

ВРАЧ

И ИНФОРМАЦИОННЫЕ
ТЕХНОЛОГИИ

№3 2024

MEDICAL DOCTOR AND IT



ISSN 1811-0193
9 1771811 019000 >



№3 2024

MEDICAL DOCTOR AND IT

Журнал включен в Перечень рецензируемых научных изданий ВАК по специальностям:

- 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации (технические науки);
- 2.3.5. Математическое и программное обеспечение вычислительных систем, комплексов и компьютерных сетей (технические науки);
- 3.3.9. Медицинская информатика (биологические науки);
- 3.3.9. Медицинская информатика (медицинские науки).

The journal is included in the List of peer-reviewed scientific publications of the Higher Attestation Commission on specialties:

- 2.3.1. System analysis, management and information processing (technical sciences);
- 2.3.5. Mathematical and software support of computer systems, complexes and computer networks (technical sciences);
- 3.3.9. Medical Informatics (biological sciences);
- 3.3.9. Medical Informatics (medical sciences).

Журнал индексируется в базе данных Russian Science Citation Index (RSCI) на платформе Web of Science.

The journal is included in the Russian Science Citation Index (RSCI) database on the Web of Science platform.

ГЛАВНЫЙ РЕДАКТОР

Карпов О.Э., академик РАН, д.м.н., проф., генеральный директор ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России, Москва, Россия

ПОЧЕТНЫЙ ГЛАВНЫЙ РЕДАКТОР

Стародубов В.И., академик РАН, д.м.н., проф., научный руководитель ФГБУ «ЦНИИОИЗ» Минздрава России, представитель России в Исполнительном Комитете ВОЗ, Москва, Россия

ЗАМЕСТИТЕЛИ ГЛАВНОГО РЕДАКТОРА

Зарубина Т.В., д.м.н., член-корреспондент РАН, проф., заведующая кафедрой медицинской кибернетики и информатики, ФГАОУ ВО РНИМУ им. Н.И. Пирогова Минздрава России, Москва, Россия

Гусев А.В., к.т.н., член экспертного совета Минздрава по вопросам использования ИКТ, старший научный сотрудник ФГБУ «ЦНИИОИЗ» Минздрава России, директор по развитию компании «К-Скай», Петрозаводск, Россия

РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ

Андриков Д.А., к.т.н., доцент Инженерной Академии ФГАОУ ВО РУДН, директор компании «Иммерсмед», Москва, Россия

Владимирский А.В., д.м.н., заместитель директора по научной работе ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ», Москва, Россия

Грибова В.В., член-корреспондент РАН, д.т.н., заместитель директора по научной работе ФГБУ «Институт автоматизации и процессов управления» Дальневосточного отделения РАН, Владивосток, Россия

Гулиев Я.И., к.т.н., директор Исследовательского центра медицинской информатики ИПС РАН им. А.К. Айламазяна, Ярославль, Россия

Зингерман Б.В., руководитель направления цифровой медицины ИНВИТРО, Москва, Россия

Карась С.И., д.м.н., специалист отдела координации научной и образовательной деятельности НИИ кардиологии, Томский национальный исследовательский медицинский центр Российской академии наук, Томск, Россия

Лебедев Г.С., д.т.н., директор института цифровой медицины, заведующий кафедрой информационных и интернет технологий ФГАОУ ВО «Первый МГМУ им. И.М. Сеченова» Минздрава России, Москва, Россия

Неусыпин К.А., д.т.н., профессор, заведующий кафедрой системы автоматического управления МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

Пролетарский А.В., д.т.н., профессор, декан факультета «Информатика и системы управления» МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

Реброва О.Ю., д.м.н., профессор кафедры медицинской кибернетики и информатики, ФГАОУ ВО РНИМУ им. Н.И. Пирогова Минздрава России, Москва, Россия

Столбов А.П., д.т.н., профессор кафедры организации здравоохранения, медицинской статистики и информатики ФГАОУ ВО «Первый МГМУ им. И.М. Сеченова» Минздрава России, Москва, Россия

Храмов А.Е., д.ф.м.н., профессор, руководитель Балтийского центра нейротехнологий и искусственного интеллекта Балтийского федерального университета им. И. Канта, Калининград, Россия

Шахгельдян К.И., д.т.н., директор Научно-образовательного центра «Искусственный интеллект» ФГБОУ ВО «Владивостокский государственный университет», Владивосток, Россия

Швырев С.Л., к.м.н. заместитель руководителя Регламентной службы федерального реестра НСИ ФГБУ ЦНИИОИЗ Минздрава России, Москва, Россия

ИНОСТРАННЫЕ ЧЛЕНЫ РЕДАКЦИОННОЙ КОЛЛЕГИИ:

Писарчик А., к.б.н., проф., заведующий кафедрой вычислительной биологии, центр биомедицинских технологий, Мадридский технический университет, Мадрид, Испания

CHIEF EDITOR

Karpov O.E., Academician of the RAS, DSc, Prof., General Director of the Pirogov National Medical and Surgical Center, Moscow, Russia

HONORARY CHIEF EDITOR

Starodubov V.I., Academician of the RAS, DSc, Prof., Scientific Director of the FRIHOI of MoH of Russia, Representative of Russia in the WHO Executive Committee, Moscow, Russia

DEPUTY CHIEF EDITORS

Zarubina T.V., DSc, Corresponding Member of the RAS, Prof., Head of the Department of Medical Cybernetics and Informatics, Pirogov Russian National Research Medical University, Moscow, Russia

Gusev A.V., PhD, member of the expert council of the Ministry of Health on the use of ICT, Senior Researcher of the FRIHOI of MoH of Russia, development director of the K-Sky company, Petrozavodsk, Russia

EDITORIAL BOARD

Andrikov D.A., PhD, Associate Prof. of the Engineering Academy of the RUDN University, Director of Immersmed, Moscow, Russia

Vladimirsky A.V., DSc, Deputy Director for Research, Scientific and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies Department of Health of the City of Moscow, Moscow, Russia

Gribova V.V., Corresponding Member of the RAS, DSc, Deputy Director for Research of the Federal State Budgetary Institution "Institute of Automation and Control Processes" of the Far Eastern Institute of the RAS Branch, Vladivostok, Russia

Guliev Ya.I., PhD, Director of the Research Center for Medical Informatics of the Institute of Applied Problems of the Russian Academy of Sciences named after A.K. Ailamazyan, Yaroslavl, Russia

Zingerman B.V., Head of Digital Medicine, INVITRO, Moscow, Russia

Karas S.I., Dr. Sci. (Med), Specialist at the Department for Research and Training Coordination, Cardiology Research Institute, Tomsk National Research Medical Centre of the Russian Academy of Sciences, Tomsk, Russia

Lebedev G.S. DSc, Director of The Digital Health Institute, Head of The Department of information and Internet technologies, I.M. Sechenov First Moscow State Medical University, Moscow, Russia

Neusypin K.A., DSc, Prof., Head of the Automatic Control Systems Dept., Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia

Proletarsky A.V., DSc, Prof., Dean of the Informatics, and Control Systems Department, Bauman University, Moscow, Russia

Rebrova O.Yu., DSc, Prof. of the Department of Medical Cybernetics and Informatics, Pirogov Russian National Research Medical University, Moscow, Russia

Stolbov A.P., DSc, Prof. of the Department of Public Health Organization, Medical Statistics and Informatics of the Faculty of Professional Development of Doctors of the I.M. Sechenov First Moscow State Medical University, Moscow, Russia

Khramov A.E., DSc, Prof., Head of Baltic Center for Neurotechnology and Artificial Intelligence, Immanuel Kant Baltic Federal University, Kaliningrad, Russia

Shakhgeldyan K.I., DSc, Director of the Scientific and Educational Center «Artificial Intelligence» Vladivostok State University, Vladivostok, Russia

Shvyrev S.L., PhD, Deputy Head of the Regulatory Service of the Federal Register of the FRIHOI of MoH of Russia, Moscow, Russia

FOREIGN MEMBERS OF THE EDITORIAL BOARD:

Pisarchik A., PhD, Prof., Head of Department of Computational Biology, Center of Biomedical Technologies, Technical University of Madrid, Spain

Издается с 2004 года.

Включен в перечень ВАК ведущих рецензируемых научных журналов и изданий, рекомендуемых для опубликования основных научных результатов диссертации на соискание ученой степени кандидата и доктора наук.

Читатели могут принять участие в обсуждении статей, опубликованных в журнале «Врач и информационные технологии», и направить актуальные вопросы в редакцию (vit-j@pirogov-center.ru).

Журнал зарегистрирован Министерством Российской Федерации по делам печати, телерадиовещания и средств массовых коммуникаций.

Товарный знак и название «Врач и информационные технологии» являются исключительной собственностью ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России.

Авторы опубликованных материалов несут ответственность за подбор и точность приведенных фактов, цитат, статистических данных и прочих сведений, а также за то, что в материалах не содержится данных, не подлежащих открытой публикации.

Материалы рецензируются редакционной коллегией. Мнение редакции может не совпадать с мнением автора.

Перепечатка текстов без разрешения журнала «Врач и информационные технологии» запрещена. При цитировании материалов ссылка на журнал обязательна.

За содержание рекламы ответственность несет рекламодатель.

Учредитель — ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России.
Издатель — ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России.

Адрес редакции:

105203, г. Москва,
ул. Нижняя Первомайская, д. 70,
e-mail: vit-j@pirogov-center.ru.
Тел. +7 (499) 464-03-03.

Главный редактор:

Карпов О.Э., академик РАН,
д.м.н., проф.

Почетный главный редактор:

Стародубов В.И.,
академик РАН, д.м.н., проф.

Зам. главного редактора:

Зарубина Т.В., член-корреспондент РАН,
д.м.н., проф.

Гусев А.В., к.т.н.

Компьютерная верстка и дизайн:

Издательство Пироговского Центра.

Подписные индексы:

Каталог агентства «Роспечать» — 82615.

Отпечатано в типографии ООО «Вива-Стар»
г. Москва, ул. Электrozаводская, д. 20
www.vivastar.ru

Подписано в печать 27 сентября 2024 г.

Общий тираж 1000 экз.

Распространяется бесплатно.

© Издательство Пироговского Центра

ОБЗОРЫ

Кафтанов А.Н., Андрейченко А.Е., Гусев А.В.

**ОБЗОР МЕТОДИЧЕСКИХ ПОДХОДОВ К ОЦЕНКЕ КАЧЕСТВА
ВЕДЕНИЯ ЭЛЕКТРОННЫХ МЕДИЦИНСКИХ КАРТ 6**

Дедков А.Е., Андриков Д.А., Храмов А.Е.

**ОБЗОР СПОСОБОВ ИЗМЕРЕНИЯ КОГНИТИВНОЙ НАГРУЗКИ
МОЗГА И МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ
ИХ ИДЕНТИФИКАЦИИ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ ЭЭГ 20**

ОРИГИНАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

Ваньков В.В., Артемова О.Р.,

Карпов О.Э., Матвиенко А.В.,

Гусев А.В., Еникеев И.М., Костина Е.В.

**ИТОГИ ВНЕДРЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО
ИНТЕЛЛЕКТА В ЗДРАВООХРАНЕНИИ РОССИИ..... 32**

Гусев А.В., Гольдина Т.А.

**АНАЛИЗ ДАННЫХ РЕАЛЬНОЙ КЛИНИЧЕСКОЙ ПРАКТИКИ,
ИЗВЛЧЕННЫХ ИЗ ЭЛЕКТРОННЫХ МЕДИЦИНСКИХ
КАРТ В ПЛАТФОРМЕ WEBIOMED 44**

Асташев П.Е., Пензин О.В.,

Субботин С.А., Карпов О.Э.

**КОНЦЕПЦИЯ ПРИМЕНЕНИЯ БОЛЬШИХ
ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ ПРИ ИСПОЛЬЗОВАНИИ
КЕЙС-МЕТОДА В МЕДИЦИНСКОМ ОБРАЗОВАНИИ 62**

Седашкина О.А., Колсанов А.В.

**РАННЯЯ ДИАГНОСТИКА ХРОНИЧЕСКОЙ
БОЛЕЗНИ ПОЧЕК У ДЕТЕЙ С ПОМОЩЬЮ
АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ..... 72**

Судаков В.А., Титов Ю.П., Судакова Е.В.,

Титова А.Ю., Кудрина В.Г.

**ПОИСК АЛЬТЕРНАТИВНЫХ ЛЕКАРСТВЕННЫХ
СРЕДСТВ С УЧЕТОМ РИСКОВ ПОЛИФАРМОКОТЕРАПИИ
МЕТОДОМ МУРАВЬИНЫХ КОЛОНИЙ 86**

REVIEWS

Kaftanov A.N., Andreychenko A.E., Gusev A.V.
**REVIEW OF METHODOLOGICAL APPROACHES TO ASSESSING
 THE QUALITY OF ELECTRONIC HEALTH RECORDS MANAGEMENT 6**

Dedkov A.E., Andrikov D.A., Hramov A.E.
**A REVIEW OF WAYS TO MEASURE BRAIN COGNITIVE
 LOAD AND MACHINE LEARNING METHODS
 FOR THEIR IDENTIFICATION FROM EEG DATA..... 20**

ORIGINAL RESEARCH

*Vankov V.V., Artemova O.R.,
 Karpov O.E., Matvienko A.V.,
 Gusev A.V., Enikeev I.M., Kostina E.V.*
**RESULTS OF THE IMPLEMENTATION OF ARTIFICIAL
 INTELLIGENCE IN THE RUSSIAN HEALTHCARE 32**

Gusev A.V., Goldina T.A.
**ANALYSIS OF REAL-WORLD DATA EXTRACTED
 FROM ELECTRONIC MEDICAL RECORDS
 IN THE WEBIOMED PLATFORM..... 44**

*Astashev P.E., Penzin O.V.,
 Subbotin S.A., Karpov O.E.*
**THE CONCEPT OF UTILIZING LARGE LANGUAGE
 MODELS FOR ENHANCING CASE-BASED LEARNING
 IN MEDICAL EDUCATION 62**

Sedashkina O.A., Kolsanov A.V.
**EARLY DIAGNOSIS OF CHRONIC KIDNEY
 DISEASE IN CHILDREN USING MACHINE
 LEARNING ALGORITHMS 72**

*Sudakov V.A., Titov Yu.P., Sudakova E.V.,
 Titova A.Yu., Kudrina V.G.*
**SEARCH FOR ALTERNATIVE MEDICINES
 CONSIDERING POLYPHARMACOTHERAPY
 RISKS BY ANT COLONY METHOD 86**

MEDICAL DOCTOR AND INFORMATION TECHNOLOGIES

Registration certificate
 PI No. FS77-80906 dated April 09, 2021

Published since 2004.

This journal is included in the list of the Higher Attestation Commission, detailing leading peer-reviewed scientific journals and publications recommended for publishing the foremost scientific results of dissertations for the degree of candidate and doctor of sciences.

Readers may take part in the discussion of articles published in the journal «Medical Doctor and Information Technologies», and send topical questions to the editorial office (vit-j@pirogov-center.ru).

The journal is registered by the Ministry of the Russian Federation for Press, TV and Radio Broadcasting, and Mass Media. The trademark and name «Medical Doctor and Information Technologies» are the exclusive property of the Pirogov National Medical and Surgical Center.

