glutamate receptors as a key factor in the expression and maintenance of synaptic potentiation // *Neuroscience and Behavioral Physiology*, 2017. V. 47. No. 5. P. 528–533.
10. Lee H.G. Zhu X., O'Neill M.J., Webber K., Casadesus G., Marlatt M., Raina A.K., Perry G., Smith M.A. The role of metabotropic glutamate receptors in Alzheimer's disease // *Acta Neurobiol Exp (Wars)*. 2004. V. 64. No. 1. P. 8998.
11. Kim M., Park A.J., Havekes R., Chay A., Guercio L.A., Oliveira R.F., Abel T., Blackwell K.T. Colocalization of protein kinase A with adenylyl cyclase enhances protein kinase A activity during induction of long-lasting long-term-potentiation // *PloS. Comput. Biol.* 2011. V. 7. No. 6. P. e1002084.
12. Li S., Cullen W.K., Anwyl R., Rowan M.J. Dopamine-dependent facilitation of LTP induction in hippocampal CA1 by exposure to spatial novelty // *Nat Neurosci.* 2003. V. 6. No. 5. P. 526–531.
13. Lemon N., Manahan-Vaughan D. Dopamine D1/D5 receptors gate the acquisition of novel information through hippocampal long-term potentiation and long-term depression // *J Neurosci.* 2006. V. 26. No. 29. P. 7723–7729.
14. Bondareva V.M., Chistyakova O.V. Insulin and the insulin receptor signaling system of the brain // *Neurochemistry.* 2007. V. 23. No. 31. P. 8–20.
15. Pomytkin I.A., Krasilnikova I.A., Pinelis V.G., Karkishchenko N.N. Insulin receptor in the brain: a new target in the treatment of central insulin resistance // *Biomedicine.* 2018. No. 3. P. 17–34.
16. Jequier E. Leptin signaling, adiposity, and energy balance // *Ann N Y Acad Sci.* 2002. V. 967. P. 379–388.
17. Huang C.C., Lee C.C., Hsu K.S. An investigation into signal transduction mechanisms involved in insulin-induced long-term depression in the CA1 region of the hippocampus // *J Neurochem.* 2004. V. 89. No. 1. P. 217–231.
18. Moulton P.R., Cross A., Santos S.D., Carvalho A.L., Lindsay Y., Connolly C.N., Irving A.J., Leslie N.R., Harvey J. Leptin regulates AMPA receptor trafficking via PTEN inhibition // *J Neurosci.* 2010. V. 30. No. 11. P. 4088–4101.
19. Rong R., Ahn J.Y., Huang H., Nagata E., Kalman D., Kapp J.A., Tu J., Worley P.F., Snyder S.H., Ye K. PI3 kinase enhancer-homer complex couples mGluRI to PI3

kinase, preventing neuronal apoptosis // *Nat Neurosci.* 2003. V. 6. No. 11. P. 1153–1161.

20. Bourne J.N., Sorra K.E., Hurlburt J., Harris K.M. Polyribosomes are increased in spines of CA1 dendrites 2 h after the induction of LTP in mature rat hippocampal slices // *Hippocampus.* 2007. V. 17. No. 1. P. 1–4.

21. Fernandez-Moya S.M., Bauer K.E., Kiebler M.A. Meet the players: local translation at the synapse // *Front Mol Neurosci.* 2014. V. 7. P. 84.

22. Dictenberg J.B., Swanger S.A., Antar L.N., Singer R.H., Bassell G.J. A direct role for FMRP in activity-dependent dendritic mRNA transport links filopodial-spine morphogenesis to fragile X syndrome // *Dev Cell.* 2008. V. 14. No. 6. P. 926–939.

23. Wang H., Dictenberg J.B., Ku L., Li W., Bassell G.J., Feng Y. Dynamic association of the fragile X mental retardation protein as a messenger ribonucleoprotein between microtubules and polyribosomes // *Mol Biol Cell.* 2008. V. 19. No. 1. P. 105–114.

24. Schütt J., Falley K., Richter D., Kreienkamp H.J., Kindler S. Fragile X mental retardation protein regulates the levels of scaffold proteins and glutamate receptors in postsynaptic densities // *J Biol Chem.* 2009. V. 284. No. 38. P. 25479–25487.

25. Muddashetty R.S., Keli? S., Gross C., Xu M., Bassell G.J. Dysregulated metabotropic glutamate receptor-dependent translation of AMPA receptor and postsynaptic density-95 mRNAs at synapses in a mouse model of fragile X syndrome // *J Neurosci.* 2007. V. 27. No. 20. P. 5338–5348.

26. Kato A.S., Gill M.B., Ho M.T., Yu H., Tu Y., Siuda E.R., Wang H., Qian Y.W., Nisenbaum E.S., Tomita S., Brecht D.S. Hippocampal AMPA receptor gating controlled by both TARP and cornichon proteins // *Neuron.* 2010. V. 68. No. 6. P. 1082–1096.

27. Napoli I., Mercaldo V., Boyl P.P., Eleuteri B., Zalfa F., De Rubeis S., Di Marino D., Mohr E., Massimi M., Falconi M., Witke W., Costa-Mattioli M., Sonenberg N., Achsel T., Bagni C. The fragile X syndrome protein represses activity-dependent translation through CYFIP1, a new 4E-BP // *Cell.* 2008. V. 134. No. 6. P. 1042–1054.

28. Abekhouk S., Bardoni B. CYFIP family proteins between autism and intellectual disability: links with Fragile X syndrome // *Front Cell Neurosci.* 2014. V. 8. P. 81.

29. Narayanan U., Nalavadi V., Nakamoto M., Pallas D.C., Ceman S., Bassell G.J., Warren S.T. FMRP phosphorylation reveals an immediate-early signaling pathway triggered by group I mGluR and mediated by PP2A // *J Neurosci.* 2007. V. 27. No. 52. P. 14349–14357.

30. Nalavadi V.C., Muddashetty R.S., Gross C., Bassell G.J. Dephosphorylation-induced ubiquitination and degradation of FMRP in dendrites: a role in immediate early mGluR-stimulated translation // *J Neurosci.* 2012. V. 32. No. 8. P. 2582–2587.

31. Shiraishi-Yamaguchi Y., Sato Y., Sakai R., Mizutani A., Knöpfel T., Mori N., Mikoshiba K., Furuichi T. Interaction of Cupidin/Homer2 with two actin cytoskeletal regulators, Cdc42 small GTPase and drebrin, in dendritic spines // *BMC Neurosci.* 2009. V. 10. P. 25.

32. Faes S., Dormond O. PI3K and AKT: Unfaithful Partners in Cancer // *Int J Mol Sci.* 2015. V. 16. No. 9. P. 21138–21152.

33. Bramham C.R. Local protein synthesis, actin dynamics, and LTP consolidation // *Curr Opin Neurobiol.* 2008. V. 18. No. 5. P. 524–531.

34. Grantham J., Lassing I., Karlsson R. Controlling the cortical actin motor // *Protoplasma*. 2012. V. 249. No. 4. P. 1001–1015.

35. Pilpel Y., Segal M. Rapid WAVE dynamics in dendritic spines of cultured hippocampal neurons is mediated by actin polymerization // *J Neurochem*. 2005. V. 95. No. 5. P. 1401–1410.

36. Abekhoukh S., Sahin H.B., Grossi M., Zongaro S., Maurin T., Madrigal I., Kazue-Sugioka D., Raas-Rothschild A., Doulazmi M., Carrera P., Stachon A., Scherer S., Drula Do Nascimento M.R., Trembleau A., Arroyo I., Szatmari P., Smith I.M., Milà M., Smith A.C., Giangrande A., Caillé I., Bardoni B. New insights into the regulatory function of CYFIP1 in the context of WAVE- and FMRP-containing complexes // *Dis Model Mech*. 2017. V. 10. No. 4. P. 463–474.

37. Zhang H., Webb D.J., Asmussen H., Niu S., Horwitz A.F. A GIT1/PIX/Rac/PAK signaling module regulates spine morphogenesis and synapse formation through MLC // *J. Neurosci*. 2005. V. 25. No. 13. P. 3379–3388.

38. Manser E., Loo T.H., Koh C.G., Zhao Z.S., Chen X.Q., Tan L., Tan I., Leung T., Lim L. PAK kinases are directly coupled to the PIX family of nucleotide exchange factors // *Mol. Cell*. 1998. V. 1. No. 2. P. 183–192.

39. Santini E., Huynh T.N., Longo F., Koo S.Y., Mojica E., D'Andrea L., Bagni C., Klann E. Reducing eIF4E-eIF4G interactions restores the balance between protein synthesis and actin dynamics in fragile X syndrome model mice // *Sci Signal*. 2017. V. 10. No. 504. P. eaan0665.

**Л.И. БРУСИЛОВСКИЙ¹, А.С. БРЮХОВЕЦКИЙ²,
Л.Н. ФИШЕР³**

¹ООО «ЭЛЬБРУС Корпорация», Москва
brus@netsrv.ru

²АО «Клинический госпиталь «Нейровита», Москва
neurovita-as@mail.ru

³ООО «РТМ-Клиника», Москва
olgafisher2016@yandex.ru

ИССЛЕДОВАНИЕ ВЛИЯНИЯ СВЕТОВОГО СТИМУЛА НА МИКРОВОЛНОВЫЕ ИЗЛУЧЕНИЯ ГОЛОВНОГО МОЗГА ЧЕЛОВЕКА МЕТОДОМ МИКРОВОЛНОВОЙ ЭНЦЕФАЛОГРАФИИ И РАДИОТЕРМОМЕТРИИ

Представлены результаты исследований микроволновых излучений головного мозга человека (1,0–5,0 ГГц). Используются методы микроволновой энцефалографии (МВЭГ) и микроволновой радиотермометрии (РТМ). Показано, что интенсивность излучений зависит от светового стимула (свет/темнота). Результаты подтверждают когнитивную природу

регистрируемых сигналов и открывают новые перспективы для неинвазивных исследований высшей нервной деятельности.

Ключевые слова: *Микроволновая энцефалография, МВЭГ, микроволновая радиотермометрия, РТМ, электромагнитное излучение мозга, когнитивные процессы, световой стимул, частотный всплеск, существенный частотный всплеск.*

Введение

Исследование физиологических основ высшей нервной деятельности (ВНД) традиционно опирается на анализ электрической активности мозга (ЭЭГ) и гемодинамических реакций (фМРТ). Однако эти методы имеют существенные ограничения во временном и пространственном разрешении. В последние годы особый интерес вызывает изучение собственного электромагнитного излучения головного мозга в микроволновом диапазоне (1,0–5,0 ГГц) [1–4], которое, как показывают наши исследования, может отражать глубинные процессы нейронной активности.

Разработанный нами метод микроволновой энцефалографии (МВЭГ) [5] позволяет регистрировать сверхслабые электромагнитные излучения мозга мощностью $10^{-16} - 10^{-13}$ Вт, что открывает новые возможности для исследования физиологических основ высшей нервной деятельности (ВНД) [6–8]. Особый интерес представляет изучение реакции микроволновой активности на сенсорные стимулы, в частности – зрительные, что может пролить свет на механизмы восприятия и обработки информации корковыми структурами [9].

Цель нового исследования – выявить влияние светового стимула на активность затылочных долей мозга на группе исследуемых, сравнить результаты и подтвердить когнитивную природу наблюдаемых эффектов.

Постановка задачи и описание алгоритма

Измерительное оборудование:

- Полубезэховая камера (БЭК) ETS-Lindgren FACT TM 10-4.0 Plus (ГОСТ Р 50414-92).
- Анализатор спектра R&S®FSW43 (2 Гц – 43,5 ГГц) и антенна R&S®HL050 (850 МГц – 26,5 ГГц) [10].
- Радиотермограф РТМ-01-РЭС (3,2–3,7 ГГц) для измерения глубинной температуры [11,12].

Рабочее место показано на рис. 1.



Рис. 1. Рабочее место в безэховой экранированной камере

Протокол эксперимента

Участвовали 3 испытуемых. Всего было проведено 96 экспериментов: для каждого испытуемого по 8 экспериментов поочередно при свете и в темноте с правой и левой стороны затылка. В каждом эксперименте регистрировалась амплитудно-частотные характеристики (АЧХ) энергетики собственного микроволнового излучения головного мозга в полосе пропускания в диапазоне 1,0–5,0 ГГц. АЧХ регистрировались в 4001 значениях частоты. К сожалению, при регистрации в экспериментах {1;2;Левая;Темнота} и {1;3;Левая;Темнота} произошло нарушения общих настроек прибора регистрации, поэтому данные {1;2} и {1;3} не учитывались при статистическом анализе. В среднем время одного эксперимента с подготовкой к следующему занимала около 3–3,5 минут.

Первичный статистический анализ

Первичный статистический анализ заключался в сравнительном подсчете существенных микроволновых всплесков. Использовалась следующая терминология:

Частотный всплеск – это разница для каждого усредненного интервала частоты между фоном и сигналом. На графиках интервал отображается точкой.

Существенный всплеск – это частотный всплеск $\geq$ заданного порога. Предполагается, что подбором порога можно выделить существенные сигналы, связанные со стимулом, т.е. имеющие когнитивный характер.

Так как каждый эксперимент содержал 4001 значений, то для их обработки были написаны специальные программы на языке Python.

- Программа **MWENC** выполняет:
- 1) подсчет **существенных всплесков** для каждого эксперимента. Эмпирически порог был выбран в 22 dB μ V/m.
 - 2) в цифровом виде фиксирует и в графическом виде отображает распределение всплесков по частотной шкале в рамках полосы пропускания, что, помимо самостоятельного значения, будет служить данными для более глубокого статистического анализа.

По сути, результат работы программы **MWENC** – это микроволновая энцефалограмма. На рис. 2. представлен типичный результат ее работы.

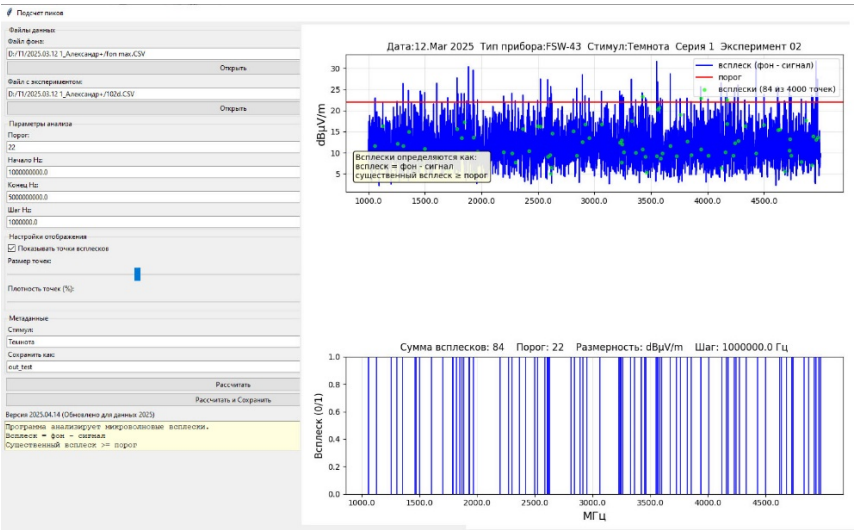


Рис. 2. Результат работы программы **MWENC** на примере 2-го эксперимента 1-й серии при стимуле «темнота». Справа внизу – микроволновая энцефалограмма по методике МВЭГ

Суммарные результаты работы программы MWENC для всего исследования приведены в табл. 1.

Программа **SSPIKES** позволяет графически сравнивать в рамках серий экспериментов суммарные существенные всплески при разных стимулах (в данном случае «свет/темнота»). На рис 3. Приведен результат работы программы **SSPIKES** для данных всего исследования. Фактически это графическое отображение содержимого табл. 1

Таблица 1

Существенные микроволновые всплески проведенного исследования
для 3-х человек

порог - 22, фон = <u>фон max</u>												
<u>Затылок</u>	Испытуемый №1				Испытуемый №2				Испытуемый №3			
	Правый		Левый		Правый		Левый		Правый		Левый	
	Свет	<u>Темн</u>	Свет	<u>Темн</u>	Свет	<u>Темн</u>	Свет	<u>Темн</u>	Свет	<u>Темн</u>	Свет	<u>Темн</u>
Стимул	1s	1d	2s	2d	3s	3d	4s	4d	5s	5d	6s	6d
№ серии	1s	1d	2s	2d	3s	3d	4s	4d	5s	5d	6s	6d
1	85	89	92	68	67	91	86	72	71	93	79	92
2	69	84	74	16	93	98	105	88	86	68	99	89
3	92	84	84	22	74	85	81	78	83	98	79	88
4	88	90	84	82	87	89	78	84	79	81	98	83
5	98	82	96	94	85	66	90	92	77	84	75	83
6	72	88	93	102	72	93	82	94	77	80	98	71
7	80	83	75	74	81	86	93	65	84	80	90	90
8	79	75	97	82	93	93	98	78	80	101	80	94
Кол макс	3	5	5	1	1	6	5	3	2	6	3	4
Сум	663	675	537	502	652	701	713	651	637	685	608	600
Ср	82,9	84,4	89,5	83,7	81,5	87,6	89,1	81,4	79,6	85,6	76,0	75,0

Исследование методом РТМ

Метод РТМ применим для оценки внутренней или глубинной температуры мозга на глубине 5–7 см от поверхности кожи, хотя природа этого процесса до сих пор не очень хорошо исследована [13–14]. При этом регистрировалось суммарное электромагнитное излучение тканей затылочных долей коры головного мозга, а не только изменение температуры кровотока.