The authors of the published materials are responsible for the selection and accuracy of the facts, quotes, statistical data and other information, as well as ensuring that the materials do not contain data that is not subject to open publication.

The materials are reviewed by the editorial board. Editorial opinion may not reflect the views of the author.

Reprinting of texts without the permission of the journal «Medical Doctor and Information Technologies» is prohibited. When citing materials, a reference to the journal is required.

The advertiser is responsible for the content of the advertisement.

Founder — Pirogov National Medical and Surgical Center.

Publisher — Pirogov National Medical and Surgical Center.

Editorial office address:

105203, Moscow, st. Nizhnyaya Pervomayskaya, 70, e-mail: vit-j@pirogov-center.ru. +7(499) 464-03-03.

Chief Editor:

Karpov O.E., Academician of the Russian Academy of Sciences, Doctor of Medical Sciences, Prof.

Honorary chief editor:

Starodubov V.I., Academician of the Russian Academy of Sciences, Doctor of Medical Sciences, Prof.

Deputy chief editors:

Zarubina T.V., Corresponding Member of the Russian Academy of Sciences, Doctor of Medical Sciences, prof.

Gusev A.V., Ph.D.

DTP and design:

Pirogov Center Publishing House.

Subscription indexes:

Catalogue of the agency «Rospechat» — 82615.

Printed in the «Viva-Star» Moscow, st. Elektrozavodskaya, 20 www.vivastar.ru

Signed for printing on September 27, 2024.

Circulation 1000 copies.

Free distribution.

© Pirogov Center Publishing House

КАФТАНОВ А.Н.,

к.м.н., ООО «К-СКАЙ», Петрозаводск, Россия, e-mail: akaftanov@webiomed.ru

АНДРЕЙЧЕНКО А.Е.,

к.ф.-м.н., ООО «К-СКАЙ», Петрозаводск, Россия, e-mail: aandreychenko@webiomed.ru

ГУСЕВ А.В.,

к.т.н., ФГБУ «Центральный научно-исследовательский институт организации и информатизации здравоохранения» Минздрава России, Москва, Россия, e-mail: agusev@webiomed.ai

ОБЗОР МЕТОДИЧЕСКИХ ПОДХОДОВ К ОЦЕНКЕ КАЧЕСТВА ВЕДЕНИЯ ЭЛЕКТРОННЫХ МЕДИЦИНСКИХ КАРТ

DOI: 10.25881/18110193_2024_3_6

Аннотация. Переход на ведение электронных медицинских карт (ЭМК) является одним из базовых направлений цифровой трансформации здравоохранения. Одной из актуальных современных проблем ведения ЭМК является качество данных, которые накапливаются в современных медицинских информационных системах. Учитывая растущую роль ЭМК в качестве источника информации для систем поддержки принятия врачебных решений, внедрение элементов управления на основе первичных данных, а также развитие исследований в сфере данных реальной клинической практики (RWD), возрастает потребность в надежных и объективных методах оценки качества данных, накапливаемых в ЭМК. В этой связи разработка надежных методов и инструментов оценки качества данных (ОКД) в ЭМК является актуальной научной задачей.

Цель. Изучить и систематизировать предложенные в научной литературе подходы, методы и критерии ОКД ЭМК.

Материалы и методы. Были изучены обзоры и оригинальные работы по тематике ОКД ЭМК. Источники были выявлены в результате систематического поиска в четырех электронных библиографических базах данных: PubMed, Web of Science, Scopus и РИНЦ.

Результаты. В работе представлены основные подходы и критерии оценки качества данных ЭМК, проведена гармонизация терминов и определений ОКД, выделены ключевые компоненты, необходимые для внедрения системы ОКД ЭМК.

Заключение. Сформулированные в обзоре типовые критерии ОКД ЭМК могут быть использованы для дальнейших исследований и разработок инструментов ОКД, в том числе со стороны разработчиков медицинских информационных систем и организаторов здравоохранения, ответственных за цифровую трансформацию отрасли. Также данная работа поможет устранить путаницу в вопросах управления качеством данных ЭМК и предоставит руководство, необходимое для разработки эффективных программ для проведения ОКД.

Ключевые слова: электронная медицинская карта; ЭМК; качество данных; оценка качества данных.

Для цитирования: Кафтанов А.Н., Андрейченко А.Е., Гусев А.В. Обзор методических подходов к оценке качества ведения электронных медицинских карт. Врач и информационные технологии. 2024; 3: 6-19. doi: 10.25881/18110193_2024_3_6.

KAFTANOV A.N.,

PhD, K-Skai, Petrozavodsk, Russia, e-mail: akaftanov@webiomed.ru

ANDREYCHENKO A.E.,

PhD, K-Skai, Petrozavodsk, Russia, e-mail: aandreychenko@webiomed.ru

GUSEV A.V.,

PhD, Federal Research Institute for Health Organization and Informatics, Moscow, Russia,
e-mail: agusev@webiomed.ai

REVIEW OF METHODOLOGICAL APPROACHES TO ASSESSING THE QUALITY OF ELECTRONIC HEALTH RECORDS MANAGEMENT

DOI: 10.25881/18110193_2024_3_6

Abstract. Transition to electronic medical records (EMR) is one of the basic directions of digital transformation of healthcare. One of the urgent modern problems of EMR management is the quality of data that are accumulated in modern medical information systems. Given the growing role of EMRs as a source of information for medical decision support systems, the introduction of management elements based on primary data, and the development of research in the field of real-world clinical practice data (RWD), there is a growing need for reliable and objective methods to assess the quality of data accumulated in EMRs. In this regard, the development of reliable methods and tools for data quality assessment (DQA) in EMR is an urgent scientific task.

Aim. To study and systematize the approaches, methods and criteria of proposed in the scientific literature.

Materials and Methods. Reviews and original articles on the subject of EMRs DQA were studied. Sources were identified by systematic search in four electronic bibliographic databases: PubMed, Web of Science, Scopus and RSCI.

Results. The paper presents the main approaches and criteria for assessing the quality of EMR data, harmonizes the terms and definitions of DQA, and identifies the key components required to implement an EMRs DQA system.

Conclusion. The generic EMRs DQA criteria formulated in the review can be used for further research and development of DQA tools, including by medical information system developers and health care organizers responsible for the digital transformation of the industry. Also, this work will help eliminate confusion about EMR data quality management and provide the guidance needed to develop effective DQA programs.

Keywords: electronic medical record; EMR; data quality; data quality assessment.

For citation: Kaftanov A.N., Andreychenko A.E., Gusev A.V. Review of methodological approaches to assessing the quality of electronic health records management. Medical doctor and information technology. 2024; 3: 6-19. doi: 10.25881/18110193_2024_3_6.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время медицинские информационные системы (МИС) широко внедрены в практическом здравоохранении России. Свыше 90% отечественных государственных и муниципальных медицинских организаций (МО) используют МИС различных производителей. Важнейшей задачей внедрения МИС является переход на ведение электронных медицинских карт (ЭМК), которые играют ключевую роль в цифровой трансформации здравоохранения, позволяя МО последовательно собирать, систематизировать и предоставлять доступ медицинским работникам к информации о лечебно-диагностических процессах, результатах обследования, лечения и наблюдения пациентов [1–3].

Повсеместное внедрение ЭМК привело к тому, что в российском здравоохранении накапливаются огромные объемы цифровых медицинских данных, которые являются оцифрованным артефактом реальной клинической практики, и обладают большим потенциалом для проведения широкого спектра клинико-практических исследований при относительно невысоких затратах [4, 5].

Накапливаемые в ЭМК данные становятся источником и драйвером для развития других направлений цифровой трансформации, таких как внедрение систем поддержки принятия врачебных решений (СППВР), созданных в том числе с использованием технологий искусственного интеллекта (ИИ), переход на управление на основе данных, исследования и принятие решений на основе данных реальной клинической практики (RWD) и т.д. [6].

Данные ЭМК представляют собой фактическую информацию о состоянии здоровья пациента, процессе его лечения и результатах лечения. Эти факты могут быть представлены в виде демографических данных пациента, диагнозов, протоколов врачебных осмотров, лабораторных, инструментальных и патологоанатомических исследований, выполненных процедур и операций, записей о лекарственных назначениях и рекомендациях и т.д. Как правило, медицинские работники регистрируют вышеперечисленную информацию в виде электронных медицинских записей с помощью форм и шаблонов. Степень структуризации записей зависит от реализации МИС и требований к ведению

медицинской документации в МО в регионе. Вместе с этим применяются и такие способы внесения данных в ЭМК, как автоматическая передача из медицинских изделий, сканирование бумажных носителей, а также средства преобразования речи в текст [7].

Известно, что с учетом многолетней истории исследований, практических разработок и, в итоге, внедрения ЭМК в практическое здравоохранение, качество данных (КД), собираемых в ЭМК, имеет различный уровень. В некоторых случаях, несмотря на формальное ведение ЭМК, накопленные в них сведения являются непригодными для повторного использования, включая работу СППВР или управления на основе данных.

Например, в ряде случаев отмечается отсутствие временных меток у записей, неподобные записи, значения, выходящие за пределы допустимых диапазонов, дубликаты и т.д. Проблемы с КД, особенно в ЭМК, являются следствием многих человеческих и технических факторов, таких как высокая загруженность медицинского персонала на работе, неточный сбор данных, ложные сведения от пациентов и небрежное ведение документации [8–10]. Другие факторы, такие как вариации клинической практики и отсутствие четких протоколов сбора данных, не интуитивный дизайн МИС, а также организационные факторы, такие как нарушение рабочего процесса, ротация персонала, разный уровень навыков работы с компьютером у персонала и неправильное использование, например, практика копирования и вставки, также непреднамеренно способствуют сбору некачественных медицинских данных [11–14].

Под КД подразумевается соответствие данных потребностям и ожиданиям потребителей, включая другие информационные системы, предназначенные для анализа и интерпретации данных из ЭМК. Таким образом, данные обладают высоким или низким качеством, если они, соответственно, пригодны или непригодны к последующему использованию. Следовательно, методология оценки КД ЭМК напрямую зависит от целей использования этих данных [15].

Отечественные исследователи давно обращают внимание на важность работ в области КД ЭМК [16–18]. Тем не менее, несмотря на некоторое количество публикаций, посвященных

проблемам в области КД и управления данными, направление ОКД в области здравоохранения в РФ развито недостаточно.

К сожалению, цена проблем с КД ЭМК как правило высока, что может негативно сказываться на безопасности пациентов, качестве лечения, эффективности управления ресурсами и достоверности клинических исследований. Сегодня многие медицинские ошибки имеют в качестве первопричины ошибки в данных [19]. Ошибки в данных также влияют на координацию медицинской помощи и ставят под угрозу операционную эффективность, затрудняя отслеживание успешности программ и реагирование на возникающие угрозы [20, 21].

Кроме того, клинические исследования и инструменты поддержки принятия решений, основанные на данных ЭМК, также несут большие затраты на подготовку данных, при этом все равно оставаясь в зоне высоких рисков получения недостоверных результатов [22–25]. Кроме того, растет объем непригодных для использования данных ЭМК. Учитывая критическую значимость этих проблем, связанных с КД, и высокую частоту повторного использования данных ЭМК, меры по обеспечению того, чтобы имеющиеся данные ЭМК были пригодны для дальнейшего анализа и соответствовали предполагаемым целям использования, являются крайне важными.

В предыдущих работах отмечалось, что обеспечение пригодности тех или иных данных для использования в целом включает четыре основных этапа: определение, измерение, анализ и совершенствование [26–28], как показано на рис. 1.

Первый этап – Определение: обычно фокусируется на определении контекста использования, элементов данных, представляющих интерес, проблем данных или измерений, которые необходимо исследовать.

Второй этап – Измерение: нужен для определения состояния КД набора данных. Обычно он включает в себя выявление проблем в наборе данных и составление отчета о состоянии набора данных на основе критериев. Результатом этапа измерения обычно является отбор записей с проблемами в данных и расчет метрик, отображающих степень выявленных проблем с данными в наборе.

Третий этап – Анализ: подразумевает оценку выявленных проблем, в том числе их влияния на результат использования данных.



Рисунок 1 — Типичная схема оценки и управления качеством данных.

Четвертый этап – Совершенствование: включает в себя мероприятия по улучшению или повышению пригодности данных для использования по назначению.

Во многих случаях об ошибках в данных редко сообщают или даже не признают их, когда они происходят. Между тем, оценка КД (ОКД), включающая четыре вышеперечисленных этапа, гарантирует что имеющиеся данные ЭМК являются полными, непротиворечивыми и пригодными для последующего использования. Кроме того, потребители данных ЭМК могут извлечь из ОКД множество потенциальных выгод, включая организацию мер по повышению качества ведения ЭМК, повышение эффективности инструментов сбора данных, снижение затрат на подготовку данных ЭМК к анализу, обеспечение четкой интерпретации результатов и углубление знаний о заболеваниях и методах лечения [19, 29].

В последнее десятилетие было предложено несколько методов ОКД ЭМК [30–33]. Однако многие организации не используют научно-обоснованные и универсальные методики ОКД ЭМК, предпочитая проводить эту работу в ручном режиме, в основном путем внутренних аудитов и аналитических обзоров, требующих значительных человеческих ресурсов и времени, что не подходит для больших объемов накопленных данных или ситуаций, когда время ограничено [34–36]. Кроме того, результаты таких специальных оценок трудно воспроизводимы и субъективны, поскольку они часто проводятся непоследовательно, а оценщики отличаются по уровню навыков и знаний [37, 38].

В связи с этим возникает потребность в надежных и автоматизированных инструментах ОКД ЭМК, основанных на комплексной и научно-обоснованной (основанной на научных публикациях в рецензируемых журналах) методике, позволяющей оценить влияние имеющихся в ЭМК проблем и управлять рисками использования данных ЭМК. Это требование становится еще более актуальным в настоящее время, когда все чаще звучат призывы к повышению прозрачности и доверия к управлению системой здравоохранения [19, 30, 39].

ЦЕЛИ ИССЛЕДОВАНИЯ

Целью данного обзора стало изучение и обобщение предложенных в научной литературе компонентов, необходимых для реализации процессов ОКД ЭМК.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Для поиска релевантных источников информации были использованы 4 электронные библиографические базы данных: PubMed, Web of Science, Scopus и РИНЦ. В поисковом запросе применялись строки «Data quality assessment of Electronic health records» и «Оценка качества данных электронных медицинских карт». Период поиска: все публикации до 01.03.2024.

Была обнаружено 37 публикаций. После анализа названий и резюме для пристального изучения отобрано 9 публикаций по тематике ОКД ЭМК.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Одной из первых работ по теме исследования стала методика Weiskopf и др., которые в 2013 г. [30] предложили использовать 5 критериев качества ЭМК:

1. Полнота (completeness): наличие данных в ЭМК;
2. Корректность (correctness): правдивость данных в ЭМК;
3. Согласованность (concordance): соответствие между элементами внутри ЭМК и между ЭМК и другими источниками данных;
4. Правдоподобность (plausibility): степень, в которой данные ЭМК имеют смысл в широком медицинском контексте (не противоречат общепринятым медицинским знаниям);
5. Актуальность (currency): точность данных ЭМК в тот период времени, когда они были

записаны, и насколько актуальны сейчас эти данные [5, 30].