Для измерения температуры мозга использовался радиотермограф РТМ-01-РЭС [11, 12], который позволяет зарегистрировать мощность электромагнитного излучения глубоких тканей в диапазоне частот 3.2–3.7 ГГц. Для проведения измерений антенну РТМ-01-РЭС диаметром 32 мм устанавливали в областях проекции затылочных долей коры мозга, плотно прижимая ее к поверхности кожи. Поле распределения глубинной температуры затылочных долей коры мозга при стимулировании светом показан на рис. 4.

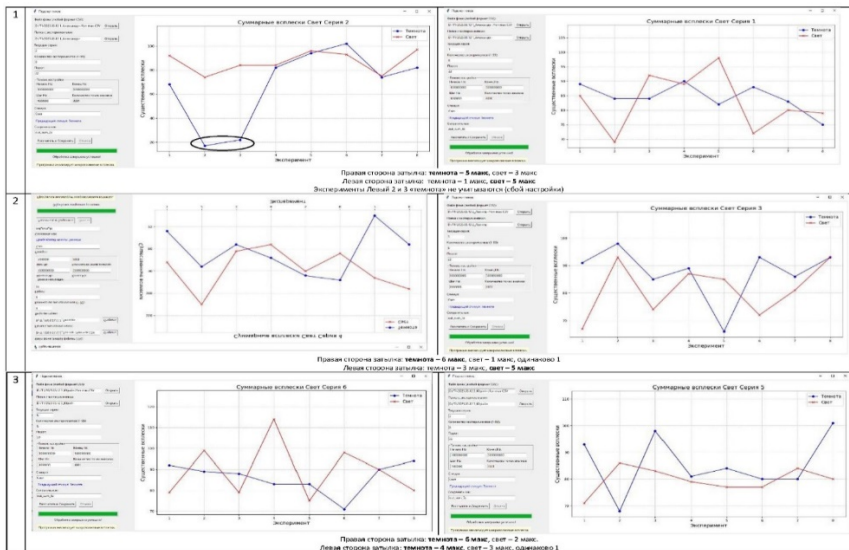


Рис. 3. Сравнение всплесков при разных стимулах

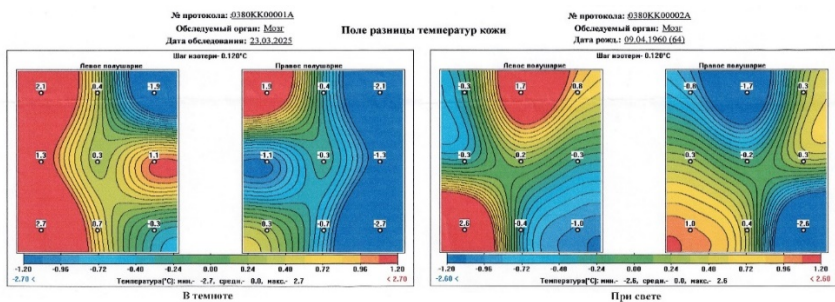


Рис. 4. Поле распределения глубинной температуры затылочных долей коры мозга при стимулировании светом

Результаты

Анализ данных выявил следующие закономерности:

1. Для правой затылочной доли:
 - Среднее количество всплесков в темноте: $84,4 \pm 3,2$
 - Среднее количество всплесков при свете: $82,9 \pm 2,8$
 - Различия статистически значимы ($p < 0,05$)
2. Для левой затылочной доли:
 - Среднее количество всплесков в темноте: $81,4 \pm 2,9$
 - Среднее количество всплесков при свете: $89,5 \pm 3,1$
 - Различия статистически значимы ($p < 0,01$)

Обсуждение результатов

Основные результаты показывают:

1. Латерализованные ответы. Правое полушарие проявляет большую активность в темноте, что может отражать его роль в обработке неспецифической информации и эндогенной активности. Левое полушарие более активно реагирует на световой стимул, что согласуется с его специализацией в аналитической обработке сенсорной информации. Эти результаты соответствуют нейрофизиологическим моделям полушарной специализации.

2. Когнитивная корреляция. Общее количество значимых всплесков (порог: 22 дБмкВ/м) систематически варьировалось в зависимости от стимулов, что подтверждает гипотезу о том, что МВЭГ фиксирует когнитивно значимую электромагнитную активность.

3. Проверка с помощью микроволновой терморadiометрии ТРМ. Дополнительная микроволновая ТРМ (терморadiометр RTM-01-RES) подтвердила изменения излучения, зависящие от стимула, исключив артефакты от температуры кровотока.

Полученные результаты демонстрируют потенциал МВЭГ как функционального диагностического инструмента, предлагающего понимание электромагнитных коррелятов ВНД. Необходимы дальнейшие исследования для моделирования микроволнового спектра и локализации источников излучения.

Выводы

1. Подтверждена зависимость микроволновой активности мозга от светового стимула.

2. Методы МВЭГ и РТМ дополняют друг друга, открывая новые возможности для изучения ВНД.
3. Планируется расширение выборки и разработка модели генерации микроволновых излучений.

Благодарности

Авторы выражают благодарность сотрудникам ФБУ «Нижегородский ЦСМ» и персонально ведущему инженеру А.Ф. Богомолу, персонально главному инженеру ООО «АТОН» Ю.В. Ивлеву, всем участникам исследования и коллегам за техническую поддержку. Работа выполнена инициативным образом при финансовой поддержке А.А. Акимова.

Список литературы

1. Холодов Ю.А. Мозг в электромагнитных полях // М.: Наука, 1982, 123 с.
2. Wei-Jia Zhi, Li-Feng Wang and Xiang-Jun Hu, Recent advances in the effects of microwave radiation on brains, Zhi et al. Military Medical Research 4, 29 (2017) <https://doi.org/10.1186/s40779-017-0139-0>.
3. Ruiqing Zhu, Hui Wang, Xiping Xu and oth. Effects of 1.5 and 4.3 GHz microwave radiation on cognitive function and hippocampal tissue structure in Wistar rats // Scientific Reports 11, 10061 (2021). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-89348-4>.
4. Кубланов В.С. и др. Природа флуктуаций собственного электромагнитного излучения головного мозга // Биомедицинская радиоэлектроника. 2010. № 9. С. 45–54.
5. Патент RU 2708040 C2, IPC A61B 5/05, G01R 23/00, G01R 33/02. Способ регистрации микроволновой электромагнитной активности головного мозга человека / авторы, заявители и патентообладатели Брюховецкий А.С., Брусиловский Л.И. – № 2017126117/14; заявл. 20.07.2017; опубл. 03.12.2019. Бюл. № 34
6. Брусиловский Л.И., Брюховецкий А.С. и др. Экспериментальные исследования микроволновой электромагнитной активности головного мозга человека // Журнал радиоэлектроники [электронный журнал]. 2020. № 2. <http://jre.cplire.ru/jre/feb20/2/text.pdf> DOI 10.30898/1684-1719.2020.2.2
7. Брусиловский Л.И., Брюховецкий А.С. и др. Метод регистрации нетеплового микроволнового излучения головного мозга человека // Электромагнитные волны и электронные системы. Т. 25. № 3. 2020 г., С. 37–56. DOI: 10.18127/j15604128-202003-05.
8. Bryukhovetskiy Andrey S., Brusilovsky Leonid I. and oth. Human mind has microwave electromagnetic nature and can be recorded and processed // Neuropharmacology of Neuroprotection: Volume 258, **Series:** Progress in Brain Research. Pp. 439-462, Elsevier 2020, **Hardcover:** 978-0-12-820813-7 DOI: 10.18127/j15604128-202003-05.
9. Брусиловский Л.И., Брюховецкий А.С. и др. Новые исследования собственных микроволновых излучений головного мозга человека по методике реги-

страции МВЭГ // Биомедицинская радиоэлектроника, 2024. Т. 27. № 3. С. 44–54. ISSN: 1560-4136, DOI: 10.18127/j15604136-202403-04.

10. FSW43. Свидетельство об утверждении типа средств измерений DE.C.35.010.A № 51006 // Федеральное агентство по техническому регулированию и метрологии.

11. PTM-01-РЭС. Регистрационное удостоверение медицинского изделия // Министерство здравоохранения РФ.

12. PTM-01-РЭС. Сертификат соответствия № РОСС RU.ИМ02.В12049 // Система сертификации ГОСТ Р Госстандарт России.

13. Гудков А.Г., Леушин В.Ю., Сидоров И.А., Веснин С.Г. и др. Использование метода многоканальной микроволновой радиометрии для функциональной диагностики головного мозга // ДВГМУ, Медицинская техника, 2019. № 2. С. 108–111.

14. Groupapas, E., Koutsoupidou, and oth. (2019). Real-time Passive Brain Monitoring System Using Near-Field Microwave Radiometry // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. <https://doi.org/10.1109/TBME.2019.2909994>.

Zh.V. NAGORNOVA, N.V. SHEMYAKINA

Institute of Evolutionary Physiology and Biochemistry
of the Russian Academy of Sciences, St. Petersburg
nagornova_zh@mail.ru

CLASSIFICATION OF THEATRICAL PERFORMANCE VIEWING PHASES USING EEG AND ANALYSIS OF INTER-SUBJECT BRAIN ACTIVITY SYNCHRONIZATION*

The aims of the work were to recognize the stages of viewing a theatrical performance according to the EEG data of the viewers and to evaluate the inter-subject synchronization of bioelectric activity at different stages of viewing the play. Studies of synchronous changes in bioelectrical activity across multiple participants have only recently become possible with the development of hyperscanning technology. The circular correlation coefficients (CCorr) were calculated between all subjects paired (21 participant pairs) across three 5-minute time intervals (at the beginning, middle, and near the end of the performance) to assess simultaneous changes in bioelectrical activity. CCorr val-

* This work was supported by the Russian Science Foundation (RSF), Project No. 24-28-01797.

ues in participant pairs were compared with the randomly permuted data by 1000 permutations in these pairs. The circular correlation coefficients between subjects increased in theta, low and high alpha frequency bands between parieto-occipital and central cortical areas and decreased between frontal and central areas. Classification of different stage of performance perception by EEG data (spectral power and time features) revealed high accuracy in classifying individual da-ta (from 80 to 100 % by SVM), but decreased accuracy in mixed sample.

Keywords: *EEG, Classification, Hyperscanning.*

Introduction

Recently was highlighted the potential of hyperscanning techniques to explore the neural mechanisms underlying social interaction and shared experiences [1]. Hyperscanning is the simultaneous synchronized recording of the brain activity of two or several participants [2]. So, it is possible to assess how collective activities, such as watching a theatrical performance, modulate brain activity across individuals [3]. Electroencephalography (EEG) hyperscanning provides a unique opportunity to examine real-time, inter-brain synchrony and its relationship to emotional and cognitive engagement in a naturalistic setting.

Theater, as a dynamic and emotionally rich art form, offers an ideal context for studying how shared narratives and live performances influence dynamic of brain activity. Previous research has demonstrated that synchronized neural activity can emerge during joint attention, emotional contagion, and cooperative tasks [4]. This study employs EEG hyperscanning to investigate the neural signatures of shared theatrical experiences in different stages of performance perception (at the beginning, middle, and the end of the performance). By analyzing multi-brain dynamics during live performance viewing, we aim to shed light on the neurocognitive basis of collective aesthetic experiences in naturalistic environments. EEG is widely used for classifying cognitive and emotional states due to its high temporal resolution and ability to capture neural dynamics in real time. For the states classification by the EEG features used Support Vector Machines (SVM), Random Forest, Deep Neural Networks (DNN), which allow the automated detection of EEG patterns associated with various mental processes – including attention, emotional arousal, relaxation, and fatigue [5]. Aim of our study was the states classification in naturalistic settings during live performance perception.

Methods

EEG registration and preprocessing

The seven people 20-57 years old, 3 women, 4 men took part in the study. The study was conducted according to the Declaration of Helsinki 1964 and its subsequent additions. The subjects were familiarized with the study procedure and gave their informed agreement to participate.

The subjects were at the performance «African Fairy Tale» (director A. Gogun) with the two actors (man and woman), in the theater studio for children and adults “KoZa” (St. Petersburg, Russia). The subjects observed the theatrical production without interpersonal communication and, when feasible, reduced motor activity. The performance lasted about 50 minutes. The subjects were located at a distance of 1.5-2.5 meters from the stage space. The EEG was recorded during quiet wakefulness with eyes open before (3 minutes), after (3 minutes), and during the viewing of a theatrical performance.

EEGs were recorded from 19 AgCl electrodes arranged according to the 10-20 system (Fp1, Fp2, F7, F3, Fz, F4, F8, T3, C3, Cz, C4, T4, T5, P3, Pz, P4, T6, O1, O2) using a mobile amplifiers (smartBCI, LLC Mitsar, SPb) monopolarly with sampling rate 250Hz. The combined ear electrode was placed on the earlobes of both ears, while the grounding electrode was positioned at the fronto-central location. Electrode impedance did not exceed 5 k Ω . Data analysis was performed in the frequency range of 1.6-30 Hz. Data preprocessing were carried out using the WinEEG software package (Ponomarev V.A., Kropotov Y.D., No. of state registration 2001610516 of 08.05.2001).

During EEG registration, an event indicator (located in front of the audience) sent synchronizing markers to the EEG records of all participants. EEG recording and data synchronization were carried out using SmartBCI hardware and software systems, WinEEG software package (Ponomarev V.A., Kropotov Y.D., No. of state registration 2001610516 of 08.05.2001) and Psytask software (Ponomarev, 2001).

Ocular artifact removal was performed using spatial filtering by zeroing independent EEG components associated with blinks and horizontal eye movements [6]. EEG segments containing slow waves (0–2 Hz with amplitude > 35 μ V), fast waves (20–35 Hz with amplitude > 35 μ V) and any waves exceeding 100 μ V in amplitude were excluded from the analysis.

For further analysis, we used 5-minute recording segments from: the beginning, middle, and final phase of the play. Thus, three distinct temporal intervals were analyzed: initial exposure (opening segment, beginning), central development (mid-performance, middle), and conclusive phase (pre-finale segment, ending) of the theatrical viewing experience.

EEG-data classification

For classification, each participant's artifact-free EEG recordings were divided into 2-second epochs. For each epoch were calculated: spectral features – spectral power in six EEG bands: delta (1.5–4 Hz), theta (4–8 Hz), low alpha (8–10 Hz), high alpha (10–13 Hz), low beta (13–18 Hz) and high beta (18–30 Hz); time features: mean, std, asymmetry, kurtosis, entropy, mobility (Hjorth) and complexity (Hjorth). Classification was performed by SVM with radial basic function and Random Forest.

Three classification stages were used: (1) – the beginning of the theater performance, (2) – the middle part, and (3) – the ending. For each performance stage (beginning, middle, and ending) 130–150 analysis epochs were examined (samples). Fifteen percent of samples from each class, randomly chosen, formed up the test sample. Eighty-five percent of the samples were included in the training sample. Training was conducted using 5-fold validation. Each classification procedure was executed independently 10 times.

Analysis of synchronization

The Circular correlation coefficient (Ccorr) was calculated to determine the intersubject synchronization between the two participants in each pair, according to the formula (1):

$$Ccorr = \frac{\sum_{k=1}^N \sin(\varphi - \bar{\varphi}) \sin(\psi - \bar{\psi})}{\sqrt{\sum_{k=1}^N \sin^2(\varphi - \bar{\varphi}) \sin^2(\psi - \bar{\psi})}}, \quad (1)$$

where $\bar{\varphi}$ and $\bar{\psi}$ are the circular average values of signal phases over the sample [7].

The Ccorr is a statistical measure used to quantify the correlation between the phases of two signals, taking into account the periodicity (cyclicity) of phase values.