По данным обзора Lewis A. и др. (2023) именно критерии, предложенные Weiskopf и др., стали наиболее часто оцениваемыми критериями КД ЭМК в изученных авторами источниках: полнота (completeness), корректность (correctness), согласованность (concordance), актуальность (currency), правдоподобность (plausibility). Также авторы систематизировали способы оценки этих критериев, которые приведены далее. Полнота оценивалась путем сравнения с: 1) другим набором данных в рамках ЭМК или вне ее; 2) золотым стандартом. Для оценки корректности использовался метод согласования элементов данных. Согласованность оценивалась чаще всего с помощью взаимного анализа элементов данных или согласования источников данных. Актуальность чаще всего оценивалась с помощью просмотра журнала регистрации, но также использовались согласование элементов данных и сравнение распределений. Правдоподобность чаще всего оценивалась путем сравнения распределений. Авторы отметили также соответствие (conformance) и смещение (bias), или неслучайный пропуск, в качестве дополнительных критериев ОКД. Соответствие оценивалось с помощью структурного согласования (соответствие определенной структуре или формату данных). Смещение оценивалось чаще всего с помощью согласования элементов данных [40].

Kahn и др. (2016) [41] пришли к выводу, что текущая литература по ОКД ЭМК непоследовательна в использовании терминов, описывающих сложные многомерные аспекты КД. Отсутствие гармонизированных определений КД затрудняет понимание и сравнение результатов ОКД, полученных по различным методикам. Стандартизация терминов и методов, используемых для ОКД, а также показателей и форм отчетности, используемых для представления результатов ОКД, необходимы для улучшения понимания и повышения прозрачности собранных данных и результатов ОКД.

Авторы предприняли попытку стандартизации и гармонизации терминов и определений ОКД. Они разделили показатели измерения КД на три категории и среди них выделили подкатегории. Эти категории с примерами показаны в таблице 1.

Таблица 1 — Термины и определения ОКД с примерами [41]

Верификация		Валидация	
Определение	Пример	Определение	Пример
Соответствие: соответствуют ли значения данных указанным стандартам и форматам?			
Соответствие значений			
а. Значения данных соответствуют внутренним ограничениям формата. б. Значения данных соответствуют допустимым значениям или диапазонам.	а. Пол – это только один символ. б. Пол имеет только значения «М» или «Ж».	а. Значения данных соответствуют ограничениям, основанным на внешних стандартах.	а. Значения для основного языка соответствуют стандартам ISO.
Соответствие отношений			
а. Значения данных соответствуют ограничениям отношений. б. Уникальные (ключевые) значения данных не дублируются. с. Изменения в модели данных или версионирование модели данных.	а. Номер медицинской карты пациента связан с другими таблицами, если есть необходимость. б. Номер медицинской карты присваивается одному пациенту. с. Данные версии 1 не включают в себя время выписки.	а. Значения данных соответствуют ограничениям, основанным на внешних стандартах.	а. Значения данных соответствуют всем требованиям not null в общем формате обмена данными между различными учреждениями.
Соответствие вычислений			
а. Вычисленные значения соответствуют вычислительным или программным спецификациям.	а. Значения индекса массы тела (ИМТ) из базы данных и вычисленные с помощью прямого расчета, идентичны.	а. Вычисленные результаты, основанные на опубликованных алгоритмах, дают значения, совпадающие с проверочными значениями, предоставленными внешним источником.	а. Вычисленные перцентили ИМТ дают идентичные значения по сравнению с результатами тестов и предоставленными значениями.
Полнота: присутствуют ли значения данных?			
а. Отсутствие значений данных в конкретный момент времени соответствует ожиданиям. б. Отсутствие изменений значений данных со временем соответствует ожиданиям.	а. Переменная идентификатора имеет недостающие значения. б. Пол не должен быть равен null. с. Время медицинской выписки отсутствует в течение трех дней подряд.	а. Отсутствие значений данных в какой-то момент времени согласуется с проверенными эталонами или внешними источниками. б. Отсутствие изменения значений данных со временем согласуется с надежными эталонами или внешними источниками.	а. В текущей переменной идентификатора отсутствует в два раза больше значений, чем в валидированной базе данных. б. Снижение количества кодов МКБ-9 соответствует внедрению МКБ-10
Правдоподобность: правдоподобны ли значения данных?			
Уникальность			
а. Значения данных, идентифицирующие один объект, не дублируются.	а. Пациенты из одного учреждения не имеют нескольких идентификаторов.	а. Значения данных, идентифицирующие один объект во внешнем источнике, не дублируются.	а. Идентификатор учреждения не относится к нескольким учреждениям.

Таблица 1 — Термины и определения ОКД с примерами [41] (продолжение)

Верификация		Валидация	
Определение	Пример	Определение	Пример
Вневременное правдоподобие			
<p>а. Значения и распределения данных согласуются с внутренними измерениями или частными знаниями.</p> <p>б. Значения и распределения данных согласуются для независимых измерений.</p> <p>с. Логические отношения между значениями согласуются с частными или общепринятыми знаниями (включает «ожидаемые» пропуски).</p> <p>д. Значения повторных измерений одного и того же факта демонстрируют ожидаемую изменчивость.</p>	<p>а. Показатели роста и веса положительные.</p> <p>б. Количество уникальных пациентов по диагнозам соответствует ожиданиям</p> <p>с. Распределение приемов на одного пациента или распределение лекарств на один прием соответствует ожиданиям</p> <p>д. Измерение уровня глюкозы в сыворотке крови соответствует измерению уровня глюкозы с помощью тест-полоски.</p> <p>е. Оральная и аксиллярная температуры схожи.</p> <p>ф. Половые признаки согласуются с контекстом, специфическим для данного пола (беременность, рак простаты).</p> <p>г. Значения роста одинаковы при измерении двумя разными медсестрами в одном и том же учреждении с использованием одного и того же оборудования.</p>	<p>а. Значения и распределения данных (включая распределения по подгруппам) согласуются с проверенными эталонами или внешними источниками.</p> <p>б. Аналогичные значения для идентичных измерений получены из двух независимых баз данных, представляющих одни и те же наблюдения с одинаковой достоверностью.</p> <p>с. Две зависимые базы данных (например, база данных 1 и база данных 2, дают одинаковые значения для идентичных переменных.</p>	<p>а. Показатели HbA1c, полученные в больнице и референс-лаборатории, статистически схожи при одинаковых условиях.</p> <p>б. Распределение пациентов с диагнозами сердечно-сосудистых заболеваний соответствует показателям CDC* для тех же возрастных и половых групп</p> <p>с. Коды диабета по МКБ-9 совпадают в двух независимых базах данных, обслуживающих схожие группы населения.</p> <p>д. Зафиксированная дата рождения соответствует регистрационным данным одного и того же пациента.</p>
Временное правдоподобие			
<p>а. Наблюдаемые или полученные значения соответствуют ожидаемым временным характеристикам.</p> <p>б. Последовательности значений, представляющие переходы состояний, соответствуют ожиданиям.</p> <p>с. Показатели плотности значений данных по отношению к знаменателю, ориентированному на время, будут основаны на внутренних знаниях.</p>	<p>а. Дата поступления меньше даты выписки.</p> <p>б. Дата первичной вакцинации предшествует дате ревакцинации.</p> <p>с. Аналогичное количество наблюдений за пациентами между циклами извлечение-преобразование-загрузка.</p> <p>д. Количество посещений отделений неотложной помощи по месяцам показывает ожидаемый всплеск в сезон гриппа.</p> <p>е. Количество приемов лекарств на пациента в день соответствует ожидаемому.</p>	<p>а. Наблюдаемые или полученные значения имеют схожие временные характеристики по одному или нескольким внешним золотым стандартам.</p> <p>б. Последовательность значений, которые представляют собой переходы состояний, похожи на внешние золотые стандарты.</p> <p>с. Ожидается, что показатели плотности значений данных по отношению к знаменателю, ориентированному на время, будут основаны на внешних знаниях.</p>	<p>а. Продолжительность пребывания по типам амбулаторных процедур соответствует данным Medicare для аналогичных групп населения.</p> <p>б. Последовательность вакцинаций соответствует рекомендациям CDC.</p> <p>с. Подсчет количества посещений отделения неотложной помощи по месяцам показывает всплеск в сезон гриппа и совпадает с данными местных отделов здравоохранения.</p> <p>д. Лекарства на один пациент-день соответствуют заявленным данным.</p>

Примечание: * – Centers for Disease Control and Prevention.

Категория «Соответствие» (conformance) фокусируется на критериях ОКД, которые описывают соответствие представления данных внутреннему или внешнему формату, синтаксическим или структурным ограничениям. Данная категория соответствия часто используется в документе, называемом «словарем данных», в котором описан предполагаемый формат и допустимые значения для каждого элемента данных. Соответствие разделено на три подкатегории: соответствие значений, соответствие отношений и соответствие вычислений. Соответствие значений определяет, соответствуют ли записанные элементы данных заранее определенной архитектуре, управляемой ограничениями. Соответствие отношений определяет, соответствуют ли записанные элементы данных дополнительным структурным ограничениям, налагаемым физической структурой базы данных, в которых хранятся значения данных, например, таким как ограничение на возможность полям данных принимать значение null, отношениям первичного и внешнего ключа. Соответствие вычислений определяет, используются ли вычисления для создания производных переменных из существующих, и соответствуют ли выходные значения вычислений техническим и функциональным спецификациям.

Категория «Полнота» (completeness) фокусируется на характеристиках, которые описывают частоту появления атрибутов данных в наборе данных без привязки к их значениям. Показатели полноты оценивают отсутствие данных в одном или нескольких моментах во времени, без привязки к их структуре или правдоподобию, которые оцениваются в категориях соответствия и правдоподобия.

Категория «Правдоподобие» (plausibility) фокусируется на характеристиках, которые описывают правдоподобность значений данных. Для этой категории правдоподобие определяется значением переменной, помещенной в контекст других переменных или во временную последовательность (т.е., например, лечению пациента по поводу заболевания должен предшествовать соответствующий диагноз). В отличие от соответствия и полноты, которые фокусируются только на структуре и наличии переменных, правдоподобие фокусируется на фактических значениях переменных, их

распределении и взаимосвязи с другими переменными. Правдоподобие подразумевает наличие приемлемого диапазона значений переменных и их распределения, а не требует подтверждения точного значения. Правдоподобие имеет подкатегории уникальности, вневременности и временности. Подкатегория уникальности предназначена для определения того, являются ли объекты (сущности, наблюдения, факты) в данных несколько раз. Дублирование часто возникает, когда объединяются разрозненные потоки данных или вследствие ошибок извлечения данных. Вневременная подкатегория определяет, согласуются ли наблюдаемые значения данных и их распределения с «общепринятыми» знаниями, надежными внешними источниками или золотым стандартом. Примеры включают физические величины, которые не могут быть отрицательными, не могут превышать возможные границы или (в медицине) представлять физиологически невозможные состояния. Вневременная подкатегория также фокусируется на наблюдаемых взаимосвязях между независимыми переменными, которые должны иметь ожидаемые или известные взаимосвязи. Временная подкатегория направлена на определение того, как изменяются значения переменных во времени, и происходит ли это ожидаемым образом (сохраняются ли значения с течением времени, как ожидалось, происходят ли последовательности событий, как ожидалось). В медицинских данных наблюдаемыми временными свойствами могут быть временные циклы, такие как суточные колебания, циклические схемы лечения, рецидивы, повторяющиеся вспышки заболеваний [41].

В отличие от Weiskopf и Lewis, Kahn дает более развернутые определения критериев оценки КД. Категории «Соответствие» и «Полнота» у Kahn и Lewis аналогичны. Категория «Правдоподобие» у Kahn соответствует категориям «Корректность», «Правдоподобие» и «Актуальность» у Lewis. У Kahn нет категорий «Смещение» и «Согласованность». Категория «Смещение» у Lewis ближе всего к категории «Полнота» у Kahn. В то же время категорию «Согласованность» у Lewis трудно сопоставить с какой-либо категорией у Kahn.

Ozonze O. и др. (2023) определили характеристики, необходимые для внедрения системы ОКД ЭМК, которые были сгруппированы в пять

категорий [42]. Первые четыре категории соответствуют схеме на рисунке 1:

1. Определение задач ОКД (КД-задача);
2. Получение измерений, используемых для оценки определенных задач ОКД (КД-измерения);
3. Сбор и обработка целевых данных (КД-данные);
4. Механизмы реализации мер (КД-механизмы);
5. Механизмы фиксации результатов (КД-отчет).

КД-задача описывает требования для проведения ОКД, которые могут быть определены заинтересованными сторонами, внутренними или внешними по отношению к человеку или организации, осуществляющей ОКД, такими как потребители данных, разработчики программ, производители данных и др. Типичные элементы КД-задачи включают требования, непосредственно связанные с качеством, такие как измерения для исследования (КД- измерения), элементы данных, представляющие интерес, и метрики для определения того, достаточно ли хорош набор данных для предполагаемого случая использования (КД-метрики). Требования КД-задачи могут также включать, например, как она должна выполняться, периодичность, с которой она должна выполняться, должна ли она проводиться по требованию или в определенные промежутки времени, например, в конце каждого дня. Как правило, КД-задача направлена на оценку одного или нескольких КД-измерений в заданном наборе данных. Как было отмечено в данном исследовании [42], определения этих КД-измерений часто варьируются и берутся из различных источников, включая экспертов в данной области, обзоры литературы и т.д.

Выбор КД-измерений для оценки – еще один критический момент при постановке КД-задач, поскольку определенные КД-измерения могут быть применимы только для элементов данных определенной области и типа данных. Аналогичным образом маловероятно, что программы ОКД смогут оценить все возможные КД-измерения по всем доступным элементам данных особенно для больших наборов данных ЭМК. Некоторые требуемые КД-измерения могут быть недоступны или слишком сложны для внедрения. Кроме того, наборы данных с большим количеством атрибутов, сложными типами

данных, такими как изображения, и большими размерами могут потребовать больше ресурсов, чем позволяет доступный КД-механизм. Поэтому в таких сценариях для повышения эффективности ОКД необходимо найти компромисс между КД-измерениями, элементами данных, временем и возможностями КД-механизма. Примерами таких компромиссов могут быть фокусировка на элементах данных, необходимых для предполагаемых сценариев использования или имеющих больший вес в отношении их вклада в общее качество набора данных.

В зависимости от поставленной цели КД-задача может включать метрику и порог для определения того, достаточно ли хорош целевой набор данных для предполагаемого использования. Эта метрика (КД-метрика), представляющая собой совокупный балл, может быть количественной (например, количество), простое соотношение (например, процент), категориальной (например, ординальной, логической) или другой сложной метрикой [42].

КД-измерение обычно включает одно или несколько сравнений, касающихся содержания элементов данных, их происхождения, свойств (например, типа, формата) и референсных элементов на разных уровнях данных (ячейка, запись, таблица). Референсными элементами могут быть любые значения, содержащиеся в других элементах данных в том же наборе, результаты других КД-измерений и явно определенные значения, такие как числа, логические выражения, текст, диапазоны значений и регулярные выражения. Тип данных оцениваемого элемента данных может определять тип требуемого референсного элемента. Например, для оценки элементов данных типа «число», скорее всего, будет использоваться проверка диапазона.