The calculation was performed using the HyPyP module for Python [8]. Ccorr indices were computed at 4 s non-overlapping, artifact-free for both participants epochs in the pair in the theta (4–8 Hz), low alpha (8–10 Hz) and high alpha (10–13 Hz) frequency bands and averaged for each pair of subjects in each of the three condition (beginning, middle and ending of the performance viewing).

For statistical evaluation of the nonrandom changes of synchronization indices (Ccorr), the comparison was made with the synchronization indices in the «random» data, which were generated by permuting the 4-second epochs for each pair. The permutation of epochs and calculation of connectivity in the

“random” data was performed 1000 times. The synchronization indices for each electrode pair were averaged over 1000 repetitions to form the “random” data for comparison. Comparison of synchronization indices of real and random data for each pair of electrodes was performed using the Mann-Whitney test.

Analysis of EEG spectral power

To monitor the participants' states, the spectral power of the EEG during quiet wakefulness with eyes open was compared after versus before watching a theatrical performance. The EEG spectral power was calculated for 19 leads across six frequency bands: Δ (1.5–4 Hz), θ (4–8 Hz), $\alpha 1$ (8–10 Hz), $\alpha 2$ (10–13 Hz), $\beta 1$ (13–18 Hz), and $\beta 2$ (18–30 Hz). The analysis was performed using 4-second epochs with a Hanning window and 50 % overlap. For statistical analysis, the spectral power data were transformed using a decimal logarithm. To assess differences in spectral power between states, a repeated-measures ANOVA was used to evaluate main effects and interaction effects of the factors: STATE $\times$ REGION. Differences were examined separately for each frequency band with Huynh-Feldt correction applied.

Results and discussion

The analysis of EEG spectral power during quiet wakefulness with eyes open after versus before watching the performance did not reveal any significant differences in any of the EEG frequency bands. This may be attributed to the absence of fatigue among the viewers.

Classification of the three stages of performance perception – beginning, middle and the ending (three class) was carried out for each subject individually using selected spectral and temporal features. Comparison of classification accuracy using SVM and Random Forest demonstrated that there were no significant differences between these two classifiers for our data. Classification accuracies in different subjects varied from 80 to 98 %.

When samples from all participants were mixed (one leave out cross validation), classification accuracy decreased, which may suggest a lack of generalization of features, due to the variability of spontaneous EEG among participants. However, we can conclude that in individual subjects the different stages of play viewing are quite well discriminated.

Analysis of CCorr values demonstrated a different degree of intersubject synchronization at different stages of joint viewing of the performance (Fig. 1).

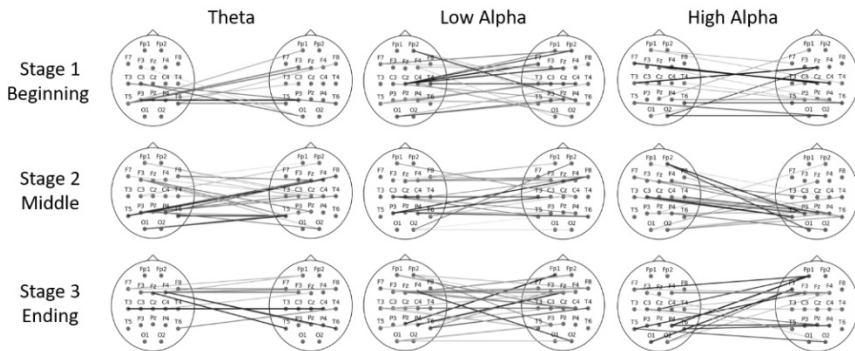


Fig. 1. Circular correlation coefficient values between pairs of subjects compared to "random" data generated by epochs permutation. Stages 1, 2, 3 – stages of viewing the performance; Theta, Low Alpha, High Alpha – are the frequency bands. Black/Gray lines connecting electrodes – increase/decrease in synchronization compared to random data.

At the first – beginning – stage of viewing the play, there is an increase in synchronization between separate leads of the frontal and central regions of the cortex and a decrease in synchronization between the frontal-central zones of one person and the temporo-occipital zones of the other. It can be assumed that synchronization in the central regions of the cortex is associated with the involvement of the mirror neuron system in the perception of the actors' actions on stage [9]. The mirror neurons system included in the "social brain" and providing processes of imitation and social cognition [4, 9, 10]. In the second analysis interval, the intersubject synchronization between the central and parietal regions of the cortex increases, while between the frontal (as well as between the frontal and parietal-occipital) regions of the cortex decreases. Probably, the mechanisms of multisensory analysis of perceived presentation were the same in all viewers and led to synchronization of the activity of the parietal regions, while semantic analysis of performance in different subjects was probably provided by different strategies, leading to reduced intersubject synchronization in the frontal regions of the cortex. At the third stage of viewing the performance, when the plot of the play gradually moves to the finale, the intersubject synchronization in the audience mainly decreases: a decrease in phase synchronization mainly observed in the low alpha band, while in high alpha band synchronization was higher in all stages of performance perception.

Conclusions

The classification of different stages of theatrical performance perception based on EEG spectral and temporal features revealed high interindividual variability in EEG characteristics. While classification accuracy for each participant individually remained at an acceptable level (exceeding 80 % for three classes), it decreased significantly when participants were excluded from the analysis (with the one leave out cross validation).

The study demonstrates the feasibility of synchronized EEG recordings involving multiple subjects in a theater setting, opening new avenues for research in the hyperscanning paradigm. We demonstrate differences in inter-subject synchronization between viewers in different stage of viewing in the theta, low and high alpha EEG bands, which we attribute to the synchronous activity of somatosensory areas – involved in action perception and mirror neurons system involved in the story immersion. Also, the analysis revealed less synchronization compared to random data in these EEG bands in the frontal region. We hypothesize that this may be due to the different upper-level analytic mechanisms engaged by participants when viewing the performance and their individually different interpretations of it.

References

1. Dumas G. Towards a two-body neuroscience // *Commun. Integr. Biol.* 2011. V. 4. № 3. P. 349–352.
2. Babiloni F., Astolfi L. Social neuroscience and hyperscanning techniques: Past, present and future // *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*. 2014. V. 44. P. 76–93.
3. Acquadro M.A., Congedo M., De Ridder D. Music Performance As an Experimental Approach to Hyperscanning Studies // *Front Hum Neurosci*. 2016. V. 10. P. 242.
4. Shemyakina N.V., Nagornova Z.V. Neurophysiological Characteristics of Competition in Skills and Cooperation in Creativity Task Performance: A Review of Hyperscanning Research // *Hum Physiol*. 2021. V. 47. № 1. P. 87–103.
5. Lotte F., Bougrain L., Cichocki A., Clerc M., Congedo M., Rakotomamonjy A., Yger F. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: a 10 year update // *J Neural Eng*. 2018. V. 15. № 3. P. 031005.
6. Tereshchenko E.P., Ponomarev V.A., Kropotov Yu.D., Müller A. Comparative efficiencies of different methods for removing blink artifacts in analyzing quantitative electroencephalogram and event-related potentials // *Human Physiology* 2000. V. 35. № 2. P. 241–247.
7. Jammalamadaka S.R., Sengupta A. *Topics in Circular Statistics*. River Edge, NJ: World Scientific. 2001.

8. Ayrolles A., Brun F., Chen P., Djalovski A., Beauxis Y., Delorme R., Bourgeron T., Dikker S., Dumas G. HyPyP: a Hyperscanning Python Pipeline for inter-brain connectivity analysis // Soc Cogn Affect Neurosci. 2021. 16. № 1–2. 72–83.

9. Oberman L.M., Pineda J.A., Ramachandran V.S. The human mirror neuron system: a link between action observation and social skills // Soc Cogn Affect Neurosci. 2007. V. 2. № 1. 62–66.

10. Molenberghs P., Cunnington R., Mattingley J.B. Brain regions with mirror properties: a meta-analysis of 125 human fMRI studies // Neurosci Biobehav Rev. 2012. V. 36. № 1. P. 341–349.

А.Ю. ДОРОГОВ

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ»
vaks2006@yandex.ru

ГЕНЕРАТИВНАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ НА ОСНОВЕ ВЕРОЯТНОСТНОГО МЕТОДА ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ

В статье предложен способ построения генеративных моделей на основе пирамидальных нейронных сетей быстрого обучения (БНС). В основе построения моделей положен вероятностный метод главных компонент (PPCA). Метод PPCA позволяет аналитически построить матрицы оптимальных декодеров способных восстанавливать образы из случайных латентных переменных. В работе представлены методы обучения БНС к матрицам декодеров. Обучение выполняется за конечное число шагов и не требует итерационных процедур. Приводятся примеры построения реализующих БНС для набора данных MNIST. Показаны результаты генерации образов стилистически подобных набору MNIST.

Ключевые слова: генеративная модель, вариационный автоэнкодер, вероятностный метод главных компонент, быстрая нейронная сеть, пирамидальная структура.

Введение

К семейству генеративных моделей относятся вариационные автоэнкодеры (VAE) [1, 2]. Классический автоэнкодер, состоит из двух основных частей: энкодера, преобразующего входные данные в сжатое представление (латентное или иначе скрытое пространство), и декодера, который восстанавливает данные из латентного пространства. Вариационный автоэнкодер добавляет в эту архитектуру случайный шум, предполагая, что в латентном пространстве данные распределены согласно предварительно выбранному вероятностному распределению, чаще всего нормальному с единичной матрицей ковариаций (рис. 1).

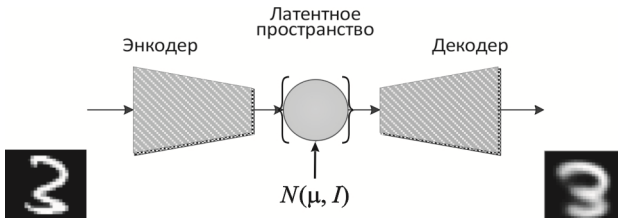


Рис. 1. Архитектура вариационного автоэнкодера

При обучении автоэнкодера одновременно решаются две оптимизационные задачи.

– Модель энкодера стремится связать d мерный вектор обучающей выборки t с некоторым q мерным случайным вектором латентных переменных с нормальным законом вероятностного распределения:

$$x = f(t, w_E) \rightarrow N(\mu, I),$$

где w_E – параметры энкодера, $f(t, w_E)$ – функция отображения целевых образов в латентное пространство.

– Модель декодера $t = \phi(x; w_D)$ с параметрами w_D напротив обучается правильно восстанавливать образ t по случайной латентной переменной x при условии, что она соответствует многомерному нормальному закону распределения $N(\mu, I)$ с математическим ожиданием μ .

Для реализации энкодера и декодера обычно используются многослойные нейронные сети, которые обучаются методом обратного распространения ошибок. После того как обучение завершено энкодер уже больше не требуется. Для генерации образов, на вход декодера достаточно подать значение латентной переменной, выбранной случайным образом из априорно заданного распределения $N(\mu, I)$.

Улучшенным вариантом VAE является условный автоэнкодер (Conditional VAE). В этой архитектуре существует дополнительный вход, на который поступает метка класса. По существу, для каждого класса формируется свой вариационный автоэнкодер, который обучается на примерах, принадлежащих только этому классу. Благодаря этому решению реалистичность генерируемых образов улучшается, но приводит к необходимости использования дополнительных ресурсов при реализации архитектуры CVAE. Для больших нейронных сетей процедура обучения VAE и CVAE занимает длительное время и требует большого объема выборки.

Вариационные автоэнкодеры имеют линейный прототип – это вероятностный метод главных компонент (англ. Probabilistic Principal Component Analysis – PPCA) [3]). Отличительная особенность метода PPCA состоит в том, что он позволяет найти аналитическое решение для функции отображения из пространства образов в пространство латентных переменных и обратно. Полученное решение можно непосредственно использовать для построения декодера генеративной модели, необходимость в энкодере в этом случае отпадает.

В данной работе будет рассмотрено построение генеративных моделей с использованием метода PPCA на основе многослойных пирамидальных нейронных сетей быстрого обучения [4]. Благодаря самоподобной структуре, сети данного класса способны быстро обучаться к произвольным функциям. Этими функциями могут быть, например, координатные компоненты многомерного отображения векторов из латентного пространства в пространство образов. Алгоритм обучения быстрых нейронных сетей принципиально отличается от метода обратного распространения ошибки отсутствием длительной итерационной процедуры по минимизации ошибки. Обучение всегда выполняется за конечное число шагов с гарантированной точностью.

Вероятностный метод главных компонент

Идея метода PPCA базируется на теоретических разработках конца 90-х годов, имеющих общее название байесовские методы машинного обучения [5,6,7]. Следуя работе [5], рассмотрим кратко основные положения данного решения. Согласно методу PPCA, связь между образами обучающей выборки t и латентными переменными x задается линейным отображением вида:

$$t = Wx + \mu + \varepsilon, \quad (1)$$

где W – это матрица размерностью $d \times q$, $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I)$ – случайный шум, соответствующий нормальному закону с нулевым средним, диагональной ковариационной матрицей и дисперсией σ^2 , параметр μ позволяет модели данных иметь ненулевое среднее значение. Для латентных переменных декларируется изотропный нормальный закон распределения с единичной дисперсией:

$$p(x) = (2\pi)^{-q/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}x^T x\right\}. \quad (2)$$

Выражение (1) подразумевает распределение вероятностей по t -пространству для данного x в виде:

$$p(t|x) = (2\pi\sigma^2) \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \|t - Wx - \mu\|^2 \right\}. \quad (3)$$

Используя (2) и (3), получим предельное (маргинальное) распределение для образов t :

$$p(t) = \int p(t|x)p(x) = (2\pi)^{-d/2} |C|^{-1/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (t - \mu)^T C^{-1} (t - \mu) \right\},$$

где $C = \sigma^2 I + WW^T$, ковариационная матрица (что также можно непосредственно получить из выражения (1)). Используя правило Байеса, можно вычислить апостериорное распределение скрытых переменных x при заданном наблюдаемом t ,

$$p(x|t) = \frac{p(t|x)p(x)}{p(t)} = (2\pi)^{-q/2} |\sigma^2 M|^{1/2} \times \\ \times \exp \left[-\frac{1}{2} \{x - M^{-1}W^T(t - \mu)\}^T (\sigma^2 M) \{x - M^{-1}W^T(t - \mu)\} \right],$$

где апостериорная ковариационная матрица задается выражением:

$$\sigma^2 M^{-1} = \sigma^2 (\sigma^2 I + W^T W)^{-1}.$$

Для определения оптимального отображения (1) запишем логарифмическую функцию правдоподобия по обучающей выборке размером N , и после преобразований получим:

$$L = \sum_{n=1}^N \ln \{p(t_n)\} = -\frac{N}{2} \left\{ d \ln(2\pi) + \ln |C| + \text{tr}(C^{-1}S) \right\},$$

где матрица

$$S = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (t_n - \mu)(t_n - \mu)^T,$$

является ковариационной матрицей обучающей выборки $\{t_n\}$, N – размер выборки. Для нахождения оптимального отображения, функция правдоподобия максимизируется по переменным μ и W , следуя условиям экстремума:

$$\frac{dL}{d\mu} = 0, \quad \frac{dL}{dW} = 0.$$

В работе [5] показано, что оптимальные значения определяются выражениями:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N t_n, \\ W = U_q \left(\Lambda_q - \sigma^2 I \right)^{1/2} R, \quad (4)$$

где матрица U_q (размером $d \times q$) содержит q векторов-столбцов, которые являются собственными векторами выборочной ковариационной матрицы S с собственными значениями $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_q$ размещенными в диагональной матрице Λ_q в порядке убывания, R – произвольная $q \times q$ ортогональная матрица вращения. Также показано, что при оптимальном выборе матрицы W , оценка максимального правдоподобия для σ^2 в t – пространстве определяется как

$$\sigma^2 = \frac{1}{d-q} \sum_{j=q+1}^d \lambda_j,$$

где $\lambda_{q+1}, \lambda_{q+2}, \dots, \lambda_d$ наименьшие собственные значения матрицы S . Для восстановления образа по латентной переменной может быть использовано математическое ожидание для модели (1):

$$t = Wx + \mu.$$

В [5] отмечается, что такая оценка возможна, но не является оптимальной. Показано, что оптимальная оценка может быть получена с использованием следующего выражения:

$$t = W \left(W^T W \right)^{-1} Mx + \mu.$$

Таким образом функция декодера генеративной модели определяется матрицей W или матричным произведением $H = W \left(W^T W \right)^{-1} M$, где $M = \sigma^2 I + W^T W$. Напомним, что W является прямоугольной матрицей размерности $d \times q$, а M – квадратной матрицей размерности $d \times d$ и $q \ll d$.

Пирамидальные нейронные сети быстрого обучения

Теория данного класса сетей представлена в работах [4, 8]. Рассмотрим построение декодера на обратно-ориентированных пирамидальных нейронных сетях. Эти сети имеют глубокие связи с алгоритмом быстрого преобразования Фурье (БПФ). Возьмем за основу топологическую модель «Кули-Тьюки с прореживанием по времени» [9].

$$\begin{aligned} U^m &= \langle u_{n-1} u_{n-2} \cdots u_{m+1} u_m v_{m-1} v_{m-2} \cdots v_1 v_0 \rangle, \\ V^m &= \langle u_{n-1} u_{n-2} \cdots u_{m+1} v_m v_{m-1} v_{m-2} \cdots v_1 v_0 \rangle, \\ Z^m &= \langle u_{n-1} u_{n-2} \cdots u_{m+1} v_{m-1} v_{m-2} \cdots v_1 v_0 \rangle. \end{aligned}$$

В этой модели кортежи представляют собой поразрядные представления позиционных номеров рецепторов – U^m , аксонов – V^m и нейронных ядер – Z^m в пределах нейронного слоя m . В свою очередь, разрядные переменные u_m – это позиционный номер рецептора в пределах ядра, а v_m – позиционный номер аксона в пределах ядра слоя m (нумерация рецепторов, аксонов и нейронных ядер начинается с нуля). Сеть имеет послонную ядерную структуру с числом слоев равным n . В терминах БПФ нейронное ядро соответствует базовой операции, например, «бабочка». В общем случае нейронное ядро представляет собой матрицу весов размером $p_m \times g_m$. Функции активации и входы смещений отсутствуют. Совокупность чисел $p_0, p_1, \dots, p_{n-1}$ и $g_0, g_1, \dots, g_{n-1}$ определяют структурные характеристики сети. Сеть линейна и относится к категории быстрых нейронных сетей (БНС). Для построения пирамидальной сети выберем структурные характеристики сети следующим образом:

- размерности рецепторных полей сети положим равными $p_0 = p_1 = \dots = p_{n-2} = 1$, но значение $p_{n-1} \neq 1$ выбирается равным размерности латентного пространства. В этом случае размерность сети по входу будет равна $N = p_0 p_1 \cdots p_{n-1} = p_{n-1}$;
- размерности аксоновых полей сети зададим произвольными натуральными целыми числами $g_0, g_1, \dots, g_{n-1}$. Размерность сети по выходу в этом случае будет равна $M = g_0 g_1 \cdots g_{n-1}$. Это значение выбирается равным размерности t – пространства.

Топологическая модель при данных структурных характеристиках будет иметь вид:

$$U^m = \langle u_{n-1} 0_{n-2} \cdots 0_{m+1} 0_m v_{m-1} v_{m-2} \cdots v_1 v_0 \rangle,$$

$$V^m = \langle u_{n-1} \mathbf{0}_{n-2} \cdots \mathbf{0}_{m+1} v_m v_{m-1} v_{m-2} \cdots v_1 v_0 \rangle,$$

$$z^m = \langle u_{n-1} 0_{n-2} \cdots 0_{m+1} v_{m-1} v_{m-2} \cdots v_1 v_0 \rangle.$$

На рис. 2 приведен пример топологической модели трехслойной пирамидальной нейронной сети для структурных параметров $[p_0 p_1 p_2] = [113]$, $[g_0 g_1 g_2] = [227]$.

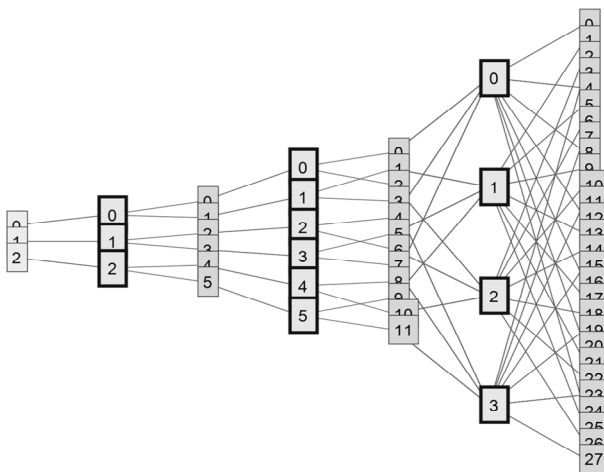


Рис. 2. Топология пирамидальной нейронной сети.
Выделенные нумерованные вершины представляют нейронные ядра

Сеть имеет размерность по входу равную 3, а по выходу 28. В [8] показано, что пирамидальная сеть обратной ориентации может хранить произвольные дискретные функции, размерность которых определяется размерностью выхода сети, а их количество – размерностью входа. Например сеть, показанная на рис. 2 способна хранить три произвольные вектор-функции размерностью 28.

Следуя [10], рассмотрим кратко способ обучения сети. В соответствии с обобщенной теоремой факторизации элементы матрицы БНС представляются в виде:

$$h(U, V) = w_{\tau^{n-1}}^{n-1}(u_{n-1}, v_{n-1}) w_{\tau^{n-2}}^{n-2}(0_{n-2}, v_{n-2}) \cdots w_{\tau^0}^0(0_0, v_0), \quad (5)$$

где U, V – позиция элемента в матрице БНС, $w_{z^m}^m(u_m, v_m)$ – элемент матрицы нейронного ядра с номером z^m в слое m , u_m, v_m – позиция элемента в матрице нейронного ядра. Пусть образы $f^k(V)$ представляет собой набор, состоящий из p_{n-1} дискретных функций, заданных на интервале длиной M . Выполним мультипликативную декомпозицию каждой функции по переменным v_i , начиная со старшего разряда [8], в результате функция образа представляется в виде:

$$f^k(V) = \varphi_{i^{n-1}}^k(v_{n-1}) \varphi_{i^{n-2}}^k(v_{n-2}) \cdots \varphi_{i^0}^k(v_0), \quad (6)$$

где $i^m = \langle v_{m-1} v_{m-2} \cdots v_1 v_0 \rangle$ – позиционный номер множителя уровня m , k – порядковый номер функции. Сравнивая выражения (5) и (6) непосредственно получим следующее правило обучения нейронной сети:

$$\begin{aligned} w_{z^{n-1}}^{n-1}(u_{n-1}, v_{n-1}) &= \varphi_{i^{n-1}}^k(v_{n-1}) \quad \text{для } m = n-1, \\ w_{z^m}^m(0_m, v_m) &= \varphi_{i^m}^k(v_m) \quad \text{для } m < n-1, \\ z^m &= \langle u_{n-1} 0_{n-2} \cdots 0_{m+1} v_{m-1} v_{m-2} \cdots v_1 v_0 \rangle, \\ i^m &= \langle v_{m-1} v_{m-2} \cdots v_1 v_0 \rangle. \end{aligned}$$

Предварительно, для упорядочивания хранимых функций, должно быть установлено взаимно-однозначное соответствие $k \leftrightarrow u_{n-1}$ между порядковым номером функции и разрядной переменной u_{n-1} . Считывание памяти выполняется установкой на входе нейронной сети унарного кода, в котором только один из разрядов равен 1, а остальные нули. Для сети, показанной на рис. 2 – это будут комбинации $[001]$, $[010]$ или $[100]$. При использовании кодов $[110]$ образы 1 и 2 складываются, а при кодах $[1-10]$ из первого образа вычитается второй, в общем случае при значениях на входе $[\alpha \beta \gamma]$ на выходе получим образ $q = \alpha f^1 + \beta f^2 + \gamma f^3$. Заметим, что тот же результат можно получить, если умножить вектор строку $[\alpha \beta \gamma]$ на матрицу размерностью 3×28 строки которой совпадают с вектор-функциями f^1 , f^2 и f^3 :

$$[\alpha \ \beta \ \gamma] \times \begin{bmatrix} f_0^1 & f_1^1 & \cdots & f_{27}^1 \\ f_0^2 & f_1^2 & \cdots & f_{27}^2 \\ f_0^3 & f_1^3 & \cdots & f_{27}^3 \end{bmatrix} = \alpha f^1 + \beta f^2 + \gamma f^3.$$

Отсюда следует, что пирамидальная нейронная сеть является факторизованным представлением прямоугольной матрицы, строками которой являются хранимые образы. Это можно доказать, более строго используя понятие числа степеней свободы [11]. Хранимые образы – это произвольные функции, например, это могут быть строки матрицы РРСА декодера.

Факторизованное представление матрицы состоит из параллельных вычислительных элементов, организованных как нейронная сеть, что позволяет обеспечить высокое быстродействие при использовании специализированных процессоров с распараллеливанием операций. В этом состоит главное преимущество нейросетевой реализации.

Пирамидальную нейронную сеть не сложно обобщить на двумерный случай, удобный для обработки изображений. Сохраним для каждой координаты изображения тип топологии рассмотренной выше одномерной модели, тогда топологическая модель пирамидальной сети памяти для двумерного случая примет вид:

$$\begin{aligned} U_*^m &= \langle u_{n-1}^* 0_{n-2}^* \cdots 0_{m+1}^* 0_m^* v_{m-1}^* v_{m-2}^* \cdots v_1^* v_0^* \rangle, \\ V_*^m &= \langle u_{n-1}^* 0_{n-2}^* \cdots 0_{m+1}^* v_m^* v_{m-1}^* v_{m-2}^* \cdots v_1^* v_0^* \rangle, \\ z_*^m &= \langle u_{n-1}^* 0_{n-2}^* \cdots 0_{m+1}^* v_{m-1}^* v_{m-2}^* \cdots v_1^* v_0^* \rangle. \end{aligned}$$

Символ (*) здесь заменяет символы x и y означающих принадлежность к координатам изображения. Элементы четырехмерной матрицы БНС для данной модели также выражаются через элементы нейронных ядер:

$$\begin{aligned} h(U_y U_x, V_y V_x) &= w_{z_x^{n-1}, z_y^{n-1}}^{n-1} (u_{n-1}^y, u_{n-1}^x; v_{n-1}^y, v_{n-1}^x) w_{z_x^{n-2}, z_y^{n-2}}^{n-2} (0_{n-2}^y, 0_{n-2}^x; v_{n-2}^y, v_{n-2}^x) \cdots \\ &\cdots w_{z_x^0, z_y^0}^0 (0_0^y, 0_0^x; v_0^y, v_0^x), \end{aligned}$$

а мультипликативная декомпозиция сохраняемых изображений имеет вид:

$$f^k(V_y V_x) = \varphi_{i_x^{n-1}, i_y^{n-1}}^k (v_{n-1}^y, v_{n-1}^x) \varphi_{i_x^{n-2}, i_y^{n-2}}^k (v_{n-2}^y, v_{n-2}^x) \cdots \varphi_{i_x^0, i_y^0}^k (v_0^y, v_0^x).$$

Сравнивая два последних выражения, получим правило обучения двумерной пирамидальной нейронной сети:

$$\begin{aligned}
w_{z_{x^{n-1}}, z_{y^{n-1}}}^{n-1}(u_{n-1}^y, u_{n-1}^x; v_{n-1}^y, v_{n-1}^x) &= \phi_{i_{x^{n-1}}, i_{y^{n-1}}}^k(v_{n-1}^y, v_{n-1}^x) \quad \text{для } m = n-1, \\
w_{z_{x^{n-2}}, z_{y^{n-2}}}^{n-2}(0_{n-2}^y, 0_{n-2}^x; v_{n-2}^y, v_{n-2}^x) &= \phi_{i_{x^{n-2}}, i_{y^{n-2}}}^k(v_{n-2}^y, v_{n-2}^x) \quad \text{для } m < n-1, \\
z_*^m &= \langle u_{n-1}^* 0_{n-2}^* \cdots 0_{m+1}^* v_{m-1}^* v_{m-2}^* \cdots v_1^* v_0^* \rangle, \\
i_*^m &= \langle v_{m-1}^* v_{m-2}^* \cdots v_1^* v_0^* \rangle.
\end{aligned}$$

Предварительно, для упорядочивания хранимых функций, должно быть установлено взаимно-однозначное соответствие $k \leftrightarrow \langle u_{n-1}^y, u_{n-1}^x \rangle$ между порядковым номером функции и значениями переменных u_{n-1}^y, u_{n-1}^x . Считывание памяти выполняется установкой на входе нейронной сети двумерной маски размерностью $p_{n-1}^y \times p_{n-1}^x$, в которой только один из пикселей равен 1, а остальные нули. На рис. 3. показана топологическая модель двумерной БНС.

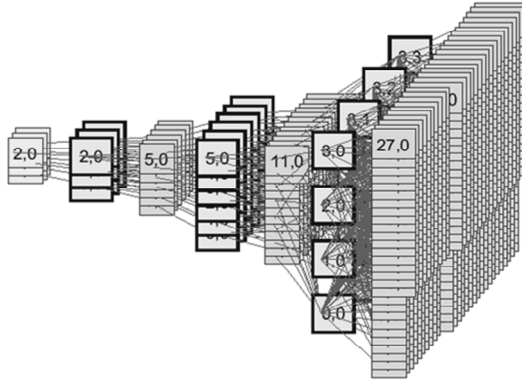


Рис. 3. Топологическая модель двумерной пирамидальной БНС

По входу сеть имеет размерность 3×3 , а по выходу 28×28 , размерность латентного пространства равна 9. Сеть трехслойная, структурные характеристики модели определяются размерностями рецепторных и аксоновых полей нейронных ядер по слоям: $p^x = p^y = [113]$, $g^x = g^y = [227]$, символы x и y обозначают пространственные координаты. Сеть представляет собой факторизацию четырехмерной матрицы размерностью $[3 \times 3, 28 \times 28]$ и способна сохранять 9 произвольных изображений размером 28×28 .

Результаты экспериментов

Эксперименты были проведены на наборе данных MNIST [12], который содержит образы рукописных цифр от 0 до 9 в виде пиксельных изображений размером 28×28 . Объем обучающей выборки равен 60000 изображений и 10000 содержит тестовая выборка. На рис. 4 показана выборка с десятью представителями для каждого класса. При проведении экспериментов все образы выборок предварительно нормировались по энергии к единичному уровню.

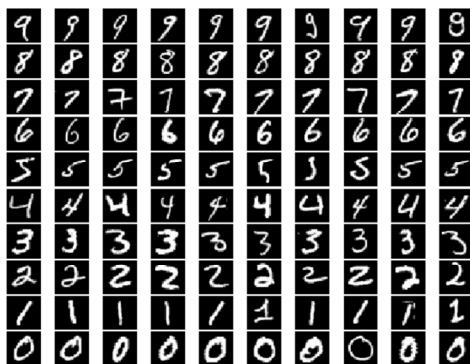


Рис. 4. Выборка из набора рукописных цифр

Размерность латентного пространства была выбрана равной 9. Для построения декодера в равной степени можно использовать как одномерную, так и двумерную реализацию сети. Вычисление матрицы декодера $H = \|h(V, U)\|$ удобно производить для одномерного случая, следуя выражению (4). По этой матрице можно непосредственно построить одномерную сеть, используя столбцы как функции обучающего множества для сети. Одномерная сеть будет иметь размерность 9 по входу и $784 = 28 \times 28$ по выходу. Для перехода к двумерному образу, выходной вектор перематрируется к матрице заменой одномерного индекса координат, двухразрядным числом $V = \langle V^y, V^x \rangle$ с основаниями разрядов равными размерностям изображения по осям x и y , в данном случае 28×28 .

Для построения двумерной нейронной сети матрицу H следует привести к четырехмерной форме, это можно сделать представлением номеров строк и столбцов в двухразрядном виде $V = \langle V^y, V^x \rangle$ и $U = \langle u_{n-1}^y, u_{n-1}^x \rangle$.

Обучающими образами сети будут являться двумерные плоскости четырехмерной матрицы, определяемые разрядами u_{n-1}^y, u_{n-1}^x . Реализация двумерной сети показана на рис. 3.

Матрица декодера рассчитывалась по обучающей выборке, состоящей из 30000 примеров в двух вариантах, для оптимального и не оптимального восстановления. На рис. 5,а и 5,б показаны результаты реконструкции образов при подаче на вход декодера случайных векторов латентных переменных. Разница между двумя способами реконструкции визуально не замечена. Для сравнения на рис. 5,с показан результат реконструкции, полученной VAE – автоэнкодером построенным на основе сверточной нейронной сети, реализованной на платформе МАТЛАБ 2021b [13] для той же обучающей выборки. Очевидно, что генеративная модель на основе сверточной нейронной сети дает лучший результат, чем линейный подход на основе метода РРСА. Тем не менее построенные линейные генеративные модели являются рабочими, а восстанавливаемые образы вполне узнаваемы, при этом время построения генеративной модели РРСА на порядок меньше, чем модели VAE. Увеличение размера обучающей выборки практически не влияет на результаты.