Обычные сравнения включают оценку соответствия значений, например, наличие значений, соответствие определенным характеристикам, точность, допустимые диапазоны, функциональные зависимости и причинно-следственные связи. Они также могут включать оценку согласованности с другими источниками данных, такими как предыдущая копия тех же данных, а также другие наборы данных в одной или разных МИС. При проведении КД-измерений с использованием разрозненных наборов данных необходимо

учитывать, что наборы данных могут иметь синтаксические и семантические различия. И хотя существуют различные функции преобразования и инструменты для нормализации наборов данных, чрезмерные преобразования могут завысить или занижить оценку КД-измерений.

Кроме того, как уже говорилось ранее, КД-измерения применяются к определенным уровням данных (ячейка, поле, запись, таблица). Например, при оценке соответствия значений КД-измерения могут быть направлены на отдельные ячейки данных в записях, в частности проверка соответствия отдельных ячеек данных таким требованиям, как тип и формат данных. Аналогичным образом, некоторые КД-измерения применяются на уровне поля, сравнивая результаты агрегирования выбранных наблюдений (записей) в этом поле с эталонной информацией, например, выявление одновариантных выбросов и оценка избыточности. Другие методы предполагают использование нескольких элементов данных на уровне записей, например, выявление нарушений функциональной зависимости и согласование нескольких переменных (как вариант, полей, содержащих диагнозы и концепции лечения). Кроме того, несколько элементов данных можно сравнивать между агрегированными записями, например, сравнивая значение элемента данных с последовательными значениями тех же полей для данного субъекта, чтобы определить, не изменились ли значения с течением времени. Также возможно, чтобы КД-измерения применялись на уровне таблицы, и чтобы несколько КД-измерений объединялись с помощью логических связей типа AND, OR и NOT для проведения сложных КД-измерений [42].

Еще одним фактором является размер набора данных, поскольку он не всегда позволяет

своевременно, экономично или безопасно проверять каждую запись в наборе. Поэтому вместо оценки всего набора данных можно выбрать подмножество исходных данных, используя стратегии выборки и рандомизации [29, 43]. Однако результаты оценки не всегда отражают КД-статус набора данных. Кроме того, определение подходящего размера выборки данных, достаточной для оценки состояния всего набора данных, может оказаться сложной задачей [43].

Данные ЭМК не всегда имеют одинаковую структуру и в таких случаях может потребоваться трансформация данных для преобразования исходных данных, особенно неструктурированных, в формат, подходящий для целевых КД-измерений [26, 44].

КД-отчет обеспечивает обратную связь, позволяющую заинтересованным сторонам оценивать свои наборы данных, и может включать рекомендации по улучшению КД. Типичный КД-отчет может содержать набор записей, удовлетворяющих оцениваемым КД-измерениям, баллы КД-метрик и другие данные, например, рекомендации по улучшению КД. Эти результаты могут быть доведены до сведения заинтересованных сторон с использованием предпочтительных методов предоставления информации, таких как таблицы и графики, которые позволяют быстро провести анализ. КД-отчеты также могут быть экспортированы или сохранены для последующего анализа.

КД-механизм – это программа, процесс или инструмент, используемый для реализации различных видов деятельности, связанных с выполнением КД-задачи. Общие характеристики КД-механизма были сгруппированы по категориям возможности настройки, удобства использования, масштабируемости, производительности и безопасности, как показано ниже в таблице 2 [42].

Таблица 2 — Пример характеристик КД-механизма [42]

Характеристика	Описание
Возможность настройки	Позволяет пользователям персонализировать, адаптировать или расширить процесс ОКД в соответствии с их требованиями или средой
Удобство использования	Позволяет пользователям эффективно и результативно выполнять задачи
Масштабируемость	Позволяет системе устойчиво реагировать на изменения в количестве доступных ресурсов, наборах данных или окружении
Производительность	Обеспечение удовлетворительного уровня отклика и стабильности системы при заданных рабочих нагрузках
Безопасность	Позволяет удовлетворить требования по безопасности, такие как конфиденциальность и защита прав собственности

В отличие от Weiskopf, Lewis и Kahn, в части критериев КД (КД-измерений) Ozonze [42] делает акцент не на терминологии и определениях, а на выборе критерия в зависимости от задачи, типа и уровня данных.

ОБСУЖДЕНИЕ

Анализ литературы показал, что организации, использующие данные ЭМК, все больше осознают присущие им проблемы качества. Он также подтверждает растущее внимание к автоматизации ОКД ЭМК, вызванное главным образом необходимостью помочь исследователям подготовить данные ЭМК для решения исследовательских задач. Однако в настоящее время лишь несколько программ ОКД направлены на повышение КД в исходных ЭМК, что крайне важно для предотвращения медицинских ошибок и улучшения электронной документации. Последнее можно объяснить тем, что имеющиеся программы ОКД не настолько надежны, как хотелось бы, и сосредоточены на таких аспектах КД, как полнота и соответствие значений, которые можно считать тривиальными для реализации и которые в настоящее время поддерживаются различными инструментами интеграции и анализа данных. Кроме того, неструктурированные форматы данных, такие как текст и изображения, которые составляют большую часть данных, хранящихся в ЭМК [45], являются более сложными для анализа с точки зрения вычислений [46] и поэтому редко поддерживаются. Аналогичным образом, многие из предложенных методик ОКД тесно связаны с существующей инфраструктурой и доступны только для пользователей одной организации или какой-то одной системы ведения ЭМК. Некоторые из них также слишком техничны, лишены интерактивности и для работы с инструментом ОКД требуют от пользователей знаний о хост-системах и дополнительных языках программирования, например, знания R [47, 48]. Кроме того, они не проходят адекватной валидации, а значит не готовы для общего клинического использования.

Эти ограничения еще больше подчеркивают сложность разработки методики оценки качества ЭМК. Не было выявлено недостатка в работах, в которых обсуждаются теории ОКД, лучшие практики и другие концепции, связанные с

ОКД. Например, в нескольких концепциях, таких как концепция Total Data Quality Management (TDQM), описаны лучшие практики для улучшения общего КД и проведения ОКД с общей точки зрения [26, 27, 49–52], а в некоторых других – непосредственно для данных ЭМК [30, 39, 53, 54]. Однако остается неясным, как многочисленные теоретические концепции могут быть реализованы на практике. Например, многие существующие работы сосредоточены на стандартизации параметров КД и определении потенциальных методов оценки, но они не дают четкого представления о том, как эти методы могут быть внедрены в реальных условиях. Кроме того, лишь немногие исследования посвящены другим важнейшим аспектам ОКД: управлению данными [33, 43, 55], отчетности и применению результатов [56, 57]. Концепции также обсуждаются изолированно и, следовательно, содержат конкурирующие и неоднозначные термины, что вносит путаницу и затрудняет их практическое применение [58, 59].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Данные ЭМК являются важнейшим компонентом современной системы здравоохранения и должны быть достаточно качественными, чтобы поддерживать лечебный процесс, а также быть пригодными для повторного использования, включая работу СППВР, применение технологий ИИ и управления на основе данных. Для обеспечения этого были предложены различные стратегии, в том числе ОКД ЭМК, для выявления и устранения проблем в данных. Тем не менее, в настоящий момент отсутствуют комплексные методики и инструменты для получения надежных и воспроизводимых оценок КД ЭМК, как минимум для РФ. В свете этого мы изучили литературу, чтобы устранить этот пробел и определить важные аспекты для разработки и внедрения новых методов и инструментов ОКД ЭМК.

Полученные нами результаты свидетельствуют о том, что автоматизация оценки качества ЭМК должна быть построена на основе адекватной и пригодной для сравнений методики, которая в свою очередь может быть разработана с учетом сделанных ранее в литературе предложений. Однако, как представляется, в целом отсутствует ясность в отношении процессов

ОКД ЭМК, что обусловлено контекстуальным характером требований к ОКД, неоднородностью данных ЭМК и сложностью разработки измерений для проверки наборов данных. Еще более тревожным является то, что качество процесса ОКД ЭМК неизвестно, и нет обязательств по сертификации того, что инструменты ОКД измеряют то, для чего они предназначены. Кроме того, растет спрос на универсальные проверки, применимые в различных контекстах. Организациям в сфере здравоохранения, которые планируют разработку и применение инструментов

ОКД ЭМК, будет полезен этот обзор, поскольку мы обобщили существующие компоненты, необходимые для реализации процессов ОКД. Мы также ожидаем, что эта работа поможет устранить путаницу в вопросах управления КД ЭМК и предоставит руководство, необходимое для разработки эффективных программ для проведения ОКД.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов (The authors declare no conflict of interest).

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Warren LR, Clarke J, Arora S, et al. Improving data sharing between acute hospitals in England: an overview of health record system distribution and retrospective observational analysis of inter-hospital transitions of care. *BMJ Open* 2019; 9: e031637. doi: 10.1136/bmjopen-2019-031637.
2. Atasoy H, Greenwood BN, McCullough JS. The Digitization of Patient Care: A Review of the Effects of Electronic Health Records on Health Care Quality and Utilization. *Annu Rev Public Health*. 2019; 40: 487-500. doi: 10.1146/annurev-publhealth-040218-044206.
3. Häyrynen K, Saranto K, Nykänen P. Definition, structure, content, use and impacts of electronic health records: a review of the research literature. *Int J Med Inform*. 2008; 77(5): 291-304. doi: 10.1016/j.ijmedinf.2007.09.001.
4. Meystre SM, Lovis C, Bürkle T et al. Clinical Data Reuse or Secondary Use: Current Status and Potential Future Progress. *Yearb Med Inform*. 2017; 26(1): 38-52. doi: 10.15265/IY-2017-007.
5. Goldstein BA, Navar AM, Pencina MJ, Ioannidis JP. Opportunities and challenges in developing risk prediction models with electronic health records data: a systematic review. *J Am Med Inform Assoc*. 2017; 24(1): 198-208. doi: 10.1093/jamia/ocw042.
6. Topol E. The Topol Review Preparing the Healthcare Workforce to Deliver the Digital Future. 2019: 1-48.
7. Vuokko R, Mäkelä-Bengs P, Hyppönen H, Doupi P. Secondary use of structured patient data: interim results of a systematic review. *Stud Health Technol Inform*. 2015; 210: 291-5.
8. Collins SA, Bakken S, Vawdrey DK, et al. Clinician preferences for verbal communication compared to EHR documentation in the ICU. *Appl Clin Inform*. 2011; 2(2): 190-201. doi: 10.4338/ACI-2011-02-RA-0011.
9. Salomon RM, Blackford JU, Rosenbloom ST et al. Openness of patients' reporting with use of electronic records: psychiatric clinicians' views. *J Am Med Inform Assoc*. 2010; 17(1): 54-60. doi: 10.1197/jamia.M3341.
10. Peivandi S, Ahmadian L, Farokhzadian J, Jahani Y. Evaluation and comparison of errors on nursing notes created by online and offline speech recognition technology and handwritten: an interventional study. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2022; 22(1): 96. doi: 10.1186/s12911-022-01835-4.
11. Colin NV, Cholan RA, Sachdeva B et al. Understanding the Impact of Variations in Measurement Period Reporting for Electronic Clinical Quality Measures. *EGEMS (Wash DC)*. 2018; 6(1): 17. doi: 10.5334/egems.235.
12. Bowman S. Impact of electronic health record systems on information integrity: quality and safety implications. *Perspect Health Inf Manag*. 2013; 10(Fall): 1c.
13. O'Donnell HC, Kaushal R, Barrón Y, et al. Physicians' attitudes towards copy and pasting in electronic note writing. *J Gen Intern Med*. 2009; 24(1): 63-8. doi: 10.1007/s11606-008-0843-2.
14. Coleman N, Halas G, Peeler W, et al. From patient care to research: a validation study examining the factors contributing to data quality in a primary care electronic medical record database. *BMC Fam Pract*. 2015; 16: 11. doi: 10.1186/s12875-015-0223-z.
15. ДАМА-DMBOK: Свод знаний по управлению данными. 2-е изд. 2020. Dama International [пер. с англ. Г. Агафонова]. М.: Олимп-Бизнес, 2020. 828 с.: ил. [DAMA-DMBOK: Svod znanij po upravleniyu dannymi. 2-e izd. 2020. Dama International [per. s angl. G. Agafonova]. М.: Олимп-Бизнес, 2020. 828 p.: il. (In Russ.)]

16. Любичын В.Н. Повышение качества данных в контексте современных аналитических технологий // Вестник ЮУрГУ. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. – 2012. – №23. [Ljubicyн VN. Povyshenie kachestva dannyh v kontekste sovremennyh analiticheskikh tehnologij. Vestnik JuUrGU. Serija: Komp'juternye tehnologii, upravlenie, radiojelektronika. 2012; 23. (In Russ.)]
17. Килимова А.Д. Потоки данных в легкой промышленности // Компетентность. – 2022. – №3. [Kilimova AD. Potoki dannyh v legkoj promyshlennosti. Kompetentnost'. 2022; 3. (In Russ.)]
18. Афанасьев А.А., Кудинов В.А. Использование онтологического подхода для извлечения ожиданий к качеству данных корпоративных хранилищ // Экономика. Информатика. – 2022. – №49(3). – С.566-574. [Afanas'ev AA, Kudinov VA. Ispol'zovanie ontologicheskogo podhoda dlja izvlechenija ozhidaniy k kachestvu dannyh korporativnyh hranilishh. Jekonomika. Informatika. 2022; 49(3): 566-574. (In Russ.)] doi: 10.52575/2687-0932-2022-49-3-566-574.
19. Elliott RA, Camacho E, Jankovic D, et al. Economic analysis of the prevalence and clinical and economic burden of medication error in England. *BMJ Qual Saf.* 2021; 30(2): 96-105. doi: 10.1136/bmjqs-2019-010206.
20. Zozus MN, Penning M, Hammond WE. Factors impacting physician use of information charted by others. *JAMIA Open.* 2019; 2(1): 107-114. doi: 10.1093/jamiaopen/ooy041.
21. Munyisia EN, Reid D, Yu P. Accuracy of outpatient service data for activity-based funding in New South Wales, Australia. *Health Inf Manag.* 2017; 46(2): 78-86. doi: 10.1177/1833358316678957.
22. Kaplan B. How Should Health Data Be Used? *Camb Q Healthc Ethics.* 2016; 25(2): 312-29. doi: 10.1017/S0963180115000614.
23. Nouraei SA, Virk JS, Hudovsky A, et al. Accuracy of clinician-clinical coder information handover following acute medical admissions: implication for using administrative datasets in clinical outcomes management. *J Public Health (Oxf).* 2016; 38(2): 352-62. doi: 10.1093/pubmed/fdv041.
24. Feldman K, Faust L, Wuet X, et al. Beyond volume: The impact of complex healthcare data on the machine learning pipeline *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics).* 2017; 10344 LNAI: 150-169.
25. Hanauer DA, Mei Q, Vydiswaran VGV, et al. Complexities, variations, and errors of numbering within clinical notes: the potential impact on information extraction and cohort-identification. *BMC Med Inform Decis Mak.* 2019; 19(3): 75. doi: 10.1186/s12911-019-0784-1.
26. Batini C, Francalanci C, Cappiello C, Maurino A. Methodologies for data quality assessment and improvement. *ACM computing surveys (CSUR).* 2009; 41(3): 16.
27. Wang RY. A product perspective on total data quality management. *Communications of the ACM.* 1998; 41(2): 58-66. doi: 10.1145/269012.269022.
28. Veiga AK, Saraiva AM, Chapman AD, et al. A conceptual framework for quality assessment and management of biodiversity data. *PLoS One.* 2017; 12(6): e0178731. doi: 10.1371/journal.pone.0178731.
29. WHO, Data Quality Assessment of National and Partner Hiv Treatment and Patient Monitoring Systems. 2018. August: 1-68.
30. Weiskopf NG, Weng C. Methods and dimensions of electronic health record data quality assessment: enabling reuse for clinical research. *J Am Med Inform Assoc.* 2013; 20(1): 144-51. doi: 10.1136/amiajnl-2011-000681.
31. Feder SL. Data Quality in Electronic Health Records Research: Quality Domains and Assessment Methods. *West J Nurs Res.* 2018; 40(5): 753-766. doi: 10.1177/0193945916689084.
32. Reimer AP, Milinovich A, Madigan EA. Data quality assessment framework to assess electronic medical record data for use in research. *Int J Med Inform.* 2016; 90: 40-7. doi: 10.1016/j.ijmedinf.2016.03.006.
33. Kahn MG, Raebel MA, Glanz JM, et al. A pragmatic framework for single-site and multisite data quality assessment in electronic health record-based clinical research. *Med Care.* 2012; 50(0): S21-9. doi: 10.1097/MLR.0b013e318257dd67.
34. Muthee V, Bochner AF, Osterman A, et al. The impact of routine data quality assessments on electronic medical record data quality in Kenya. *PLoS One.* 2018; 13(4): e0195362. doi: 10.1371/journal.pone.0195362.
35. Yadav S, Kazanji N, K C N, Paudel S, et al. Comparison of accuracy of physical examination findings in initial progress notes between paper charts and a newly implemented electronic health record. *J Am Med Inform Assoc.* 2017; 24(1): 140-144. doi: 10.1093/jamia/ocw067.