а) Не оптимальная реконструкция РРСА



б) Оптимальная реконструкция РРСА



с) Реконструкция VAE сверточной нейронной сетью

Рис. 5. Результаты реконструкции образов одиночными генеративными моделями

Эксперименты показали, что метод РРСА позволяет получить вполне удовлетворительные результаты при реализации условного множественного декодера (аналог CVAE). В этом случае декодеры РРСА строятся для каждого класса отдельно, при этом используются все обучающие примеры конкретного класса. На рис. 6 показаны примеры множественной реконструкции на основе метода РРСА. Каждый столбец в таблице соответствует одной генеративной модели класса, а каждая строка – одной случайной реализации вектора латентных переменных.



Рис. 6 Результаты реконструкции образов множественными генеративными моделями

Заключение

В данной работе рассмотрен альтернативный вариант построения генеративных нейросетевых моделей на основе вероятностного метода главных компонент (PPCA). В отличие от классических VAE моделей, модель генеративного PPCA-декодера строится аналитически, и не требует длительного итерационного обучения, при этом сохраняется приемлемое качество генерации образов. В статье показано, что построенные матрицы декодеров могут быть эффективно реализованы в классе быстрых нейронных сетей. Настройка реализующей БНС выполняется за конечное число шагов, а число вычислительных операций при этом примерно такое же, как и число операции при генерации образа. Топология БНС задается аналитической моделью и генерируется автоматически. Генеративная модель для изображений может быть реализована как в одномерном, так и в двумерном варианте БНС.

Список источников

1. Carl Doersch. Tutorial on Variational Autoencoders, 2016, <https://arxiv.org/abs/1606.05908>.
2. Diederik P. Kingma, Max Welling, Auto-Encoding Variational Bayes, arXiv:1312.6114v11 [stat.ML] 10 Dec 2022.
3. Michael E. Tipping and Christopher M. Bishop. Probabilistic principal component analysis. J. R. Statist. Soc. B (1999) 61, Part 3, pp. 611-622, Microsoft Research, Cambridge, UK
4. Дорогов А.Ю. Самоподобные нейронные сети быстрого обучения / А.Ю. Дорогов. СПб.: изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2024. 188 с. www.dorogov.su.

5. M.E. Tipping, C.M. Bishop. Mixtures of probabilistic principal component analyzers. *Neural Computation* 11(2), 443–482.
6. M.E. Tipping, C.M. Bishop. Probabilistic principal component analysis. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B* 21(3), 611–622.
7. Бишоп, Кристофер М. Распознавание образов и машинное обучение.: Пер. с англ. СПб.: ООО «Диалектика», 2020. 960 с.: ил. Парал. тит. англ. ISBN 978-5-907144-55-2.
8. Дорогов А.Ю. Быстрые преобразования и самоподобные нейронные сети глубокого обучения. Ч. 3. Пирамидальные нейронные сети с глубокой степенью обучения / А.Ю. Дорогов // Информационные и математические технологии в науке и управлении, 2024. № 2(34). С. 19–32. DOI:10.25729/ESI.2024.34.2.002.
9. Дорогов А.Ю. Быстрые преобразования и самоподобные нейронные сети глубокого обучения. Ч. 1. Стратифицированные модели самоподобных нейронных сетей и быстрых преобразований / А.Ю. Дорогов // Информационные и математические технологии в науке и управлении, 2023. № 4(32). С. 5–20. DOI: 10.25729/ESI.2023.32.4.001.
10. Дорогов А.Ю. Быстрые преобразования и самоподобные нейронные сети глубокого обучения. Ч. 2. Методы обучения быстрых нейронных сетей / А.Ю. Дорогов // Информационные и математические технологии в науке и управлении, 2024. № 1(33). С. 5–19. DOI:10.25729/ESI.2024.33.1.001.
11. Дорогов А.Ю. Пластичность самоподобных нейронных сетей / А.Ю. Дорогов // Информационные и математические технологии в науке и управлении, 2024. № 3(35). С. 33–43. DOI: 10.25729/ESI.2024.35.3.003.
12. THE MNIST DATABASE of handwritten digits. <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>.
13. <https://docs.exponenta.ru/deeplearning/ug/train-a-variational-autoencoder-vae-to-generate-images.html?searchHighlight=VAE>.

**M.SH. MUSAEV, V.I. TYUGOVA, V.YA. KIRSANOV,
R.K. GADZHIEV**

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia
musaevmsh@student.bmstu.ru

DEVELOPMENT OF A PREDICTIVE MODEL FOR FORECASTING THE FOREST FIRE SPREAD VECTOR

This paper addresses the task of modeling forest fire spread based on an energy approach. There is a mathematical model that accounts for heat transfer, pyrolysis of woody fuel, and the influence of moisture and also created a two-dimensional computational grid, with parameters defined by the user. Input data on meteorological conditions and terrain are obtained automatically

through APIs. The implementation is done in Python with a graphical interface that allows real-time visualization of the burning process. This work establishes a basis for further enhancement of the model and its adaptation to reality.

Keywords: *forest fire, mathematical modeling, heat balance, pyrolysis, numerical simulation.*

Introduction

Forest fires constitute a significant natural hazard, inflicting substantial damage each year on forest ecosystems, infrastructure, and public health. In the context of lengthening dry seasons and escalating climate instability, the challenge of forecasting and analyzing fire-spread dynamics has become particularly urgent. Timely and accurate prediction is especially critical, since rapid fire growth and abrupt shifts in fire-front direction pose serious threats to human life and can result in severe economic losses.

Contemporary climate change is accompanied by an increase in both the frequency and intensity of forest fires, necessitating improvements in monitoring and forecasting methodologies. Traditional approaches often fail to account for the combined influence of factors such as fuel moisture content, wood pyrolysis, terrain relief, and wind dynamics, thereby reducing prediction accuracy and undermining the effectiveness of fire-containment measures.

The development of mathematical models that describe combustion processes under variable external conditions enables a deeper understanding of fire-development mechanisms and provides a foundation for constructing effective predictive systems. In particular, the integration of physicochemical processes—such as pyrolysis—and the automated acquisition of meteorological data via application programming interfaces (APIs) open new avenues for creating dynamic, adaptive models.

The objective of the present work is to construct a mathematical model of forest-fire spread based on heat-balance equations and to implement it as a simulation program. To achieve this objective, the study addresses the following tasks:

- Determine the main parameters identify the key factors affecting fire spread: ignition temperature, thermal conductivity, moisture content, pyrolysis parameters, wind speed and direction, and altitude above sea level.
- Formulate a system of equations describing the thermal and chemical processes occurring in the forest environment.
- Implement a numerical scheme that models the dynamic behavior of a forest area the change in state of a forest area over time and space.

- Organize the automatic retrieval of meteorological and geophysical data through APIs as input data for calculation.
- Conduct a series of simulations under various environmental parameters and analyze the obtained results.

Analysis of Existing Models

Before designing our model, we conducted a comparative analysis of existing fire prediction tools to evaluate their performance characteristics and shortcomings.

Table 1

Presents a comparative analysis of existing forest fire prediction systems

Parameter	Rosleskhoz System (ISDMRosleskhoz) [3]	CALFIRE FIRIS [4]	European EF3F System (Copernicus EMS) [5]
Basis of mathematical model?	Rothermel's algorithm (operational fire front forecasting)	Rothermel's algorithm (operational fire front forecasting)	Global fire risk assessment system based on NDVI and meteorological data
Geographic area	Entire territory of the Russian Federation (especially Siberia, the Far East, Arctic)	Arid forests of California	EU countries (especially the Mediterranean region, Scandinavia)
Advantages	Supports forecasting of deep smoldering fires considering soil moisture	High accuracy in arid conditions (error < 8 %)	A more universal way of accounting for moisture and its influence on fire spread
Disadvantages	Poor integration with pyrolysis models	Ineffective for peatlands and wet forests	Not adapted for boreal forests

Existing Prototypes:

- ISDM-Rosleskhoz

Limitations: poor integration with satellite platforms and significant data latency.

- BehavePlus

Limitations: neglects terrain relief in its spread simulation.

- FARSITE
Limitations: high parameterization complexity; incapable of operating correctly with unprocessed input data.
- Global Fire Weather Database (GFWED)
Limitations: fails to capture localized ignition hotspots in boreal forests (taiga).
- Global Wildfire Information System (GWIS)
Limitations: lacks sufficiently detailed datasets for reliable operation within the Russian Federation.

Mathematical Model

Our mathematical model is based on a combination of established formulations, including Rothmel’s combustion equations, Fourier’s law of heat conduction, general physical heat transfer laws, and empirically derived parameters. First, it is worth noting that predictive models can be classified into three types: theoretical, empirical, and semi-empirical. Semi-empirical models are significantly easier to verify than theoretical models, while being more accurate than purely empirical models [1]. Therefore, our model is based on a semi-empirical approach. During the study of existing models, we found a universal mathematical formula that combines the advantages and solutions to problems of previous systems. The derived equation (1) incorporates all major thermal and chemical processes.

$$\begin{aligned} \frac{\partial Q}{\partial t} = & \nabla \cdot (\lambda \Delta T) + \rho_b W (1 - \alpha) e^{-\beta m_w} - Q_p \frac{\partial \rho_c}{\partial t}; \\ & -h(T - T_a) - \sigma(T^4 - T_a^4) - L_v \frac{\partial m_w}{\partial t}. \end{aligned}$$

(1)

Let us consider each element of this equation separately.

Table 2

Elements of the equation and their description

Element	Meaning	Interpretation / Derivation	Role in the model
$\frac{\partial Q}{\partial t}$	Energy balance equation	Derived from the first law of thermodynamics	Shows how thermal energy changes in the burning zone under the influence of various processes

Element	Meaning	Interpretation / Derivation	Role in the model
$\nabla \cdot (\lambda \Delta T)$	Thermal conductivity	Derived from Fourier's law of heat conduction	Indicates the rate of heat «accumulation» due to thermal conduction
$\rho_b W (1 - \alpha)$	Combustion energy	Rothermel's fire model	Indicates how much heat is re-released during the combustion of wood
$e^{-\beta m_w}$	Humidity influence function	Rothermel's fire model	Accounts for the effect of moisture on the energy re-release during combustion
$-L_v \frac{\partial m_w}{\partial t} = H(T - T_a)$	Heat absorbed during moisture evaporation	Derived from thermogravimetric analysis (TGA) experiments	Acts as a retarding factor for fire spread; using a Heaviside function ensures correct accounting of moisture evaporation
$-h(T - T_a)$	Convective heat exchange	Newton's law of cooling	Accounts for heat losses due to wind
$-\sigma(T^4 - T_a^4)$	Thermal radiation	Stefan-Boltzmann law of radiation	Accounts for energy losses due to thermal radiation
$-Q_p \frac{\partial \rho_c}{\partial t}$	Energy absorbed during pyrolysis [6]	Derived from the energy conservation law	Derived from the energy conservation law

Explanation of the Parameters Used in the Mathematical Model.

Accounting for moisture: $e^{-\beta m_w}$, accounting for wind influence: $-h(T - T_a)$, accounting for pyrolysis: $-Q_p \frac{\partial \rho_c}{\partial t}$.

The fire spread vector directly depends on the energy balance function, as fire moves in the direction of the most favorable conditions for its propagation. If the energy at a certain point increases, the fire intensifies there; otherwise, it weakens. Description of the Stages for Determining the Forest Fire Spread Vector:

1. Calculation of temperature for each terrain grid cell using the energy balance equation based on sensor data.

2. Determination of the ignition threshold temperature and computation of the time gradient for each cell:

$$|\nabla\tau| = \sqrt{\left(\frac{\partial\tau}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial\tau}{\partial y}\right)^2}. \quad (2)$$

3. Determination of the ignition threshold temperature and computation of the time gradient for each cell:

$$\bar{v} = -\frac{1}{|\nabla\tau|}. \quad (3)$$

Simulation Implementation

The model is implemented in Python using the NumPy, Matplotlib, and Tkinter libraries. For numerical simulation, a two-dimensional area is divided into uniform square sectors by latitude and longitude. Each sector is characterized by a set of parameters: the presence of woody fuel (fuel density), temperature, burn time, wind speed and direction, relative humidity, and terrain relief.

Before starting the simulation, the user specifies the geographic boundaries of the modeling area (center coordinates, domain size, and grid resolution) via a Tkinter graphical interface. For each sector, arrays of data for wind, humidity, and elevation are retrieved through batch HTTP requests to external APIs, which are then used in the calculations without manual input.

To initialize the forest domain, a binary field denoting vegetation presence is generated according to a specified coverage ratio.

The main simulation loop consists of successive time steps. At each step, for each «healthy» (unburnt) sector, the heat balance is computed using the heat conduction equation with considerations for pyrolysis and heat losses. The sector's temperature is updated, and when it reaches the ignition threshold, the sector is switched to a burning state. For burning sectors, combustion time is tracked until the transition into a smoldering phase, followed by the formation of residual ash.

Fire spread to neighboring sectors is modeled using the resultant front vector, which combines the directed effect of wind and the temperature gradient. The ignition probability in adjacent sectors is adjusted by a humidity factor. Additionally, a terrain relief parameter is included in the model: elevation information for each sector is obtained from the same API, which provides a basis for accounting for slope in future model refinements.

For real-time visualization, Matplotlib is embedded in the Tkinter interface. The application window is divided into four panels: the fire spread map (color-coded by sector state), the wind vector field, the humidity heat map, and the

terrain elevation map. During the simulation, the current step number, the count of ignited sectors, and overall progress are displayed. All simulation parameters can be dynamically modified through the interface controls. Example of the interface displaying fire spread simulation results using test data (Fig. 1–4).

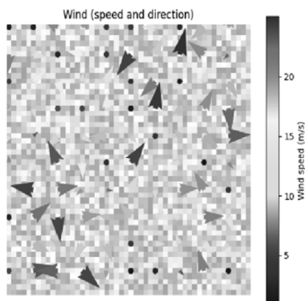


Fig. 1. Wind field

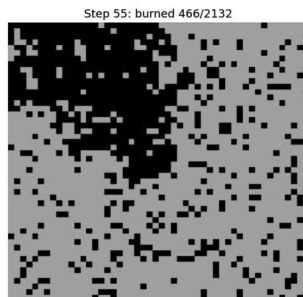


Fig. 2. Fire map

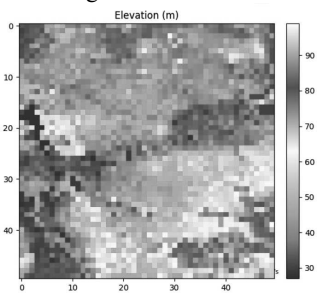


Fig. 3. Topographic map

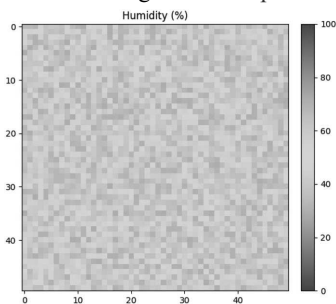


Fig. 4. Humidity map

Results

The developed model exhibited robust performance under variations of key environmental parameters—fuel moisture, wind speed, and forest type. Its numerical implementation successfully captured the following physical processes:

Sequential sector transitions from a healthy-forest state through active combustion and smoldering to an ash state;

Fire-front formation, where the propagation direction was defined by the fire-spread velocity vector, computed via the energy-balance equation between adjacent sectors.

Data automation was achieved through integration with external APIs: the system automatically acquired current meteorological parameters (wind speed and humidity) and a digital elevation model (DEM) for specified geographic

coordinates. For visual analysis, an interactive interface (Python/Tkinter/Matplotlib) was developed to display in real time: fire spread, with color-coded state transitions; wind vector field, showing speed and direction; spatial moisture distribution; topographic features of the terrain.

Discussion

The results address the principal research objective: the incorporation of the pyrolysis model [6] eliminated the principal shortcoming of the Rosleskhoz system (Table 1). This improvement is evidenced by the stable replication of combustion dynamics during test scenarios. Employing a Heaviside function to model moisture effects aligns with Barovik and Taranchuk's [1] findings on the benefits of semi-empirical methods that balance physical fidelity with practical applicability. Moreover, automating geodata acquisition through APIs fulfilled the requirement for real-time updating of input parameters as outlined in the Introduction.