36. Abiy R, Gashu K, Asemaw T, et al. A Comparison of Electronic Medical Record Data to Paper Records in Antiretroviral Therapy Clinic in Ethiopia: What is affecting the Quality of the Data? *Online J Public Health Inform.* 2018; 10(2): e212. doi: 10.5210/ojphi.v10i2.8309.
37. Maletic JI, Marcus A, Data Cleansing: Beyond Integrity Analysis Iq, 2000: 1-10.
38. Daymont C, Ross ME, Russell Localio A, et al. Automated identification of implausible values in growth data from pediatric electronic health records. *J Am Med Inform Assoc.* 2017; 24(6): 1080-1087. doi: 10.1093/jamia/ocx037.
39. Brown JS, Kahn M, Toh S. Data quality assessment for comparative effectiveness research in distributed data networks. *Med Care.* 2013; 51(8S3): S22-9. doi: 10.1097/MLR.0b013e31829b1e2c.
40. Lewis AE, Weiskopf N, Abrams ZB, et al. Electronic health record data quality assessment and tools: a systematic review. *J Am Med Inform Assoc.* 2023; 30(10): 1730-1740. doi: 10.1093/jamia/ocad120.
41. Kahn MG, Callahan TJ, Barnard J, et al. A Harmonized Data Quality Assessment Terminology and Framework for the Secondary Use of Electronic Health Record Data. *EGEMS (Wash DC).* 2016; 4(1): 1244. doi: 10.13063/2327-9214.1244.
42. Ozonze O, Scott PJ, Hopgood AA. Automating Electronic Health Record Data Quality Assessment. *J Med Syst.* 2023; 47(1): 23. doi: 10.1007/s10916-022-01892-2.
43. Pageler NM, Grazier G'Sell MJ, Chandler W, et al. A rational approach to legacy data validation when transitioning between electronic health record systems. *J Am Med Inform Assoc.* 2016; 23(5): 991-4. doi: 10.1093/jamia/ocv173.
44. Ferrão JC, Oliveira MD, Janela F, Martins HM. Preprocessing structured clinical data for predictive modeling and decision support. A roadmap to tackle the challenges. *Appl Clin Inform.* 2016; 7(4): 1135-1153. doi: 10.4338/ACI-2016-03-SOA-0035.
45. Safran C. Update on Data Reuse in Health Care. *Yearb Med Inform.* 2017; 26(1): 24-27. doi: 10.15265/IY-2017-013.
46. Jensen PB, Jensen LJ, Brunak S. Mining electronic health records: towards better research applications and clinical care. *Nat Rev Genet.* 2012; 13(6): 395-405. doi: 10.1038/nrg3208.
47. Estiri H, Klann JG, Weiler SR, et al. A federated EHR network data completeness tracking system. *J Am Med Inform Assoc.* 2019; 26(7): 637-645. doi: 10.1093/jamia/ocz014.
48. User V, DeFalco FJ, Schuemie M, et al. Multisite Evaluation of a Data Quality Tool for Patient-Level Clinical Data Sets. *EGEMS (Wash DC).* 2016; 4(1): 1239. doi: 10.13063/2327-9214.1239.
49. Pipino LL, Lee YW, Wang RY. Data Quality Assessment Communications of the ACM. 2002; 45(4): 211. doi: 10.1145/505248.506010.
50. Naumann F, Rolker C. Assessment Methods for Information Quality Criteria Information Systems. 2000: 148-162. doi: 10.18452/9207.
51. Woodall P, Oberhofer M, Borek A. A classification of data quality assessment and improvement methods. *International Journal of Information Quality,* 2014. 3(4): 298-321. doi: 10.1504/IJIQ.2014.068656.
52. DAMA UK Working Group. The six primary dimensions for data quality assessment: defining data quality dimensions. 2013.
53. Weiskopf NG, Bakken S, Hripcsak G, Weng C. A Data Quality Assessment Guideline for Electronic Health Record Data Reuse. *EGEMS (Wash DC).* 2017; 5(1): 14. doi: 10.5334/egems.218.
54. Johnson SG, Speedie S, Simon G, et al. A Data Quality Ontology for the Secondary Use of EHR Data. *AMIA Annu Symp Proc.* 2015; 2015: 1937-46.
55. Hartzema AG, Reich CG, Ryan PB, et al. Managing data quality for a drug safety surveillance system. *Drug Saf.* 2013; 36(1): S49-58. doi: 10.1007/s40264-013-0098-7.
56. Kahn MG, Brown JS, Chun AT, et al. Transparent reporting of data quality in distributed data networks. *EGEMS (Wash DC).* 2015; 3(1): 1052. doi: 10.13063/2327-9214.1052.
57. Callahan T, Barnard J, Helmkamp L, et al. Reporting Data Quality Assessment Results: Identifying Individual and Organizational Barriers and Solutions. *EGEMS (Wash DC).* 2017; 5(1): 16. doi: 10.5334/egems.214.
58. Roomaney RA, Pillay-van Wyk V, Awotiwon OF, et al. Availability and quality of routine morbidity data: review of studies in South Africa. *J Am Med Inform Assoc.* 2017; 24(e1): e194-e206. doi: 10.1093/jamia/ocw075.
59. Estiri H, Stephens KA, Klann JG, Murphy SN. Exploring completeness in clinical data research networks with DQe-c. *J Am Med Inform Assoc.* 2018; 25(1): 17-24. doi: 10.1093/jamia/ocx109.

ДЕДКОВ А.Е.,

Российский университет дружбы народов, г. Москва, Россия, e-mail: dedkov.ae@yandex.ru

АНДРИКОВ Д.А.,

к.т.н., доцент, Российский университет дружбы народов, г. Москва, Россия, e-mail: andrikov-da@rudn.ru

ХРАМОВ А.Е.,

д.ф.-м.н., профессор, БФУ им. И. Канта, г. Калининград, Россия, e-mail: hramovae@gmail.com

ОБЗОР СПОСОБОВ ИЗМЕРЕНИЯ КОГНИТИВНОЙ НАГРУЗКИ МОЗГА И МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ИХ ИДЕНТИФИКАЦИИ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ ЭЭГ

DOI: 10.25881/18110193_2024_3_20

Аннотация. Цель данного обзора заключается в рассмотрении и анализе методов измерения когнитивной нагрузки, а также подходов к использованию методов машинного обучения для идентификации данных ЭЭГ.

Материалы и методы. В обзоре систематизированы и обобщены сведения по рассматриваемой теме. Поиск научных статей проведен в библиографических базах данных: eLIBRARY, ScienceDirect, Scopus.

Результаты. В данном обзоре были рассмотрены способы измерения когнитивной нагрузки мозга, современные устройства для записи ЭЭГ, методы преобразования, извлечения и классификации признаков из полученных сигналов ЭЭГ.

Выводы. С появлением новых носимых устройств для получения и обработки сигналов ЭЭГ появляется потребность в разработке новых подходов к использованию машинного обучения для идентификации когнитивных процессов мозга.

Ключевые слова: методы извлечения признаков ЭЭГ; методы измерения когнитивной нагрузки; методы преобразование сигналов ЭЭГ; методы классификации признаков ЭЭГ.

Для цитирования: Дедков А.Е., Андриков Д. А., Храмов А.Е. Обзор способов измерения когнитивной нагрузки мозга и методов машинного обучения для их идентификации на основе данных ЭЭГ. Врач и информационные технологии. 2024; 3: 20-31. doi: 10.25881/18110193_2024_3_20.

DEDKOV A.E.,

RUDN, Moscow, Russia, e-mail: dedkov.ae@yandex.ru

ANDRIKOV D.A.,

PhD, Associate Professor, RUDN, Moscow, Russia, e-mail: andrikov-da@rudn.ru

HRAMOV A.E.,

DSc., Professor, Immanuel Kant Baltic Federal University, Kaliningrad, Russia, e-mail: aekhramov@kantiana.ru

A REVIEW OF WAYS TO MEASURE BRAIN COGNITIVE LOAD AND MACHINE LEARNING METHODS FOR THEIR IDENTIFICATION FROM EEG DATA

DOI: 10.25881/18110193_2024_3_20

Abstract. *Aim.* The purpose of this article is review and analyze methods for measuring cognitive load, as well as approaches to using machine learning techniques to identify EEG data.

Materials and methods. The review systematizes and summarizes the information on the topic under consideration. Scientific articles were searched in bibliographic databases: eLIBRARY, ScienceDirect, Scopus.

Results. This review focused on ways to measure the cognitive load of the brain, modern EEG recording devices, and methods for transforming, extracting, and classifying features from acquired EEG signals.

Conclusion. With new wearable devices available for acquiring and processing EEG signals, there is a need to develop new approaches for using machine learning to identify cognitive brain processes.

Keywords: methods for extracting EEG signs; methods for measuring cognitive load; methods for converting EEG signals; methods for classifying EEG signs.

For citation: Dedkov A.E., Andrikov D.A., Hramov A.E. A review of ways to measure brain cognitive load and machine learning methods for their identification from EEG data. *Medical doctor and information technology.* 2024; 3: 20-31. doi: 10.25881/18110193_2024_3_20.

ВВЕДЕНИЕ

В эпоху развития цифровых технологий в здравоохранении с учетом аспектов регулирования использования медицинских данных [1] появляются возможности для создания новых носимых устройств контроля состояния здоровья [2], а современные методы обработки данных и алгоритмы машинного обучения открывают перед исследователями, медицинскими кибернетиками новые возможности, в том числе в задаче идентификации когнитивных процессов мозга.

Для диагностики и идентификации процессов в мозге используются различные психофизиологические методы визуализации. Одним из таких методов является электроэнцефалография (ЭЭГ).

ЭЭГ – метод исследования головного мозга, основанный на регистрации его электрических потенциалов [3].

Американской академией неврологии в 1997 году был опубликован отчет [4], в котором была рассмотрена эффективность использования количественных методов в аналитике ЭЭГ. В 1999 году в работе [5] было показано, что колебания ЭЭГ в альфа- и тета-диапазоне отражают когнитивные характеристики и производительность памяти.

В работе [6] было продемонстрировано, что динамика волновых ритмов головного мозга коррелирует со средним временем отклика при выполнении задачи рабочей памяти. Данный факт позволяет использовать этот биомаркер для предсказания снижения когнитивных способностей на основе динамики волнового ритма.

В последнее время виден значительный рост числа статей, посвященных применению ИИ в медицине, в том числе и нейродиагностики [7]. Применение таких подходов как ML/DL дает возможности для построения гибких систем для классификации данных ЭЭГ, в том числе и систем идентификации когнитивной нагрузки мозга.

Под когнитивной нагрузкой мозга понимается длительный мыслительный процесс, концентрация и вовлеченность при выполнении задач. В ходе практически любой когнитивной нагрузки у человека формируются или реконфигурируются функциональные сети в его головном мозге, структура и размер которых определяется типом

активности. Так, для простых академических заданий (например, устный счет, визуальный поиск различий на изображении и упражнения на запоминание чисел) можно выявить характерную функциональную сеть, для чего необходим статистический анализ в группе испытуемых. Изучение функциональных сетей, формирующихся в головном мозге, будет проводиться на базе результатов электроэнцефалографических (ЭЭГ) исследований. Для этого ЭЭГ-сигналы будут регистрироваться в процессе решения человеком поставленных задач, после чего к ним будут применяться современные методы анализа больших данных для оценки динамических параметров (мощность альфа-, бета-ритмов), так и квазистатические показатели (индивидуальный альфа-ритм и индекс утомления). Данный показатель может быть использован в практике образовательного учреждения для оценки эффективности индивидуальной траектории обучения на основе оценки реакции мозга в ходе академического процесса. В работе [8] в ходе исследования было показано, что длительная когнитивная нагрузка влияет на снижение самочувствия и активность испытуемого.

В исследовании [9] был выявлен универсальный биомаркер, основанный на вычислении дисперсии соотношения энергий альфа- и бета-ритмов в регистрируемых ЭЭГ-сигналах. Было показано, что возможно выделить оптимальную и минимально необходимую конфигурацию регистрирующих электродов, которая будет содержать наиболее значимую информацию о состоянии обучающегося.

В работе [10] было обнаружено увеличение количества морганий средней и длинной длительности при продолжительной монотонной когнитивной нагрузке, а также уменьшение среднего размера зрачка и увеличение амплитуды его колебаний в процессе выполнения заданий.

Процесс получения данных в нейронауке осложнен жесткими условиями, продиктованными научным методом. Из-за этого возникают барьеры их применения в образовательных учреждениях [5].

Для повышения эффективности и индивидуализации образовательного процесса требуется выявление различных биомаркеров состояния обучающегося в данных полученных ЭЭГ. В

обзоре [5] представлена интеллектуальная система для контроля и корректировки процесса обучения младших школьников на базе интерфейса «мозг — компьютер». Система включает в себя три основных блока: портативный электроэнцефалограф, планшет с разработанной электронной образовательной средой (ЭОС) и управляющий компьютер (лэптоп) с программным модулем для считывания и первичной обработки данных ЭЭГ.

В работе [11] предложили нейроадаптивную систему с открытым контуром, направленную на оценку и улучшение когнитивных способностей студентов. Техническая часть данной нейроадаптивной системы состоит из устройства с сенсорным экраном (для сбора поведенческих данных) и устройства ЭЭГ (для сбора нейрофизиологических данных). Система позволяет получить измерения поведенческих характеристик и мозговой активности студента (оцененной ЭЭГ во время выполнения специально разработанных когнитивных тестов). Авторы отметили, что использование ЭЭГ является довольно затратным для образовательных учреждений и требует специальной подготовки персонала. В работе была предложена оценка когнитивных способностей без ЭЭГ, используя только поведенческие данные. В данном случае система дает более грубую, но все же разумную оценку когнитивных способностей.

В работе [12] был проведен анализ публикаций по применению ЭЭГ-гарнитур в образовании по годам и странам. Начиная с 2016 года виден резкий рост публикаций в данной области. Лидерами по количеству публикаций стали Китай и США. Отмечено, что в данных странах реализуются государственные проекты и программы в области исследования и продвижения современных инновационных нейротехнологий.

Цель данного обзора – систематизация и обобщение сведений о технологиях и методах для сбора, обработки и классификации данных ЭЭГ для дальнейшего использования полученной информации в процессе построения информационной системы идентификации когнитивной нагрузки мозга.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Поиск публикаций произведен в базах данных eLIBRARY, ScienceDirect, Scopus. В качестве

ключевых слов использовались: «методы измерения когнитивной нагрузки», «преобразование и извлечение признаков из полученных сигналов ЭЭГ»; «классификация сигналов ЭЭГ»; «преобразование Фурье и ЭЭГ»; «нейрообручи»; «вейвлет-преобразование и ЭЭГ»; «methods of measuring cognitive load»; «transformation and extraction of features from received EEG signals»; «classification of EEG signals»; «Fourier transform and EEG»; «wavelet-conversion and EEG».

Критерии включения статей в обзор:

- 1) методы машинного обучения для классификации данных ЭЭГ;
- 2) методы измерения когнитивной нагрузки;
- 3) современные устройства получения данных ЭЭГ;
- 4) методы преобразования и извлечения признаков из полученных сигналов ЭЭГ;
- 5) измерение когнитивной нагрузки в образовании.

Критерии исключения:

- 1) срок публикации, кроме статей относящимся к фундаментальным знаниям;
- 2) используются исследуемые методы и данные, но для решения другой задачи.

Период публикаций: 1999–2024 гг.

Всего было проанализировано 10237 публикации (eLIBRARY – 372, ScienceDirect – 9865), из которых отобрано 149, и 49 источников в итоге вошли в обзор.

Остальные источники были исключены по причине несоответствия теме применения методов (описывалось использование в других сферах и задачах). Небольшая часть исключена после анализа абстракта и связей/цитат.

РЕЗУЛЬТАТЫ

В результате исследования источников были рассмотрены современные устройства для записи ЭЭГ, способы преобразования и извлечения признаков ЭЭГ, а также методы их классификации.

На основе рассмотренных данных выделены следующие методы и технологии: нейрообручи на «сухих» электродах, как перспективная технология для получения данных ЭЭГ; вейвлеты для преобразования сигнала ЭЭГ; нейронные сети для классификации полученных данных, в частности архитектуры CNN, RNN и Transformer.

СОВРЕМЕННЫЕ УСТРОЙСТВА ДЛЯ ЗАПИСИ ЭЭГ

Существуют различные методы измерения когнитивной нагрузки [13]:

- субъективное шкалирование (SWAT, NASA-TLX, SMEQ, RSME). Данные измерения основаны на наблюдении и описании самим испытуемым когнитивной нагрузки во время выполнения конкретной задачи. Данные показания легко и недорого собрать, но существует и проблема, она заключается в том, что данные измерения субъективны, и испытуемым зачастую приходится прерываться на заполнение анкет в момент выполнения задач;
- психофизиология (ЭДА, ВСР, ЭЭГ, фМРТ). Данные показатели основаны на обнаружении физиологических изменений, которые связаны с когнитивным состоянием. Физиологические измерения требуют специализированного оборудования, а интерпретация полученных данных является не тривиальной задачей и требует специальных методов;
- анализ ошибок (показатели производительности и поведенческие показатели). Оценивается производительность в момент когнитивной нагрузки путем прогнозирования выполнения задачи. В данном подходе есть проблема, заключающаяся в невозможности определить, произошли изменения в производительности в момент выполнения задачи или это связано с другим процессом. Поведенческие показатели основаны на анализе различий в поведении в момент когнитивной нагрузки.

Для получения ЭЭГ используется инвазивное, недорогое и портативное оборудование. В то же время существуют такие проблемы как:

- надёжность полученных показателей;
- стандартизация шкалы для измерения ЭЭГ, использование и выбор которой не будет зависеть от использованного оборудования.

Запись результатов ЭЭГ может быть классифицирована на два типа: в базовом состоянии покоя и событийно потенциальный анализ во время выполнения когнитивных задач [13].

В статье [14] проведен анализ показателей ЭЭГ в различных работах по тематике измерения когнитивной нагрузки, и было сделано предположение, что есть положительная связь

между альфа-активностью и когнитивной нагрузкой, отрицательная – между бета-активностью и когнитивной нагрузкой. Так же был проведен эксперимент по измерению когнитивной нагрузки с использованием портативной нейрогарнитуры. Умственные усилия коррелировали с бета-частотой (F7) в лобной доле.

В работе [15] был проведен эксперимент по подбору оптимальных конфигураций электродов для решения различных задач. Для решения задач концентрации внимания предложено использовать одну из следующих комбинаций электродов: AF3-AF4, Fz-P3-Pz-P4, Fz-Fc1-Fc2-CP5-Pz-CP6 и Fz- Fc1-Fc2-C3-C4-P7-Pz-P8. Также предложены универсальные комбинации электродов для решения различных задач: P7-P8, AF3-AF4-PO3-PO4, AF3-AF4-P7-P8-PO3-PO4 и AF3-AF4-FC1-FC2-P3-P4-O1-O2.

В исследовании [8] было показано, что длительная когнитивная нагрузка наибольшим образом отражается в тета-диапазоне (в большинстве случаев регистрируется с максимумом в Fz, иногда в Pz), бета-диапазоне (максимум регистрируется в лобных отведениях F3, Fz, F4), нижнем альфа-диапазоне (в теменных областях с максимумом в Pz), альфа-диапазоне (в затылочной O1 и O2).

Таким образом, можно сделать вывод, что для измерения когнитивной нагрузки необходимо наличие следующих электродов: F3-Fz-F4-Pz-O1-O2.

С развитием современной электроники возникает возможность и потребность в новых носимых устройствах для контроля здоровья и хорошего самочувствия.

На данный момент на открытом рынке появляются нейрообручи различных производителей, например, BrainBit [16], Muse 2 [17], NeuroSky MindWave Mobile 2 [18], Neuroplay [19] для получения неинвазивных данных ЭЭГ.

Данные устройства уже имеют более портативный вид в отличие от классических устройств и могут быть использованы дома.

Далее рассмотрим сравнительную таблицу популярных нейрообручей, представленных на рынке.

Как видно из таблицы 1, нейрообручи не обладают полным набором необходимых электродов. В дальнейшем будет проведено исследование по выбору нейрообруча с оптимальной

Таблица 1 — Конфигурации электродов различных моделей нейрообручей

Название	Конфигурация электродов
Neuroplay	Fp1, Fp2, T3, T4, O1, O2
BrainBit	T3 и T4, O1 и O2
Muse 2	Fpz, AF7, AF8, TP9, and TP10
NeuroSky MindWave Mobile 2	Fp1 A1 (клипса на мочке уха)

конфигурацией электродов для решения задачи измерения когнитивной нагрузки мозга.

ПРЕОБРАЗОВАНИЕ И ИЗВЛЕЧЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ИЗ ПОЛУЧЕННЫХ СИГНАЛОВ ЭЭГ

Необработанные данные, полученные в ходе измерения ЭЭГ, как правило могут содержать помехи: систематические артефакты и физиологические.

Содержащиеся помехи необходимо эффективно фильтровать для сохранения информации ЭЭГ без помех и артефактов. Данная фильтрация необходима для получения более достоверной информации [19].

Существуют следующие методы фильтрации данных и подавления шума: фильтрация Винера, частотная фильтрация, вейвлет-преобразования (WT), адаптивная фильтрация, регрессионные методы, методы слепого разделения источников (ICA, PCA) [19].

Для извлечения признаков используются различные методы: AutoEncoder (AE), анализ независимых компонент (ICA), метод главных компонент (PCA), вейвлет-преобразование (WT), преобразование Фурье (FT) и др. [21–25].

В исследовании [16] была реализована автоматическая классификация ICA-компонентов для независимого удаления артефактов в сигналах ЭЭГ. Классификатор основан на линейных методах и применим для различных вариаций размещения электродов и поддерживает автоматический анализ результатов.

В работе [21] авторами был разработан алгоритм подготовки данных для регрессионной модели, проведен исследовательский анализ данных и обучена регрессионная модель оценок восприимчивости к психическим расстройствам на основе количественных характеристик ЭЭГ. Данный подход показал получение более точного результата при правильной подготовке

для определенных исследований данных перед классификацией.

В работе [28] для генерации признаков использовались следующие методы: коэффициенты спектрального разложения Фурье, значения функции Альтера-Джонсона, SAX-BOP признаки, линейные корреляции и классические статистики. Был проведен анализ использования различных признаков для классификации, лучшие результаты показали модели, использующие в качестве признаков коэффициенты спектрального разложения Фурье.

При изучении ЭЭГ сигнала часто используют две разновидности оконного преобразования Фурье: дискретное и непрерывное оконное преобразование Фурье. Недостатком оконных преобразований является то, что при вычислении используется фиксированное временное окно, которое не адаптируемо к локальным свойствам сигнала [29].

На данный момент вейвлет-преобразования все шире используются для исследования когнитивных способностей мозга. Данный подход не имеет недостатков преобразования Фурье и позволяет предложить ему альтернативу.

Вейвлет-преобразования – это частотно-временной анализ, отражающий состояние сигнала или функции $f(t)$ на шкале (частота) и положении во времени [29].

В монографии [29] описывается применение вейвлет преобразования в исследованиях когнитивных процессов. Показаны различные способы его применения: метод корреляций вейвлетовых кривых для оценки степени синхронизации на коротких временных интервалах, сопоставимых со скоростью отдельных умственных операций; вейвлет преобразование на базе комплексного вейвлета Морле, с помощью которого восстанавливались вейвлетные поверхности модуля коэффициентов вейвлетного преобразования в полосе частот,

отображающих динамику амплитуды потенциалов коры в рассматриваемом частотном диапазоне; применение временного разрешения вейвлет преобразования для извлечения информации о быстрых изменениях формы вызванного потенциала в процессе умственной деятельности.

КЛАССИФИКАЦИЯ

Из анализа работ (Таблица 2) можно выделить следующие методы машинного обучения для классификации сигналов ЭЭГ: свёрточная нейронная сеть (CNN), рекуррентная нейронная сеть (RNN), многослойный перцептрон (MLP), линейный дискриминантный анализ (LDA), метод опорных векторов (SVM), метод k ближайших соседей (KNN), ядерный метод и их другие комбинации [30–44].

В исследовании [45] был рассмотрен процесс определения по ЭЭГ того, является ли активность мозга нормальной или не нормальной. Задача решена путем использования рекуррентных нейронных сетей (RNN) под названием ChronoNet, которые используются в области классификации изображений. Нейронная сеть напрямую принимала временные ряды ЭЭГ в качестве входных данных и успешно себя показала для классификации речевых команд.

В работе [46] было проведено сравнение четырех популярных моделей машинного и глубокого обучения. Для этого были использованы модели: CNN, MLP, GRU и LSTM. В качестве данных был взят датасет из EEG-BCI Motor Imagery Dataset, в котором записаны результаты по представлению движения рук и ног. В ходе эксперимента было установлено, что каналы F7, F8, FT7, FT8, T9, TP7, TP8, FC оказывают более сильное влияние на результат. Повторно

был проведен эксперимент, используя только данные каналы, и в результате удалось получить улучшение результатов исследуемых моделей.

Были получены следующие результаты: CNN – 88,8%, MLP – 85,7, GRU – 84% и LSTM 82,2%.

В работе [47] модель глубокого обучения с механизмом самовнимания (Transformer) в сочетании с нейронной сетью свертки (CNN) была успешно применена для декодирования сигналов ЭЭГ в интерфейсе (BCI) Motor Imagery (MI). Были предложены локальный и глобальный подходы на основе сверточного трансформатора для классификации MI-EEG. Локальный трансформаторный кодер объединяется для динамического извлечения временных признаков и восполнения недостатков модели CNN. Глобальный трансформаторный энкодер был объединен с Densely Connected Network для улучшения потока информации и их повторного использования для того, чтобы получить адекватные представления временных и пространственных признаков.

В общем виде классификаторы можно разделить на классические модели и модели глубокого обучения.

ОБСУЖДЕНИЕ И ВЫВОДЫ

В современных реалиях набирает популярность персонализированная парадигма обучения. Она основывается на нейродидактике, которая исследует закономерности психических функций мозга в процессе обучения. Одним из трендом трансформации образовательной системы станет нейрообразование [10].

Использование методов регистрации активности мозга сможет помочь в преподавании в школах, вузах и при обучении пожилых людей. В текущее время данный вид исследований не

Таблица 2 — Используемые методы машинного обучения в рассмотренных статьях

Исследование	Применяемый метод
[30, 37]	Градиентный бустинг (Gradient boosting)
[31, 37]	Свёрточная нейронная сеть (CNN)
[32, 34]	Линейный дискриминантный анализ (LDA)
[33, 37]	Сверточная долговременная краткосрочная память (ConvLSTM)
[40]	Алгоритм извлечения функции общего пространственного шаблона (FBCSP) и случайный лес (RF)
[36]	Bayesian learning of frequency bands (SBLFB)
[43, 44]	Метод опорных векторов (SVM)
[47]	Модель глубокого обучения с механизмом самовнимания (Transformer)

получил большого распространения из-за сложности технической реализации получения и оценки исследуемых данных. На данный момент исследований изменений мозга во время обучения довольно мало [5].

В результате исследования [9] было показано, что в оптимальную и минимально необходимую конфигурацию регистрирующих электродов, содержащую наиболее значимую информацию о состоянии обучающегося, входят теменные электроды, центрально-теменные, а также электроды лобного полюса, что позволяет сократить количество используемых электродов.

Уменьшение количества электродов дает возможность попытки использовать современные нейрогабитурны для оценки когнитивной нагрузки мозга.

По результатам проведенного обзора имеющих на текущий момент данных по теме измерения когнитивной нагрузки мозга и методов машинного обучения для их идентификации на основе данных ЭЭГ можно сделать несколько выводов.

Во-первых, появление на рынке современных габитур с «сухими» электродами, которые не требуют использования электропроводящего геля, позволяет упростить получение данных ЭЭГ у испытуемых.

Во-вторых, одним из наиболее популярных методов для преобразования сигнала ЭЭГ является вейвлет преобразование.

В-третьих, в последнее время все чаще для классификации ЭЭГ сигналов используются методы глубокого обучения. В частности, используются такие модели как RNN и LSTM. С появлением моделей, основанных на трансформерах, которые хорошо себя показали в задачах компьютерного зрения и обработки естественного языка, опубликованы попытки использования данной архитектуры для классификации данных ЭЭГ. Механизмы дополнительного внимания, используемые в данных моделях, могут помочь в решении данной задачи.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Существует множество методов измерения когнитивной нагрузки, у всех методов есть свои достоинства и недостатки. В эпоху развития компьютерного анализа, а также появления новых портативных устройств для получения сигналов ЭЭГ, возникают возможности для обработки

большого числа данных и получения новых результатов, что дает потенциальный ресурс для быстрого анализа когнитивной нагрузки человека в условиях дома или офиса. Для решения данной задачи требуются новые подходы.