Despite these advances, a fundamental limitation remains: the model does not account for terrain slope effects on fire-spread velocity, even though elevation data are available. This omission contrasts with the CALFIRE FIRIS methodology [4], which treats topography as a critical factor. To remedy this deficiency, we propose: introducing correction coefficients that relate elevation gradients to front velocity;

Generating synthetic simulation data to train machine-learning models for predicting fire behavior over complex terrain; extending the model to a fully three-dimensional format to incorporate convective currents and ember transport. These enhancements will further improve predictive accuracy and operational utility in heterogeneous landscapes.

Conclusion

In the course of this work, a mathematical model of forest fire propagation was developed based on the heat balance equation, taking into account thermal conductivity, pyrolysis of wood fuel, heat losses, moisture, and wind effects. The model is implemented as a numerical simulation in Python, utilizing external data automatically obtained via APIs.

Numerical experiments showed that the proposed approach allows flexible reproduction of fire spread characteristics under various environmental parameters. The model captures key features of ignition dynamics and provides opportunities for further development, including refinement of physical parameters and expansion of geophysical factors. In particular, the capability to account for

terrain elevation has already been incorporated, creating a foundation for future modeling of terrain effects on fire spread.

In the future, it is planned to use the simulation results to create a custom training dataset, which can be applied when building predictive models based on neural networks. This approach will complement physically-based methods with machine learning and improve forecast accuracy in the presence of complex or incomplete input data. The development of a hybrid model that combines physical simulation and learning on real or synthetic data may become an effective tool for predicting and assessing the risks of forest fire propagation.

The obtained results confirm the viability of the chosen approach and its suitability for use in theoretical analysis, educational modeling, and as a prototype for more complex forest fire prediction systems.

References

1. Dmitry V. Barovik, Valery B. Taranchuk. «Algorithmic foundations for constructing a computer model of forest fire spread prediction» // Bulletin of Polotsk State University. Series C: Fundamental Sciences, 2011, No. 12. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/algoritmicheskie-osnovy-postroeniya-kompyuternoy-modeli-prognoza-rasprostraneniya-lesnyh-pozharov> (accessed 15.06.2025).
2. Roman K. Anoykin. «Analysis of mathematical models used for forecasting surface forest fires» // Technologies of Civil Security, 2020. No. 2 (64). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-matematicheskikh-modeleyispolzuemyh-dlya-prognozirovaniya-nizovyh-lesnyh-pozharov> (accessed 15.06.2025).
3. D.V. Ershov, K.A. Kovganko, P.P. Shulyak. «Modern capabilities of the GIS ISDM-Rosleskhoz system for monitoring forest fires» // Fire and Explosion Safety, 2010, No. 3. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennyye-vozmozhnosti-geoinformatsionnoy-sistemy-monitoringa-lesnyh-pozharov-gisisdms-rosleskhoz> (accessed 15.06.2025).
4. M. Lawson. Wildfire Technology: FIRIS, the Fire Fighting Robot [Online resource] // Redzone, 2023, July 13. URL: <https://www.redzone.co/2023/07/13/wildfire-technology-firis/> (accessed 15.06.2025).
5. Rapid Mapping: Wildfire in Rhodes, Greece (EMSR692) [Online resource] // Copernicus EMS, 2023. Activation date: 23 July 2023. URL: <https://emergency.copernicus.eu/mapping/list-of-components/EMSR692> (accessed 15.06.2025).
6. N.V. Baranovskiy, V.A. Vyatkina. «Mathematical modeling of inert heating and pyrolysis processes of an element of forest fuel material under the impact of a forest fire front, taking into account the process of soot formation» // Fire and Explosion Safety, 2022, No. 3. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/matematicheskoe-modelirovanie-protsessov-inertnogo-progreva-i-piroliza-elementa-lesnogo-goryuchego-materiala-privozdeystvii-fronta> (accessed 15.06.2025).
7. Dmitry V. Barovik, Valery B. Taranchuk. «Computer model: Examples of analysis of the influence of landscape-meteorological factors on the dynamics of surface

forest fires» // Ekonomika. Informatika, 2020. No. 3. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/kompyuternaya-model-primery-analiza-vliyaniya-landshaftno-meteorologicheskikh-faktorov-na-dinamiku-nizovyh-lesnyh-pozharov> (accessed 07.07.2025).

Л.Б. ЛИТИНСКИЙ

Независимый исследователь, Израиль, Кирьят Моцкин
litinlb@gmail.com

Посвящается И.

НЕПОДВИЖНЫЕ ТОЧКИ МОДЕЛИ ХОПФИЛДА С КВАЗИДИАГОНАЛЬНОЙ МАТРИЦЕЙ СВЯЗИ

Для модели Хопфилда с матрицей связи, у которой отличные от нуля матричные элементы принадлежат первой квазидиагонали и являются вещественными числами, получено простое и исчерпывающее описание всего множества неподвижных точек. Для отыскания всех неподвижных точек необходимо построить график коэффициентов матрицы связи и отыскать на нем все внутренние локальные минимумы. Полученные результаты обобщаются на более широкое множество матриц связи.

Ключевые слова: модель Хопфилда, неподвижные точки, квазидиагональная матрица

Введение

Рассматривается модель Хопфилда с симметричной матрицей связи, у которой отличны от нуля только элементы первой верхней наддиагонали (и нижней поддиагонали):

$$\mathbf{A}_1 = \begin{pmatrix} 0 & a_{12} & 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ a_{21} & 0 & a_{23} & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & a_{32} & 0 & a_{34} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & a_{n-2,n-3} & 0 & a_{n-2,n-1} & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & a_{n-1,n-2} & 0 & a_{n-1,n} \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & a_{n,n-1} & 0 \end{pmatrix}. \quad (1)$$

Подобные матрицы возникают при описании линейных цепочек бинарных «агентов» с короткодействующим взаимодействием: каждый «агент» внутри цепочки взаимодействует с двумя соседями, а каждый крайний «агент» взаимодействует с одним соседом. Подобным образом выглядит, например, матрица связи для одномерной модели Изинга с открытыми границами [1] – с тем только отличием, что в модели Изинга все $a_{i,i+1}$ одинаковы: $a_{i,i+1} \equiv 1$.

Множество неподвижных точек сети Хопфилда совпадает с множеством локальных максимумов квадратичного функционала от n бинарных переменных s_i [2]:

$$F(\mathbf{s}) = (\mathbf{A}_1 \mathbf{s}, \mathbf{s}) = \sum_{i,j=1}^n a_{ij} s_i s_j \rightarrow \max, \quad \mathbf{s} = (s_1, \dots, s_n), \quad s_i = \pm 1, \quad i = 1, \dots, n. \quad (2)$$

Из физических соображений $F(\mathbf{s})$ называют обратной энергией состояния $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_n)$. В нашей работе установлено, что максимумы $F(\mathbf{s})$ самым непосредственным образом связаны с минимумами графика коэффициентов $\{a_{i,i+1}\}_1^{n-1}$ матрицы связи.

Всюду в дальнейшем, конкретное значение спиновой переменной s_i снабжается верхней шляпкой: $\hat{s}_i$. Прямым вычислением (либо см. [3], [4]) можно показать, что глобальный максимум квадратичного функционала с матрицей связи (1) достигается на конфигурации $\hat{\mathbf{s}} = (\hat{s}_1, \hat{s}_2, \hat{s}_3, \dots, \hat{s}_n)$, первую координату которой можно выбрать положительной: $\hat{s}_1 = +1$, а остальные координаты вычисляются с помощью знаков матричных элементов

$$\varepsilon_{i,i+1} = \text{sign}(a_{i,i+1}) \quad (3)$$

по формуле:

$$\hat{s}_k = d_k \cdot \hat{s}_1, \quad \text{где } d_k = \left(\prod_{i=1}^{k-1} \varepsilon_{i,i+1} \right), \quad k = 2, 3, \dots, n. \quad (4)$$

Используем физическую терминологию и будем называть бинарную переменную $s_i = \pm 1$ *спиновой* переменной, а конфигурацию, доставляющую глобальный максимум функционалу $F(\mathbf{s})$, *основным состоянием*. Выражения (4) означают, что для матрицы связи (1) основное состояние определяется только знаками матричных элементов $a_{i,i+1}$. С помощью

абсолютных значений $|a_{i,i+1}|$ записывается максимальное значение функционала:

$$\max_{\mathbf{s}} F(\mathbf{s}) = F(\hat{\mathbf{s}}) = 2(|a_{12}| + |a_{23}| + \dots + |a_{n-1n}|). \quad (5)$$

В следующем разделе излагается устройство множества неподвижных точек сети, когда все матричные элементы положительны $a_{i,i+1} > 0$. В разд. 3 эти результаты распространяются на случай знакопеременных коэффициентов, а также на матрицы связи, у которых отлична от нуля не первая, а только вторая квазидиагональ, либо – только третья и так далее. В заключение обсуждается направление дальнейших исследований. Доказательства всех описываемых результатов можно найти в [3], [4].

2. Максимумы F -функционала с положительными $a_{i,i+1}$

1) Постановка задачи. Из теории ассоциативных нейронных сетей известен фундаментальный факт: для того, чтобы конфигурация $\mathbf{s}$ была максимумом функционала $F(\mathbf{s}) = (\mathbf{A}\mathbf{s}, \mathbf{s})$, необходимо и достаточно, чтобы для каждого значения индекса i локальное поле $h_i = a_{i,i-1}s_{i-1} + a_{i,i+1}s_{i+1}$, действующее со стороны сети на спиновую переменную s_i , было одного с нею знака:

$$h_i s_i > 0, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (6)$$

В применении к матрице (1) должна выполняться система неравенств:

$$h_i s_i = \begin{cases} a_{12}s_2s_1 > 0, & i = 1 \\ a_{ii-1}s_{i-1}s_i + a_{ii+1}s_{i+1}s_i > 0, & 1 < i < n \\ a_{nn-1}s_{n-1}s_n > 0, & i = n. \end{cases} \quad (7)$$

Значение F -функционала на конфигурации весьма просто связано с локальными полями h_i :

$$F(\mathbf{s}) = (\mathbf{A}\mathbf{s}, \mathbf{s}) = \sum_{i=1}^n h_i s_i. \quad (8)$$

Ясно, что когда все $a_{i,i+1}$ положительны, глобальный максимум $F(\mathbf{s})$ достигается на конфигурации $\mathbf{s} = (+1, +1, +1, \dots, +1)$, и его значение равно $F(\mathbf{s}) = 2 \cdot \sum_{i=1}^{n-1} a_{i,i+1}$. Однако и в этом случае у системы уравнений (7) мо-

гут существовать решения, не все координаты которых положительны. Это неочевидное утверждение связано со следующими соображениями. Для решения системы (7) выбирают начальное значение первой спиновой переменной – обычно $\hat{s}_1 = +1$, – и шаг за шагом отыскивают значения остальных s_i из условия положительности правой части неравенств (7). Обычно, последующему спину присваивается значение предыдущего спина. Предположим, оптимальные значения $\hat{s}_{i-1}$ и $\hat{s}_i$ переменных s_{i-1} и s_i уже найдены $\hat{s}_{i-1} = \hat{s}_i = +1$, и необходимо с помощью уравнения (7.2) найти оптимальное значение переменной s_{i+1} . Если коэффициенты уравнения (7.2) возрастают по порядку своего следования в уравнении – $a_{i,i-1} < a_{i,i+1}$, – для s_{i+1} возможно единственное значение: $\hat{s}_{i+1} = +1$ (чтобы сумма слагаемых в уравнении (7.2) была положительной). Если же коэффициенты уравнения (7.2) убывают по порядку своего следования – $a_{i,i-1} > a_{i,i+1}$, – то для s_{i+1} возможны оба значения: $\hat{s}_{i+1} = \pm 1$. В таком случае проверяют – можно ли эти «затравочные» значения продолжить для больших значений индекса i так, чтобы на каждом шаге выполнялось ключевое условие (6)? В наиболее интересных случаях продолжение имеют оба затравочных значения. Такая ситуация означает, что единственное решение системы уравнений (7) расщепляется при $i+1$ на две равноправные ветви – положительную и отрицательную:

$$\hat{s}_{i+1}^{(+)} = \hat{s}_{i+2}^{(+)} = \hat{s}_{i+3}^{(+)} = \dots = +1 \quad \text{и} \quad \hat{s}_{i+1}^{(-)} = \hat{s}_{i+2}^{(-)} = \hat{s}_{i+3}^{(-)} = \dots = -1.$$

Здесь мы дадим только формулировки основных полученных результатов, доказательства которых можно найти в [3, 4]. Будем опираться при этом на схематический график зависимости констант $\{a_{i,i+1}\}_{i=1}^{n-1}$ от значений индекса $i+1$ – напомним, что у нас всегда $\hat{s}_1 = +1$. На рис. 1 приведен такой график с тремя двусторонними минимумами. Точки минимумов на графике играют в дальнейшем важную роль.

2) Основная теорема. Пусть график последовательности коэффициентов $\{a_{i,i+1}\}_{i=1}^{n-1}$ имеет p двусторонних – внутренних – локальных минимумов в точках $l+1, t+1, u+1, \dots$. Тогда F -функционал (8) имеет ровно 2^p максимумов, координаты которых получают в результате построения бинарного дерева вариантов с помощью нижеследующего алгоритма 1°–5°.

1°. Положим $\hat{s}_1^{(+)} = 1$. То же значение присваиваем и следующим спинным переменным s_i , вплоть до значения индекса $i = l$, которое предшествует первому внутреннему минимуму последовательности $\{a_{i,i+1}\}_{i=1}^{n-1}$:

$$\hat{s}_1^{(+)} = \hat{s}_2^{(+)} = \dots = \hat{s}_l^{(+)} = +1. \quad (9)$$

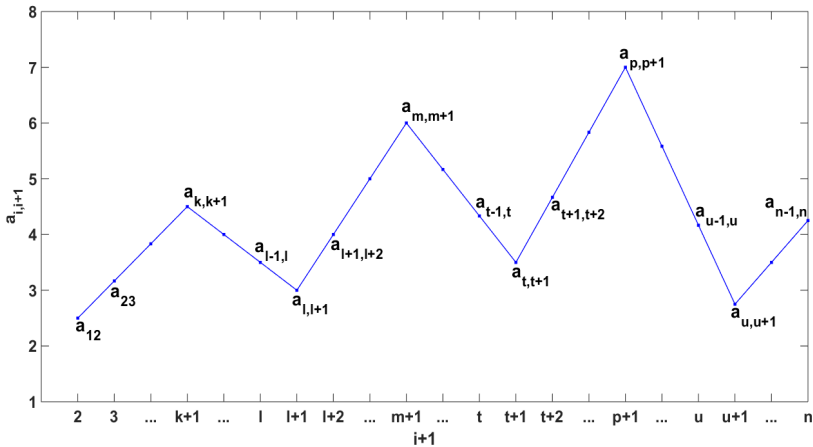


Рис. 1. Схематический график последовательности $\{a_{i,i+1}\}_{i=1}^{n-1}$

Верхний индекс (+) здесь маркирует первый этап построения конфигурационного вектора, все текущие координаты здесь равны +1.

2°. В точке $l+1$ происходит расщепление последовательности спинов на две ветви — положительную и отрицательную (см. пояснения выше). Каждая новая ветвь продолжается присвоенным ей начальным значением координаты вплоть до значения индекса $i = t$, которое предшествует второму внутреннему минимуму последовательности коэффициентов $\{a_{i,i+1}\}_{i=1}^{n-1}$:

$$\begin{aligned} & \nearrow \hat{s}_{l+1}^{(++)} = +1, \quad \dots \quad \hat{s}_t^{(++)} = +1 \\ & \hat{s}_1^{(+)} = +1, \quad \dots \quad \hat{s}_l^{(+)} = +1, \\ & \searrow \hat{s}_{l+1}^{(+-)} = -1, \quad \dots \quad \hat{s}_t^{(+-)} = -1 \end{aligned}.$$

Верхний индекс (++) маркирует элементы положительной ветви, возникшей после расщепления последовательности (9). Индекс (+-) маркирует элементы отрицательной ветви.

3°. В точке $t+1$ каждая из двух новых подпоследовательностей расщепляется на положительную и отрицательную ветви. Новые ветви продолжают присвоенными им начальными значениями координаты вплоть до значения индекса $i=u$, которое предшествует третьему минимуму последовательности $\{a_{i,i+1}\}$:

$$\begin{array}{lcl}
 \nearrow & \hat{s}_{t+1}^{(++)} = +1, \dots \hat{s}_t^{(++)} = +1, & \nearrow \hat{s}_{t+1}^{(+++)} = +1, \dots \hat{s}_u^{(+++)} = +1. \\
 \searrow & \hat{s}_{t+1}^{(+-)} = -1, \dots \hat{s}_t^{(+-)} = -1, & \searrow \hat{s}_{t+1}^{(++-)} = -1, \dots \hat{s}_u^{(++-)} = -1. \\
 \nearrow & \hat{s}_{t+1}^{(+-)} = +1, \dots \hat{s}_t^{(+-)} = +1, & \nearrow \hat{s}_{t+1}^{(++-)} = +1, \dots \hat{s}_u^{(++-)} = +1. \\
 \searrow & \hat{s}_{t+1}^{(---)} = -1, \dots \hat{s}_t^{(---)} = -1, & \searrow \hat{s}_{t+1}^{(+-)} = -1, \dots \hat{s}_u^{(+-)} = -1.
 \end{array}$$

Индекс (+++) маркирует элементы положительной ветви решений, получающейся в результате расщепления (++)-ветви, а индекс (++) помечает элементы одновременно образовавшейся отрицательной ветви решений. Аналогично, индексы (+-) и (+--) маркируют положительную и отрицательную ветви, получающиеся в результате расщепления в точке $t+1$ (+-)-последовательности.

4°. Наконец, в точке $u+1$ происходит расщепление каждой из четырех построенных подпоследовательностей на две ветви – положительную и отрицательную. Новообразованные последовательности продолжают присвоенными начальными значениями координат s_{u+1} до последнего значения индекса $i+1=n$:

$$\begin{array}{lcl}
 \nearrow & \hat{s}_{t+1}^{(++)} = +1, \dots \hat{s}_t^{(++)} = +1, & \nearrow \hat{s}_{u+1}^{(++++)} = +1, \dots \hat{s}_n^{(++++)} = +1. \\
 \searrow & \hat{s}_{t+1}^{(+-)} = -1, \dots \hat{s}_t^{(+-)} = -1, & \searrow \hat{s}_{u+1}^{(++-)} = -1, \dots \hat{s}_n^{(++-)} = -1. \\
 \nearrow & \hat{s}_{t+1}^{(+-)} = +1, \dots \hat{s}_t^{(+-)} = +1, & \nearrow \hat{s}_{u+1}^{(++-)} = +1, \dots \hat{s}_n^{(++-)} = +1. \\
 \searrow & \hat{s}_{t+1}^{(---)} = -1, \dots \hat{s}_t^{(---)} = -1, & \searrow \hat{s}_{u+1}^{(+-)} = -1, \dots \hat{s}_n^{(+-)} = -1. \\
 \nearrow & \hat{s}_{t+1}^{(+-)} = +1, \dots \hat{s}_t^{(+-)} = +1, & \nearrow \hat{s}_{u+1}^{(++-)} = +1, \dots \hat{s}_n^{(++-)} = +1. \\
 \searrow & \hat{s}_{t+1}^{(---)} = -1, \dots \hat{s}_t^{(---)} = -1, & \searrow \hat{s}_{u+1}^{(+-)} = -1, \dots \hat{s}_n^{(+-)} = -1.
 \end{array}$$

5°. В общем случае, когда число внутренних локальных минимумов равно p , будет сконструировано $2^p n$ -мерных конфигураций ($p=3 \Rightarrow 2^3=8$). Все они являются максимумами F -функционала, по-

3) Образующие конфигурации. Из первого столбца табл. 1 выпишем три конфигурации, для координат которых происходит только одна перемена знака, и присоединим к ним основное состояние:

$$\mathbf{s}^{(+++)} , \mathbf{s}^{(++-)} , \mathbf{s}^{(+-)} \text{ и } \mathbf{s}^{(++++)} . \quad (10)$$

Эти конфигурации можно считать «образующими» для всех остальных тах-конфигураций в том смысле, что характеристики последних можно выразить через характеристики «образующих». Поясним сказанное на примере конфигурации $\mathbf{s}^{(+++)}$, для координат которой характерны две переменные знака. Во-первых, (см. последний столбец Таблицы 1) значение F -функционала для нее очевидным образом выражается через значения функционала для «образующих» конфигураций:

$$F_{+++} = F_{+++} + F_{+++} - F_{++++} . \quad (11)$$

Во-вторых, саму конфигурацию $\mathbf{s}^{(+++)}$ можно получить в результате покоординатного умножения тех же трех конфигураций $\mathbf{s}^{(+++)}$, $\mathbf{s}^{(+-)}$ и $\mathbf{s}^{(++++)}$ – для покоординатного умножения векторов будем использовать символ $\odot$:

$$\mathbf{s}^{(+++)} = \mathbf{s}^{(+++)} \odot \mathbf{s}^{(+-)} \odot \mathbf{s}^{(++++)} . \quad (12)$$

Аналогичные равенства справедливы и для двух других тах-конфигураций с двумя переменными знака у координат. А для тах-конфигурации $\mathbf{s}^{(+-)}$, у координат которой происходят 3 переменные знака, необходимо использовать все 4 «образующих» конфигурации:

$$\begin{cases} F_{+-} = F_{+++} + F_{+++} + F_{+++} - 2F_{++++} \\ \mathbf{s}^{(+-)} = \mathbf{s}^{(+++)} \odot \mathbf{s}^{(+-)} \odot \mathbf{s}^{(+-)} \odot \mathbf{s}^{(++++)} . \end{cases} \quad (13)$$

Заметим, что когда у графика коэффициентов $\{a_{i,i+1}\}_{i=1}^{n-1}$ имеется p двусторонних локальных минимумов, число «образующих» тах-конфигураций равно $p+1$, и через их характеристики можно выразить - наподобие формул (11)–(13) – характеристики всех остальных $2^p - p - 1$ тах-конфигураций. Описание большого числа тах-конфигураций с помощью много меньшего набора «образующих» тах-конфигураций представляет определенный интерес. Однако, такое оказывается возможным не для всех классов матриц связи.

3. Обобщение полученных результатов

Обобщим полученные выше результаты: во-первых, на случай, знакопеременных вещественных чисел $a_{i,i+1}$; во-вторых, на тот случай, когда отличные от нуля матричные элементы принадлежат второй квазидиагонали (либо – третьей, четвертой и так далее).

3.1. Пусть F -функционал отвечает знакопеременной последовательности коэффициентов $\{a_{i,i+1}\}$, а Φ -функционал отвечает последовательности их абсолютных значений $\{|a_{i,i+1}|\}$. Обозначим через $\mathbf{s}^{(l)} = (s_1^{(l)}, s_2^{(l)}, \dots, s_n^{(l)})$, $l = 1, 2, \dots, q_a$ набор $\max$ -конфигураций F -функционала, а через $\boldsymbol{\sigma}^{(\alpha)} = (\sigma_1^{(\alpha)}, \sigma_2^{(\alpha)}, \dots, \sigma_n^{(\alpha)})$, $\alpha = 1, 2, \dots, q_m$ – аналогичный набор $\max$ -конфигураций Φ -функционала. Оказывается, что:

- 1) количества конфигураций в обоих наборах одинаково: $q_a = q_m = q$;
- 2) координаты $\max$ -конфигураций этих функционалов связаны друг с другом посредством коэффициентов $d_k = \pm 1$ – см. выражения (4):

$$\mathbf{s}^{(l)} = (1, s_2^{(l)}, \dots, s_n^{(l)}) = (1, (d_2 \sigma_2^{(l)}), \dots, (d_n \sigma_n^{(l)})), l = 1, 2, \dots, q;$$

- 3) значения функционалов на соответствующих конфигурациях совпадают: $F(\mathbf{s}^{(l)}) = \Phi(\boldsymbol{\sigma}^{(l)})$, $l = 1, 2, \dots, q$.

Напомним, что $\varepsilon_{i,i+1} = \text{sign}(a_{i,i+1})$, и $d_k = \prod_{i=1}^{k-1} \varepsilon_{i,i+1}$, $k = 2, 3, \dots, n$ – см.

формулы (3), (4).

3.2. Пусть у матрицы связи отличны от нуля элементы только вторых квазидиагоналей (для простоты считаем n четным: $n = 2m$):

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & a_{13} & 0 & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & a_{24} & 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ a_{31} & 0 & 0 & 0 & a_{35} & 0 & \ddots & \vdots \\ \ddots & a_{42} & 0 & 0 & 0 & a_{46} & 0 & \vdots \\ \ddots & \ddots & a_{53} & 0 & 0 & 0 & a_{57} & \vdots \\ \ddots & \ddots & \ddots & a_{64} & 0 & 0 & 0 & \ddots \\ \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & a_{75} & 0 & 0 & \ddots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \ddots & \ddots & \ddots \end{pmatrix}. \quad (14)$$

В таком случае, система уравнений (6) распадается на две подсистемы: одна связывает друг с другом m спинов с нечетными номерами, другая – m спинов с четными номерами:

$$\begin{array}{ll}
 a_{13}s_3s_1 > 0 & a_{24}s_4s_2 > 0 \\
 (a_{31}s_1 + a_{53}s_5)s_3 > 0 & (a_{42}s_2 + a_{46}s_6)s_4 > 0 \\
 (a_{53}s_3 + a_{57}s_7)s_5 > 0 & (a_{64}s_4 + a_{68}s_8)s_6 > 0 \\
 \vdots & \vdots \\
 (a_{n-3,n-5}s_{n-5} + a_{n-3,n-1}s_{n-1})s_{n-3} > 0 & (a_{n-2,n-4}s_{n-4} + a_{n-2,n}s_n)s_{n-2} > 0 \\
 a_{n-1,n-3}s_{n-3}s_{n-1} > 0 & a_{n,n-2}s_{n-2}s_n > 0.
 \end{array} \quad \text{и} \quad (15)$$

Две системы уравнений (15) никак не связаны друг с другом, они описывают две независимые спиновые подсистемы. Каждая подсистема из m спинов подобна той, что была рассмотрена выше. Чтобы отыскать максимумы F -функционала большой спиновой системы (14) поступим следующим образом. Для каждой из двух спиновых подсистем построим график ее коэффициентов $-\{a_{2i-1, 2i+1}\}_{i=1}^{m-1}$ и $\{a_{2i, 2(i+1)}\}_{i=1}^{m-1}$, – на каждом графике отыщем положения и число внутренних локальных минимумов, и для каждой подсистемы построим аналог Таблицы 1. Теперь остается только объединить полученные результаты, чередуя друг с другом числа, относящиеся к нечетным и четным спинам.

Пусть у первой последовательности коэффициентов имеется p_1 двусторонних локальных минимумов, а у второй их – p_2 . Тогда число максимумов F -функционала большой спиновой системы равно $2 \cdot 2^{p_1+p_2}$: множитель 2 возникает из-за того, что объединяя в одно целое принадлежащие двум подсистемам m -мерные векторы $\mathbf{s}^{(1)}$ и $\mathbf{s}^{(2)}$, необходимо так же образовать и пару $(\mathbf{s}^{(1)}, -\mathbf{s}^{(2)})$: значение F -функционала для нее будет тем же, что и для пары $(\mathbf{s}^{(1)}, \mathbf{s}^{(2)})$, а n -мерный конфигурационный вектор – совсем другим. Таким образом, каждый максимум F -функционала будет здесь дважды вырожденным. Сказанное естественным образом обобщается на случай, когда у матрицы связи отличными от нуля являются элементы k -ой квазидиагонали.

Представляется, что множества неподвижных точек сети Хопфилда в случае, когда матрица связи является квазидиагональной, исследованы достаточно полно. Хуже обстоит дело с матрицами более общего вида, у которых отличны от нуля хотя бы две квазидиагонали – например, 1-я и

2-я. Мы планируем продолжить дальнейшие исследования именно в этом направлении.

Автор признателен Борису Крыжановскому и Якову Карандашеву, из обсуждений с которыми родились многие идеи этой работы. Замечания Инны Кагановой много способствовали улучшению изложения.

Список литературы

1. Kryzhanovsky B.V., Litinskii L.B. n-vicinity method and 1D Ising Model // Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). V. 27 (2018). No. 4. Pp. 235–245.
2. Литинский Л.Б. О прямом вычислении неподвижных точек нейронной сети // Теоретическая и математическая физика, 1994, Т. 101(3). С. 467–479.
3. Litinskii L. Hopfield model with quasi-diagonal connection matrix // arXiv:2502.05985.
4. Litinskii L. Hopfield model with quasi-diagonal connection matrix // Optical Memory & Neural Networks, 2025. V. 34, #3 (in press).

В.А. СЫЧЕВ

Научно-практический центр «Психосоматическая нормализация», Череповец
vas-@mail.ru

МИНИМАЛЬНО НЕОБХОДИМАЯ И ДОСТАТОЧНАЯ АРХИТЕКТУРА ДЛЯ СОЗДАНИЯ ЗООМОРФНОГО, СИЛЬНОГО ИНТЕЛЛЕКТА

В данной статье описана минимально необходимая архитектура нейронных сетей, основанная на принципе возбуждения групп нейронов, для создания сильного искусственного интеллекта – архитектура Сычева. Подобная интеллектуальная система способна, самостоятельно увеличивать объем размеченных данных, ориентироваться в незнакомой обстановке, повторять действия, приведшие ранее к положительному результату и проявлять другие признаки поведения свойственные животным в том числе человеку.

Ключевые слова: *сильный искусственный интеллект, машинное обучение.*

Введение

Все существующие подходы к моделированию нейронных сетей основываются на том, что основной функциональной единицей нашей психики является нейрон, однако наблюдение за живым работающим мозгом, показало, что нейроны в нем не работают поодиночке или даже цепочками (рефлексами), они активируются относительно небольшими популяциями, которые можно частично ассоциировать с колонками неокортекса или ядрами подкорковых зон [1] у млекопитающих, но присутствуют и у примитивных животных [2]. В такой популяции насчитывающей десятки тысяч нейронов, проходит волна возбуждения и роль большинства из них заключается именно в умении синхронно возбуждаться. Если отдельные нейроны начнут варьировать время своего спайка, в зависимости от входных импульсов вся популяция не сможет синхронизировано возбуждаться. Но почему в ходе эволюции появились такие синхронно возбуждаемые группы нейронов? Какова их роль в нашей психике? Ответ на этот вопрос дает Общая когнитивная теория [3]. Она показывает, что такая популяция способна запомнить последовательность приходящих от рецепторов сигналов, совпадающих по времени с важным для выживания событием. Подобные популяции нейронов, располагающиеся у млекопитающих в коре головного мозга, называются в Общей когнитивной теории – мемстинкт (инстинкт памяти). Мемстинкты не могут сохранить любые последовательности сигналов от рецепторов, для того чтобы это произошло, они должны получить дополнительное возбуждение от популяций нейронов, расположенных в подкорковых зонах мозга и называемых инстинкты. Инстинкты в свою очередь, могут активироваться врожденно заданными последовательностями сигналов от рецепторов, отобранными в ходе эволюции. Понять, как это происходит проще всего на примере импринтинга. У новорожденных гусят, в определенное время онтогенеза на небольшое время включается инстинкт распознавания матери. В этот период времени, последовательность зрительных сигналов, характеризующих предмет определенного размера, врожденно способна активировать популяции нейронов инстинкта, который в свою очередь активирует мемстинкты которые у птиц расположены в гомологе коры млекопитающих – плаще. После активации мемстинкты приобретают возможность запомнить последовательности сигналов, и гусенок запоминает последовательности сигналов от рецепторов, совпадающие с этим моментом, например, он может запечатлеть в своей памяти маму гуся или человека и запомнит их на всю жизнь.

Примерно также работают инстинкты и мемстинкты у человека. Подробнее об этом процессе можно прочитать в статье [4], где описываются сохранение последовательностей зрительных сигналов во вторичных, экстрастриарных, зонах зрительной коры.

В данной статье мы опишем минимально необходимую архитектуру нейронных сетей, основанную на принципе возбуждения групп нейронов, необходимую для создания сильного искусственного интеллекта – архитектуру Сычева, а также попробуем описать подход к ее реализации с помощью спайковых нейронов.

Описание архитектуры

Попробуем разобраться из каких подсистем должна состоять интеллектуальная система, работающая на описанных выше принципах работы нашей психики.

На рис. 1 представлена минимально необходимая для построения сильного искусственного интеллекта структура. Она содержит подсистемы инстинктов. На рисунке представлены инстинкты внимания, обозначенные «В». И два типа мотивационных инстинктов, стрессовые обозначенные на рисунке буквой «С» и целевые обозначенные на рисунке буквой «Ц». Также кружочками на рисунке обозначены мемстинкты способные записывать последовательности сигналов, совпадающие по времени с важным событием, и квадратики элементы – подсистемы принимающие сигналы от рецепторов. Именно последовательность активации элементов и сохраняют мемстинкты. Зрительные рецепторы представлены на рисунке символом глаза, а звуковые рецепторы символом уха исполнительные механизмы - символом руки. Всего на рисунке представлено девять уровней мемстинктов, примерно такое же количество имеет мозг человека. Мемстинкты первого уровня записывают последовательность активации элементов, второго уровня последовательность активации мемстинктов первого уровня и т.д. При этом нулевой уровень – уровень элементов является как входным, так и выходным, сигнал может подниматься вверх и спускаться вниз. Основными процессами в такой архитектуре являются консолидация – сохранение последовательности сигналов совпадающие по времени с важным событием и узнавание – активация консолидированного мемстинкта исходной последовательностью или ее частью, а также активация мемстинкта более низкого уровня вызванная активацией мемстинкта более высокого уровня в которую он входит.