При работе с данными ЭЭГ перед исследователем встают вопросы о выборе метода для обработки и извлечения признаков (WT, ICA, PCA и другие), это связано с тем, что данные являются зашумленными и требуют обработки перед их исследованием. В рассмотренных исследованиях можно увидеть, что извлечение признаков происходит различными методами в зависимости от поставленной задачи, и выбранный способ значительно влияет на полученный результат.

Второй задачей при работе с данными является задача их классификации для нахождения связей и закономерностей в данных. При классификации данных используют различные алгоритмы машинного обучения (LDA, SVM, KNN, CNN, RNN, FS, CSP и другие), которые показали свою эффективность в решении такого типа задач.

В настоящее время архитектура «трансформеры с механизмом самовнимания» широко применяется в обработке естественного языка.

В работе [47] было продемонстрировано, что сочетание фильтров CNN и трансформаторных кодеров с локальными и глобальными структурами имеет преимущество в извлечении полного набора полезных функций из сигналов ЭЭГ. Данный подход с применением моделей трансформеров с механизмом самовнимания для классификации может быть перспективным при обработке данных, полученных при использовании ограниченного количества каналов.

Разработка систем, позволяющих оценивать когнитивную нагрузку, может позволить наблюдать за реакцией мозга в процессе обучения или работы, что в свою очередь даст возможность следить за утомляемостью обучающихся или сотрудников.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов (The authors declare no conflict of interest).

Источники финансирования. Исследование выполнено при поддержке программы «Приоритет-2030» Министерства образования и науки Российской Федерации.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Шарова Д.Е. и др. Анализ мирового опыта в регулировании и использовании медицинских данных для целей создания систем искусственного интеллекта на основе машинного обучения // Врачи и информационные технологии. – 2022. – №4. – С.28-39. [Sharova DE, et al. Analiz mirovogo opyta v regulirovanii ispol'zovaniya medicinskih dannyh dlya celej sozdaniya sistem iskusstvennogo intellekta na osnove mashinnogo obucheniya. Vrach i informacionnye tekhnologii. 2022; 4: 28-39. (In Russ.)]
2. Карпов О.Э., Храмов А.Е. Информационные технологии, вычислительные системы и искусственный интеллект в медицине. – М.: ДПК Пресс, 2022. – С.321. [Karpov OE, Hramov AE. Informacionnye tekhnologii, vychislitel'nye sistemy i iskusstvennyj intellekt v medicine. M.: DPK Press. 2022. P.321. (In Russ.)]
3. Зенков Л.Р. Клиническая электроэнцефалография (с элементами эпилептологии). М.: МЕДпресс-информ, 2012. [Zenkov LR. Klinicheskaya elektroencefalografiya (s elementami epileptologii). M.: MEDpress-inform. 2012. (In Russ.)]
4. Klimesch W. EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: a review and analysis. Brain Research Reviews. 1999; 29(2): 169-195. doi:10.1016/S0165-0173(98)00056-3.
5. Khramova MV, Hramov AE, Fedorov AA. Current Trends in the Development of Neuroscientific Research in Education. Voprosy obrazovaniya. Educational Studies Moscow. 2023; 4. doi: 10.17323/vo-2023-16701.
6. Sheoran M, Kumar S, Chawla S. Methods of denoising of electroencephalogram signal: a review. International Journal of Biomedical Engineering and Technology. 2015; 18(4): 385-395. doi: 10.1504/IJBET.2015.071012.
7. Nuwer M. Assessment of digital EEG, quantitative EEG, and EEG brain mapping: Report of the American Academy of Neurology and the American Clinical Neurophysiology Society. Neurology. 2024; 1: 277-292. doi: 10.1212/WNL.49.1.277.
8. Поликанова И.С., Сергеев А.В. Влияние длительной когнитивной нагрузки на параметры ЭЭГ // Национальный психологический журнал. – 2014. – 1(13). – С.84-92. [Polikanova IS, Sergeev AV. Vliyaniye dlitel'noj kognitivnoj nagruzki na parametry EEG. Nacional'nyj psihologicheskij zhurnal. 2014; 1(13): 84-92. (In Russ.)]
9. Смирнов Н.М. и др. Новый электроэнцефалографический маркер эффективности решения когнитивной задачи // Известия Российской академии наук. Серия физическая. – 2023. – 1(87). – С.129-133. [Smirnov NM, et al. Novyj elektroencefalograficheskij marker effektivnosti resheniya kognitivnoj zadachi. Izvestiya Rossijskoj akademii nauk. Seriya fizicheskaya. 2023; 1(87): 129-133. (In Russ.)]
10. Зеер Э.Ф. Нейродидактика-инновационный тренд персонализированного образования // Профессиональное образование и рынок труда. – 2021. – №4(47). – С.30-38. [Zeer EF. Neirodidaktika-innovacionnyj trend personalizirovannogo obrazovaniya. Professional'noe obrazovanie i rynek truda. 2021; 4(47): 30-38. (In Russ.)]
11. Grubov VV, Khramova MV, Goman S, et al. Open-loop neuroadaptive system for enhancing student's cognitive abilities in learning. IEEE Access. Published online 2024. Accessed June 30, 2024. Available at: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10487923>.
12. Максимова М.В., Этюев Х.Х. Опыт применения ЭЭГ в образовании: анализ зарубежных исследований // Отечественная и зарубежная педагогика. – 2023. – 2(1). [Maksimova MV, Etuev HH. Opyt primeneniya eeg v obrazovanii: analiz zarubezhnyh issledovanij. Otechestvennaya i zarubezhnaya pedagogika. 2023; 2(1). (In Russ.)]
13. Meghdadi AH, Karić MS, Berka C. EEG analytics: benefits and challenges of data driven EEG biomarkers for neurodegenerative diseases. In: 2019 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC). IEEE; 2019:1280-1285. Accessed June 30, 2024. Available at: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8914065>.
14. Örün Ö, Akbulut Y. Effect of multitasking, physical environment and electroencephalography use on cognitive load and retention. Computers in Human Behavior. 2019; 92: 216-229.

15. Park S, Han CH, Im CH. Design of wearable EEG devices specialized for passive brain – computer interface applications. *Sensors*. 2020; 20(16): 4572.
16. Самойлов В.А. и др. Использование мобильного нейроинтерфейса «BrainBit» для анализа профессиональных качеств сотрудника службы безопасности. 2021. – С.249-254. [Samojlov VA, et al. Ispol'zovanie mobil'nogo nejrointerfejsa «BrainBit» dlya analiza professional'nyh kachestv sotrudnika sluzhby bezopasnosti. 2021: 249-254. (In Russ.)]
17. Krigolson OE, Williams CC, Norton A, Hassall CD, Colino FL. Choosing MUSE: Validation of a low-cost, portable EEG system for ERP research. *Frontiers in neuroscience*. 2017; 11: 109.
18. Permana K, Wijaya SK, Prajitno P. Controlled wheelchair based on brain computer interface using Neurosky Mindwave Mobile 2. In: *AIP Conference Proceedings*. Vol 2168. AIP Publishing; 2019. Accessed June 30, 2024. Available at: <https://pubs.aip.org/aip/acp/article-abstract/2168/1/020022/611867>.
19. Корякин Ф.И., Сорочинский М.А. Возможности и педагогический потенциал нейроинтерфейсов (на примере NeuroPlay 6C). 2022. [Koryakin FI, Sorochinskij MA. Vozmozhnosti i pedagogicheskij potentsial nejrointerfejsov (na primere NeuroPlay 6C). 2022. (In Russ.)]
20. Ходашинский И.А. и др. Биометрические данные и методы машинного обучения в диагностике и мониторинге нейродегенеративных заболеваний: обзор // *Компьютерная оптика*. – 2022. – №6(46). – С.988-1020. [Hodashinskij IA, et al. Biometricheskie dannye i metody mashinnogo obucheniya v diagnostike i monitoringe nejrodegenerativnyh zabolevanij: obzor. *Komp'yuternaya optika*. 2022; 6(46): 988-1020. (In Russ.)]
21. Winkler I, Haufe S, Tangermann M. Automatic Classification of Artifactual ICA-Components for Artifact Removal in EEG Signals. *Behav Brain Funct*. 2011; 7(1): 30. doi: 10.1186/1744-9081-7-30.
22. Kottaimalai R, Rajasekaran MP, Selvam V, Kannapiran B. EEG signal classification using principal component analysis with neural network in brain computer interface applications. 2013 IEEE International Conference on Emerging Trends in Computing, Communication and Nanotechnology (ICECCN). IEEE; 2013: 227-231. Accessed June 30, 2024. Available at: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6528498>.
23. Vincent P, Larochelle H, Bengio Y, Manzagol PA. Extracting and composing robust features with denoising autoencoders. In: *Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning – ICML'08*. ACM Press; 2008: 1096-1103. doi: 10.1145/1390156.1390294.
24. Li W, Zhang D, Xu Z. Palmprint identification by fourier transform. *Int J Patt Recogn Artif Intell*. 2002; 16(04): 417-432. doi: 10.1142/S0218001402001757.
25. Schiff SJ, Aldroubi A, Unser M, Sato S. Fast wavelet transformation of EEG. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*. 1994; 91(6): 442-455.
26. De Ridder D, Kouropteva O, Okun O, Pietikäinen M, Duin RPW. Supervised Locally Linear Embedding. Kaynak O, Alpaydin E, Oja E, Xu L, eds. *Artificial Neural Networks and Neural Information Processing – ICANN/ICONIP*. 2003; 2714. *Lecture Notes in Computer Science*. Springer Berlin Heidelberg; 2003: 333-341. doi: 10.1007/3-540-44989-2_40.
27. Zavarzin E, Milakhina N, Rudych P, Savostyanov A. EEG Data Preprocessing for Assessing the Degree of Connectivity of Areas of the Human Brain Under Resting Conditions and their Application to the Diagnosis of Socially Significant Diseases. 2021 IEEE 22nd International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM). IEEE; 2021: 582-585. Accessed June 30, 2024. Available at: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9507667>.
28. Буданцев А.В., Скляр А.Я. Методы машинного распознавания команд в ЭЭГ-сигнале // *ИТ-Стандарт*. – 2021. – №3. – С.21-27. [Budancev AV, Sklyar AYA. Metody mashinnogo raspoznavaniya komand v EEG-signale. *IT-Standart*. 2021; 3: 21-27. (In Russ.)]
29. Hramov AE, Koronovskii AA, Makarov VA, Maksimenko VA, Pavlov AN, Sitnikova E. Wavelets in Neuroscience. Springer International Publishing; 2021. doi: 10.1007/978-3-030-75992-6.
30. Mirzaei S, Ghasemi P. EEG motor imagery classification using dynamic connectivity patterns and convolutional autoencoder. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2021; 68: 102584.

31. Stas S. Hybrid convolutional-multilayer perceptron artificial neural network for person recognition by high gamma EEG features. 2022; 17(2): 192-196.
32. Hsu WY. EEG-based motor imagery classification using neuro-fuzzy prediction and wavelet fractal features. *Journal of Neuroscience Methods*. 2010; 189(2): 295-302.
33. Володин М.В., Седых И.А. Оценка применения ConvLSTM-нейронной сети для прогнозирования эпилептических припадков. 2023. [Volodin MV, Sedyh IA. Ocenka primeneniya ConvLSTM-nejronnoj seti dlya prognozirovaniya epilepticheskikh pripadkov. 2023. (In Russ.)]
34. Wu SL, Wu CW, Pal NR, Chen CY, Chen SA, Lin CT. Common spatial pattern and linear discriminant analysis for motor imagery classification. In: 2013 IEEE Symposium on Computational Intelligence, Cognitive Algorithms, Mind, and Brain (Ccmb). IEEE; 2013: 146-151. Accessed June 30, 2024. Available at: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6609178>.
35. Капралов Н.В., Нагорнова Ж.В., Шемякина Н.В. Методы классификации ЭЭГ-паттернов вообразяемых движений // Информатика и автоматизация. – 2021. – №1(20). – С.94-132. [Kaprалov NV, Nagornova ZHV, SHemyakina NV. Metody klassifikacii EEG-patternov voobrazhaemykh dvizhenij. *Informatika i avtomatizaciya*. 2021; 1(20): 94-132. (In Russ.)]
36. Zhang Y, Wang Y, Jin J, Wang X. Sparse Bayesian Learning for Obtaining Sparsity of EEG Frequency Bands Based Feature Vectors in Motor Imagery Classification. *Int J Neur Syst*. 2017; 27(02): 1650032. doi: 10.1142/S0129065716500325.
37. Шанин И.А., Ступников С.А. Методы анализа данных электроэнцефалографии с применением сверточных и рекуррентных нейронных сетей // Системы и средства информатики. – 2021. – №2(31). – С.36-46. [SHanin IA, Stupnikov SA. Metody analiza dannyh elektroencefalografii s primeneniem svertochnyh i rekurrentnyh nejronnyh setej. *Sistemy i sredstva informatiki*. 2021; 2(31): 36-46. (In Russ.)]
38. Tabar YR, Halici U. A novel deep learning approach for classification of EEG motor imagery signals. *Journal of neural engineering*. 2016; 14(1): 016003.
39. Ямаев М.И., Шипицин С.П., Филатова Е.С. Нейронные сети для классификации ЭЭГ: от перцептрона до сверточной LSTM-сети, 2018. – С.765-768. [YАmaev MI, SHipicin SP, Filatova ES. Nejronnye seti dlya klassifikacii EEG: ot perceptrona do svertochnoj LSTM-seti, 2018. P.765-768. (In Russ.)]
40. Bentlemsan M, Zemouri ET, Bouchaffra D, Yahya-Zoubir B, Ferroudji K. Random forest and filter bank common spatial patterns for EEG-based motor imagery classification. In: 2014 5th International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation. IEEE. 2014: 235-238. Accessed June 30, 2024. Available at: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7280913>.

41. Хабиб Ж.М.Т., Погуда А.А. Сравнение методов анализа настроений глубокого обучения, включая LSTM и машинное обучение // Открытое образование. – 2023. – №4(27). – С.60-71. [Habib ZHMT, Poguda AA. Sravnenie metodov analiza nastroenij glubokogo obucheniya, vklyuchaya LSTM i mashinnoe obuchenie. Otkrytoe obrazovanie. 2023; 4(27): 60-71. (In Russ.)]
42. Головкин В.А., Лаврентьева С.В. Нейросетевой анализ электроэнцефалограмм для обнаружения эпилептической активности. 2011. [Golovko VA, Lavrent'eva SV. Nejrosetevoj analiz elektroencefalogramm dlya obnaruzheniya epilepticheskoy aktivnosti. 2011. (In Russ.)]
43. Станкевич Л.А. и др. Классификация электроэнцефалографических паттернов вообразаемых движений пальцами руки для разработки интерфейса мозг-компьютер // Информатика и автоматизация. – 2015. – №40(3). – С.163-182. [Stankevich LA, et al. Klassifikaciya elektroencefalograficheskikh patternov voobrazhaemykh dvizhenij pal'cami ruki dlya razrabotki interfejsa mozg-komp'yuter. Informatika i avtomatizaciya. 2015; 40(3): 163-182. (In Russ.)]
44. Гунделах Ф.В., Станкевич Л.А. Классификация сигналов мозга в неинвазивном интерфейсе «Мозг-компьютер» // Системный анализ в проектировании и управлении: сб науч. тр. XXI Междунар. 2017. – С.305. [Gundelah FV, Stankevich LA. Klassifikaciya signalov mozga v nein vazivnom interfejse «Mozg-komp'yuter». Sistemnyj analiz v proektirovanii i upravlenii: sb nauch. tr. XXI Mezhdunar. 2017. P.305. (In Russ.)]
45. Roy S, Kiral-Kornek I, Harrer S. ChronoNet: A Deep Recurrent Neural Network for Abnormal EEG Identification. In: Riaño D, Wilk S, Ten Teije A, eds. Artificial Intelligence in Medicine. Lecture Notes in Computer Science. Springer International Publishing; 2019; 11526: 47-56. doi: 10.1007/978-3-030-21642-9_8.
46. Avola D, Cascio M, Cinque L, et al. Analyzing EEG Data with Machine and Deep Learning: A Benchmark. In: Sclaroff S, Distanto C, Leo M, Farinella GM, Tombari F, eds. Image Analysis and Processing – ICIAP 2022. Lecture Notes in Computer Science. Springer International Publishing. 2022; 13231: 335-345. doi: 10.1007/978-3-031-06427-2_28.
47. Zhang J, Li K, Yang B, Han X. Local and global convolutional transformer-based motor imagery EEG classification. Frontiers in Neuroscience. 2023; 17: 1219988.