Попробуем представить, как работает такая архитектура. Сигналы от рецепторов последовательно активируют элементы, которые связаны с

близко расположенными элементами двухсторонними синапсами. Активные элементы передают сигналы по синапсам близко расположенные мемстинкты, но они не могут сохранить последовательности сигналов потому, что не получили дополнительное возбуждение от инстинктов. Теперь представим, что во внешней среде произошло событие, вызывающее определенную последовательность активации рецепторов. У животных активацию инстинктов внимания вызывает, например, наличие движения в зрительном поле, наличие признаков лица или морды животного, присутствие во внешних звуках формант характерных для коммуникационных сигналов животных и т.д. Мы также можем запрограммировать наши инстинкты активироваться при наличии во внешней среде определенных событий, например, если аудио датчики зафиксировали последовательность нескольких формант характерных для человеческой речи. Синапсы от инстинктов внимания приходят к мемстинктам расположенным близко к элементам (регионы инстинктов внимания). После активации, полученной от инстинктов внимания мемстинкты приобретают способность записывать последовательности сигналов.

На период обучения нашей интеллектуальной системы возбуждения от инстинктов внимания достаточно для консолидации мемстинкта (сохранения последовательности сигналов). Например, у ребенка в возрасте от 3 месяцев до 6 лет возбуждения от инстинктов внимания, активируемых звуками человеческой речи достаточно для сохранения мемстинкта.

Мы также можем запрограммировать нашу систему так, чтобы в определенный промежуток времени, пока консолидируются мемстинкты нижних уровней, возбуждения от инстинктов внимания, было достаточно для сохранения мемстинктов. В этом случае наша интеллектуальная система не будет сохранять последовательности сигналов пока инстинкты внимания не активны. Например, если говорить об аудио сигналах, она не будет сохранять звуки работающего двигателя, шум ветра и так далее, но будет сохранять последовательности звуков человеческой речи потому, что они активируют инстинкты внимания.

Мемстинкты первого уровня животных, способны сохранять последовательности сигналов продолжительностью примерно 250 миллисекунд. Такое время соответствует и средней продолжительности фиксации взгляда 250 мс и средней продолжительности слога 200 миллисекунд [6], [7], [8], [9], [10]. Мемстинкты второго уровня, записывают уже последовательности сигналов от мемстинктов первого уровня. Например, при запоминании звуков речи, мемстинкты первого уровня сохраняют последовательности формант – фонемы (звуки языка), мемстинкты второго уровня

сохранят последовательности фоном – слоги, третьего – слова, четвертого – словосочетания и т.д.

Высокие уровни мемстинктов не получают возбуждение от инстинктов внимания, они получают возбуждение от мотивационных инстинктов и для того, чтобы они консолидировались, необходимо активировать эти инстинкты.

У животных, среди прочих мотивационный инстинктов, присутствуют целевые, которые частично можно ассоциировать с дофаминергическими нейронами и стрессовые, которые частично можно ассоциировать с гистаминергическими нейронами. Как мы можем видеть на схеме в нашей интеллектуальной системе, так же, как и у животных, целевые инстинкты способны активировать двигательные инстинкты внимания (инстинкты воли). Регионы двигательных инстинктов внимания расположены в непосредственной близости от двигательных элементов, при активации которых включаются исполнительные механизмы, поэтому при активации целевых инстинктов и только в случае их активации наша интеллектуальная система способна совершать какие-то действия. В противном случае мемстинкты высокого уровня благодаря наличию двухсторонних синапсов смогут лишь возбуждать мемстинкты низких уровней расположенные рядом с сенсорными элементами, при этом сенсорные элементы будут последовательно возбуждаться, и наша интеллектуальная система сможет думать, размышлять, планировать, то есть «видеть» благодаря активации сенсорных элементов свои мысли.

У животных, целевые инстинкты активируются отобранными в ходе естественного отбора последовательностями сигналов, совпадающими с ситуациями способными увеличить вероятность передачи генетической информации следующему поколению – это ситуации, связанные с размножением, (любовь, секс, воспитание детей и т.д.), ситуации, связанные с пополнением запаса питательных веществ и т.д. Все эти ситуации вызывают у нас удовольствие и соответственно мы будем выполнять последовательности движений, вызывающие у нас удовольствие, постепенно расширяя количество и сложность таких движений. Например, все дети в младенчестве запоминают последовательность движения руки необходимую для того, чтобы сосать палец потому, что это приятно, затем мы учимся есть из ложечки, готовить себе бутерброды и яичницу, готовить сложные блюда, а некоторые становятся шеф-поварами высокого класса.

Стрессовые инстинкты у животных, напротив, активируются последовательностями сигналов, совпадающими с ситуациями, препятствующими передаче генетической информации следующему поколению. Это могут быть болевые сигналы, свидетельствующие о травмах или болезни, сигнала

лы внутренних рецепторов, сообщающие об отравлении, громкие звуки, которые могут совпадать с опасными процессами и так далее.

Как мы видим на схеме целевые и стрессовые инстинкты соединены отдельными синапсами и могут влиять друг на друга, причем влияние в обоих случаях, исключительно негативное, то есть активация целевого инстинкта тормозит активацию стрессового и наоборот, активация стрессового тормозит активацию целевого, при этом соответственно, снижение активации стрессового инстинкта увеличит активацию целевого и наоборот. Почти все связи в нашей системе двухсторонние, соответственно активация мемстинкта который ранее возник благодаря целевому инстинкту, автоматически приведет к его активации и соответственно увеличится вероятность совершения движения, другими словами наша система автоматически будет делать то, что ранее приводило к активации целевых инстинктов и также автоматически откажется от повторения поступков, которые каким-либо образом, смогут активировать стрессовые инстинкты. Специально обратим внимание на то, что наша интеллектуальная система будет отдельно сохранять мемстинкты вызванные активацией как стрессовых, так и целевых инстинктов. Такие процессы у животных обеспечивают их мотивацию и планирование следующих шагов, при котором автоматически отбрасываются планы, которые каким-либо образом вызывают активацию стрессовых инстинктов и реализуются планы способные вызвать активацию целевых инстинктов.

Отдельно хотелось бы рассмотреть процесс которые в Общей когнитивной теории называется узнавание. Узнавание – это активация уже консолидированного мемстинкта повторением последовательности сигналов которая его создала или частью этой последовательности если возбуждение идет снизу и, если активация идет сверху возбуждение его мемстинктом более высокого уровня в который он входит.

После того как мемстинкты нижних уровней, входящие в регионы инстинктов внимания, будут в значительной степени заполнены, консолидация мемстинктов высокого уровня будет происходить в значительной степени через узнавание. Чтобы понять, как это происходит, давайте посмотрим, как это происходит у человека.

Представьте, что вы идете по лесной тропинке, прошли березовую рощу, миновали ельник. Взрослый человек, скорее всего уже видел и березовые рощи, и ельники, поэтому входящая информация от рецепторов частично будет совпадать со старыми воспоминаниями и мемстинкты их хранящее будут активироваться. Они будут активными непродолжительное время, десятки минут и если вас после такой прогулки спросить мимо каких деревьев вы проходили вы вряд ли точно вспомните их породы, но

если за ельником на вашу тропинку выйдет медведь, его внешний вид и рычание, активируют мотивационные стрессовые инстинкты, которые в свою очередь, активируют мемстинкты высокого уровня, они смогут запомнить последовательность активации узанных ранее мемстинктов и вы надолго, возможно на всю жизнь запомните, что в этот ельник через березовую рощу лучше не ходить.

Возможность узнавать мемстинкты по части последовательности, позволяет интеллектуальным системам планировать свое поведение в незнакомой среде. Например, если робот управляемый такой системой ознакомиться с несколькими помещениями, в дальнейшем, если он попадет в новое помещение, он сможет узнать окно, дверь, диван и т.д. если они хотя бы немного напоминают то, что он видел раньше, активация мемстинктов низких уровней вызовет узнавание мемстинктов высоких уровней ранее приводивших к положительному результату и наложение нескольких целевых мемстинктов приведет к новой последовательности действий скомпилированной из нескольких целевых мемстинктов.

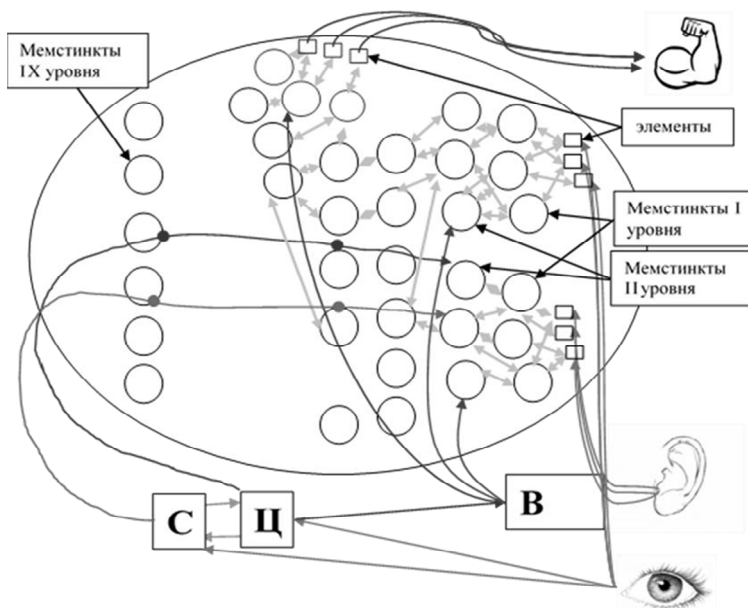


Рис. 1. Архитектура нейронных сетей, минимально необходимая для создания сильного искусственного интеллекта – архитектура Сычева. Чтобы сделать рисунок читаемым, показаны только некоторые связи между мемстинктами

Выводы

Подобная архитектура, состоящая всего лишь из нескольких типовых подсистем и реализующая всего два основных типа процессов, способна показывать все признаки поведения животных включая и человека. Например, консолидация позволяет с первого предъявления сохранять последовательности сигналов от рецепторов, совпадающие по времени с важными событиями. При этом имея минимальный объем размеченных данных (последовательности, активирующие инстинкт) подобная система, самостоятельно увеличивает количество размеченных данных на несколько порядков. Например, у человека при рождении имеется несколько сотен инстинктов, которые до зрелости, порождают порядка миллиона мемстинктов, при активации которых, также активируется и инстинкт их породивший. Благодаря возможности узнавания по части исходной последовательности, подобная система может ориентироваться в незнакомой среде. Благодаря тому, что сигнал на мемстинкты нижних уровней может спускаться одновременно от нескольких мемстинктов высоких уровней, могут появляться новые последовательности активации элементов, вызывающее новые сенсорные ощущения (планы, размышления, мечты) и даже новые последовательности действий. Причем для запуска исполнительных механизмов требуется дополнительное возбуждение регионов мемстинктов прилегающих к двигательным элементам, возникающее при сильном возбуждении целевых мемстинктов (желаний, воли).

Отдельно следует заметить, что подобная система идеально адаптирована к мультимодальности. Мемстинкты высоких уровней могут сохранять последовательности сигналов от мемстинктов разных модальностей. Например, последовательность звуков, складывающуюся в слово «кошка», последовательности визуальных сигналов складывающиеся в образ кошки и т.д. В результате мы можем получить систему, которая полностью повторяет поведение животных, в том числе человека, то есть сильный искусственный интеллект.

Список литературы

1. Markram H., Muller E., Ramaswamy S., Reimann M.W., Abdellah M. Reconstruction and Simulation of Neocortical Microcircuitry // Cell. 2015. Vol. 163. No. 2. P. 456–492. DOI: 10.1016/j.cell.2015.09.029.
2. Popov T., Szyszka P. Alpha oscillations govern interhemispheric spike timing coordination in the honey bee brain // Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences. 2020. Vol. 287. No. 1921. P. 20200115. DOI: 10.1098/rspb.2020.0115.

3. Сычев В.А. Общая когнитивная теория. М.: ООО «Научно-издательский центр Инфра-М». 2021. 283 с. ISBN 978-5-16-017195-1. DOI: 10.12737/1819022.
4. Сычев В.А. Как наш мозг записывает последовательности сигналов и почему это важно для создания сильного искусственного интеллекта // Вестник психофизиологии. 2024. № 3. С. 23–28. DOI: 10.34985/d79489983-3120-d.
5. Kiefer C.M., Ito J., Weidner R., Boers F., Shah N.J., Grün S., Dammers J. Revealing Whole-Brain Causality Networks During Guided Visual Searching // *Frontiers in Neuroscience*. 2022. Vol. 16. P. 826083. DOI: 10.3389/fnins.2022.826083.
6. Lirani-Silva E., Stuart S., Parrington L., Campbell K., King L. Saccade and Fixation Eye Movements During Walking in People With Mild Traumatic Brain Injury // *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2021. Vol. 9. P. 701712. DOI: 10.3389/fbioe.2021.701712.
7. Greenberg S., Carvey H., Hitchcock L., Chang S. Temporal properties of spontaneous speech – a syllable-centric perspective // *Journal of Phonetics*. 2003. Vol. 31. No. 3–4. P. 465–485. DOI: 10.1016/j.wocn.2003.09.005.
8. Pellegrino F., Coupé C., Marsico E. Across-Language Perspective on Speech Information Rate // *Language*, 2011. Vol. 87. No. 3. P. 539–558. DOI: 10.1353/lan.2011.0057.
9. Ding N., Patel A.D., Chen L., Butler H., Luo C., Poeppel D. Temporal modulations in speech and music // *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2017. Vol. 81. Part B. P. 181–187. DOI: 10.1016/j.neubiorev.2017.02.011.

ИМЕННОЙ УКАЗАТЕЛЬ АВТОРОВ

– Б –

Базенков Н.И., 70
Балабанов А.О., 161
Брусиловский Л.И., 270
Брюховецкий А.С., 270

– В –

Воронков Г.С., 102

– Г –

Гаврилов А.И., 246
Гусейнов Д.В., 81
Гущина О.М., 12

– Д –

Дорогов А.Ю., 286

– З –

Заславский М.М., 226
Звонарев И.С., 198

– К –

Караваев Ю.Л., 198
Ковалева Н.С., 81
Колонин А.Г., 21
Кононович К.С., 70
Крюков В.Г., 21
Кудрявая Л.С., 170
Курганов Н.С., 58
Курьян В.Е., 49

– Л –

Литинский Л.Б., 308
Лобов С.А., 112

– М –

Малинецкий Г.Г., 123
Мальшев Ю.А., 112
Михайлов А.Н., 81
Михолап К.П., 92
Мищенко М.А., 81

– О –

Опльков И.И., 246

– П –

Петрушенко А.В., 209
Проскура А.Л., 133
Проскура А.Л., 180

– Р –

Ратушняк А.С., 133
Ратушняк А.С., 180

– С –

Серенко А.В., 92
Сорокоунов Е.Д., 133
Сухов М.В., 209
Сычев В.А., 318

– Т –

Тарасов В.Д., 236
Тархов Д.А., 236

– У –

Ушаков В.Л., 170

– Ф –

Филиппович А.Ю., 161
Фишер Л.Н., 270

– Ш –

Шатров А.В., 236
Шевырина В.А., 180

– Я –

Яковенко А.А., 226
Яхно В.Г., 112

– В –

Bakaev M., 38
Bozhokin S.V., 189

– D –

Dorofeev V.P., 216

– F –

Firsov A.M., 189

– G –

Gadzhiev R.K., 299
Gazzaev A.V., 152
Gerasimov A., 38

– K –

Kirsanov V.Ya., 299
Kozin A., 38

– L –

Latalin V.E., 142

– M –

Malykh V.A., 152
Musaev M.Sh., 299

– N –

Nagornova Zh.V., 278

– P –

Pashkov A., 38
Proskura A.L., 261

– R –

Ratushnyak A.S., 261
Razumnikova O., 38
Ryabokon A.A., 189
Rybka R.B., 142

– S –

Sboev A.G., 142
Shemyakina N.V., 278
Shokhin T.D., 189
Skorokhodov M.S., 142

– T –

Tyugova V.I., 299

– V –

Vechkapova S.O., 261