ВАНЬКОВ В.В.,

Министерство здравоохранения Российской Федерации, г. Москва, Россия,
e-mail: vankovvv@minzdrav.gov.ru

АРТЕМОВА О.Р.,

Министерство здравоохранения Российской Федерации, г. Москва, Россия,
e-mail: artemovaor@minzdrav.gov.ru

КАРПОВ О.Э.,

д.м.н., профессор, академик РАН, ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: nmhc_director@mail.ru

МАТВИЕНКО А.В.,

Министерство здравоохранения Российской Федерации, г. Москва, Россия,
e-mail: matvienkoav@minzdrav.gov.ru

ГУСЕВ А.В.,

к.т.н., ФГБУ «Центральный научно-исследовательский институт организации и информатизации здравоохранения» Минздрава России, г. Москва, Россия, e-mail: agusev@webiomed.ai

ЕНИКЕЕВ И.М.,

ФГБУ «Центральный научно-исследовательский институт организации и информатизации здравоохранения» Минздрава России, г. Москва, Россия, e-mail: enikeevigor99@gmail.com

КОСТИНА Е.В.,

ФГБУ «Центральный научно-исследовательский институт организации и информатизации здравоохранения» Минздрава России, г. Москва, Россия, e-mail: kate-kostina@mail.ru

ИТОГИ ВНЕДРЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЗДРАВООХРАНЕНИИ РОССИИ

DOI: 10.25881/18110193_2024_3_32

Аннотация. Введение. Внедрение технологий искусственного интеллекта (ИИ) в здравоохранение России является важным шагом для повышения эффективности и качества медицинской помощи. Развитие ИИ-технологий способствует автоматизации обработки данных, поддержке принятия врачебных решений и улучшению прогнозной аналитики.

Цель. Анализ результатов создания и внедрения программных решений с использованием технологий ИИ в здравоохранении России.

Материалы и методы. Проведен систематический поиск данных в Государственном реестре медицинских изделий и на официальном сайте Единой информационной системы в сфере закупок. Основными методами исследования стали анализ зарегистрированных медицинских изделий с ИИ и мониторинг их использования в медицинских учреждениях.

Результаты. Определены количественные показатели внедрения в российском здравоохранении решений с использованием технологий ИИ. Сформулированы факторы, способствующие и препятствующие внедрению инноваций. Определен перечень компонентов методологии внедрения и эксплуатации медицинских решений,

основанных на технологиях ИИ, связанных с этим изменений в организации оказания медицинской помощи, подготовки кадров, вовлечения пациентов в развитие своего здоровья.

Выводы. Значительный прогресс в использовании ИИ в здравоохранении России требует дальнейшего раскрытия методических, организационных, технологических и экономических вопросов. Продолжение обмена региональными практиками и знаниями будет ключевым для формирования доверия к технологиям ИИ.

Ключевые слова: искусственный интеллект; здравоохранение; медицинские изделия; ИИ-сервисы; цифровая трансформация; государственные закупки.

Для цитирования: Ваньков В.В., Артемова О.Р., Карпов О.Э., Матвиенко А.В., Гусев А.В., Еникеев И.М., Костина Е.В. Итоги внедрения искусственного интеллекта в здравоохранении России. Врач и информационные технологии. 2024; 3: 32-43. doi: 10.25881/18110193_2024_3_32.

VANKOV V.V.,

Ministry of Health of the Russian Federation, Moscow, Russia,
e-mail: vankovvv@minzdrav.gov.ru

ARTEMOVA O.R.,

Ministry of Health of the Russian Federation, Moscow, Russia,
e-mail: artemovaor@minzdrav.gov.ru

KARPOV O.E.,

DSc, Professor, Academician of the RAS, Pirogov National Medical and Surgical Center, Moscow, Russia,
e-mail: nmhc_director@mail.ru

MATVIENKO A.V.,

Ministry of Health of the Russian Federation, Moscow, Russia,
e-mail: matvienkoav@minzdrav.gov.ru

GUSEV A.V.,

PhD, Federal State Budgetary Institution "Central Research Institute for Organization and Informatization of Health Care" of the Ministry of Health of Russia, Moscow, Russia, e-mail: agusev@webiomed.ai

ENIKEEV I.M.,

Federal State Budgetary Institution "Central Research Institute for Organization and Informatization of Health Care" of the Ministry of Health of Russia, Moscow, Russia, e-mail: enikeevigor99@gmail.com

KOSTINA E.V.,

Federal State Budgetary Institution "Central Research Institute for Organization and Informatization of Health Care" of the Ministry of Health of Russia, Moscow, Russia, e-mail: kate-kostina@mail.ru

RESULTS OF THE IMPLEMENTATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE RUSSIAN HEALTHCARE

DOI: 10.25881/18110193_2024_3_32

Abstract. *Introduction. The introduction of artificial intelligence (AI) technologies in Russian healthcare is an important step to improve the efficiency and quality of medical care. The development of AI technologies helps automate data processing, support physician decision-making and improve predictive analytics.*

Aim. Analysis of the results of creation and implementation of software solutions using AI technologies in Russian healthcare.

Materials and Methods: A systematic search for data in the State Register of Medical Devices and on the official website of the Unified Information System in the field of procurement was conducted. The main research methods were analysis of registered AI-based medical devices and monitoring of their use in medical institutions.

Results. Quantitative indicators of implementation of solutions using AI technologies in Russian healthcare have been determined. The factors facilitating and hindering the introduction of innovations were formulated. The list of components of the methodology of implementation and operation of medical solutions based on AI technologies, related changes in the organization of medical care, personnel training, and patients' involvement in the development of their health has been defined.

Conclusions. Significant progress in the use of AI in Russian healthcare requires further disclosure of methodological, organizational, technological and economic issues. Continued sharing of regional practices and knowledge will be key to building trust in AI technologies.

Keywords: artificial intelligence; healthcare; medical devices; AI services; digital transformation; government procurement.

For citation: Vankov V.V., Artemova O.R., Karpov O.E., Matvienko A.V., Gusev A.V., Enikeev I.M., Kostina E.V. Results of the implementation of artificial intelligence in the Russian healthcare. *Medical doctor and information technology.* 2024; 3: 32-43. doi: 10.25881/18110193_2024_3_32.

ВВЕДЕНИЕ

Здравоохранение России является одной из ключевых областей для внедрения технологий искусственного интеллекта (ИИ) [1]. Предполагается, что использование ИИ в цифровой трансформации медицины и системы здравоохранения улучшит организацию медицинской помощи благодаря автоматизации обработки данных, внедрению систем поддержки врачебных и управленческих решений, а также элементов прогнозной аналитики и управления на основе данных [2, 3].

Основополагающие принципы, требования и методы внедрения ИИ в данную сферу определены в «Национальной стратегии развития искусственного интеллекта на период до 2030 года (с изменениями 2024 г.)» [1], Распоряжении Правительства РФ от 19.08.2020 № 2129-р «Об утверждении Концепции регулирования искусственного интеллекта и робототехники до 2024 года» [4], Поручении Президента Российской Федерации В. Путина от 31.12.2020 № Пр-2242 «Перечень поручений по итогам конференции по искусственному интеллекту» [5], Перечне поручений по итогам конференции «AI Journey» от 29 января 2023 г. № Пр-172 [6], Распоряжении Правительства РФ от 17.04.2024 № 959-р «Об утверждении стратегического направления в области цифровой трансформации здравоохранения» [7].

Настоящее исследование ставит своей целью анализ результатов создания и внедрения программных решений с использованием технологий ИИ в здравоохранение России.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Для целей настоящей работы программные решения с использованием технологий ИИ были разделены на два типа:

- **медицинские изделия (МИ) с ИИ** – решения, подходящие под установленные государственным регулятором в лице Росздравнадзора критерии [8] и используемые для поддержки принятия клинических решений в лечебно-диагностическом процессе («предназначено производителем для оказания медицинской помощи»);
- **сервисы на основе ИИ**, в силу своего назначения не подпадающие под критерии МИ с ИИ, например, ориентированные на

улучшение взаимодействия с пациентами, поддержку управленческих решений, цифровую трансформацию вспомогательных процессов медицинских учреждений (далее – Сервисы).

В качестве источника данных о зарегистрированных в России МИ с ИИ использовался Государственный реестр медицинских изделий, который доступен на официальном сайте Росздравнадзора по ссылке <https://www.roszdravnadzor.gov.ru/services/misearch>. В указанном реестре был проведен систематический поиск информации о зарегистрированных МИ, представленных в виде программного обеспечения. Поиск проводился с использованием следующих ключевых запросов:

- «Программное обеспечение»;
- «Обеспечение программное»;
- «Программный модуль»;
- «Комплекс программный»;
- «Система поддержки принятия решений»;
- «Сервис поддержки принятия»;
- «Медицинская информационная система».

Записи, не относящиеся к МИ с технологиями ИИ, были исключены из исследования.

Поиск информации о государственных закупках производился на официальном сайте Единой информационной системы в сфере закупок (ЕИС) по ссылке <https://zakupki.gov.ru/epz/main/public/home.html>. Критериями включения в исследование служили сведения о заключенных государственных контрактах на закупку, поставку и (или) внедрение МИ с ИИ-технологиями, реальный уровень их использования, включая объем обработанных данных, выбранные решения и затраченные на мероприятия средства.

Для получения данных о внедрении МИ с ИИ использовались результаты мониторинга выполнения мероприятий в рамках федерального проекта «Создание единого цифрового контура в сфере здравоохранения», включая отчеты субъектов Российской Федерации по этим мероприятиям.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Зарегистрированные в России МИ с ИИ

На 1 января 2024 г. Росздравнадзором было зарегистрировано 25 МИ с ИИ. Большинство из них (19 или 76%) являются отечественными

программными продуктами от 12 российских компаний-разработчиков. Из общего числа выданных регистрационных удостоверений 16 предназначены для анализа медицинских изображений. На долю МИ с ИИ, предназначенных для анализа электронных медицинских карт (ЭМК), приходится 3 изделия.

Государственный регулятор ведет мониторинг действующих МИ, по результатам которого возможно приостановление их применения, в том числе и МИ с ИИ. Так, согласно письму Росздравнадзора № 01И-944/23 от 08.11.2023, такой процедуре подверглось «Обеспечение программное прикладное «Botkin.AI» для визуализации и обработки изображений стандарта DICOM по ТУ 58.29.32-001-45146066-2020», производителя ООО «Интеллоджик» (регистрационное удостоверение № РЗН 2020/12028) [9]. Отменено данное ограничение было только 16.05.2024 г. после внесения изменений в регистрационное досье, о чем регулятор выпустил соответствующее информационное письмо [10].

Важно отметить, что в первом полугодии 2024 г. перечень МИ с ИИ пополнился не только программным обеспечением для анализа рентгенологических изображений, но и решениями принципиально новых типов.

Первым из них стало МИ для выявления целого ряда патологий и синдромов на электрокардиограммах для поддержки врача функциональной диагностики. «Система Искусственного Интеллекта для анализа электрокардиологических исследований» является первым МИ с ИИ для интеллектуального анализа временных рядов, и можно ожидать, что их количество будет быстро расти и охватит также электроэнцефалограммы, миограммы.

Вторым новым типом МИ с ИИ стало решение для выявления риска меланом по фотографиям новообразований кожи, сделанными не профессиональными дерматоскопами, а встроенными камерами мобильных телефонов. Использование возможностей носимой (шире – малогабаритной, не требующей для использования участия медицинского работника) электроники может в перспективе включить в перечень персональных медицинских помощников целую когорту стандартизованных устройств общего назначения и обрабатывающих результаты их работы приложений.

Сервисы на основе ИИ

Основными видами Сервисов на середину 2024 г. являются:

- управление медицинской транспортировкой, маршрутизацией и навигацией скорой помощи (рутинно используются, поэтому не включены в исследование);
- оптимизация взаимодействия с пациентами, включая запись на приём за счёт внедрения таких решений, как:
 - голосовые сервисы в центрах обработки звонков (умная запись к врачу, напоминания о приемах и процедурах);
 - чат-боты для первичного сбора данных о пациенте перед записью к врачу;
- голосовой ввод для формирования медицинской документации, позволяющий формировать документы без отвлечения от медицинских манипуляций и переноса фокуса внимания на клавиатуру (для радиологов);
- аналитика видео, направленная на обеспечение безопасности пациента (контроль соблюдения режима пациентами, контроль падения пациентов и иных нежелательных ситуаций, контроль ношения масок).

Результаты Московского эксперимента по компьютерному зрению

В Москве действует экспериментальный правовой режим (ЭПР) для развития и применения технологий ИИ, установленный Федеральным законом Российской Федерации от 24 апреля 2020 года № 123-ФЗ [11].

В рамках ЭПР проводится эксперимент по использованию инновационных технологий в области компьютерного зрения для анализа медицинских изображений и дальнейшего применения в системе здравоохранения города Москвы. К концу первого полугодия 2024 г. к эксперименту было подключено 72 решения на базе ИИ, часть которых имела регистрационные удостоверения Росздравнадзора, которые были разработаны как российскими, так и зарубежными компаниями. 49 из них подключены к Единой радиологической информационной системе города Москвы.

Всего в эксперименте участвует 153 медицинских учреждения, оснащенных 1764 диагностическими МИ. Результаты ИИ-анализа были доступны для 1819 врачей. Общее количество

исследований, проанализированных с помощью ИИ, превысило 11,6 млн, из которых более 3 миллионов были выполнены в 2023 г. Распределение по типам исследований следующее: рентгенография составляет 36%, флюорография – 29%, компьютерная томография – 24%, маммография – 10% и магнитно-резонансная томография – 1% [3].

Необходимо отметить, что врачи-рентгенологи, участвующие в эксперименте, оснащены Сервисом голосового ввода и отметили сокращение времени на заполнение медицинской документации – данный факт подтвердили 62,8% респондентов [12].

Внедрение МИ с ИИ и Сервисов субъектами Российской Федерации

На конец 2022 г. в здравоохранении России сложилась ситуация, когда появился пул зарегистрированных в установленном порядке МИ, использующих технологии ИИ, но их внедрение в рутинную практику сильно отставало. За пределами московского эксперимента было реализовано лишь несколько пилотных проектов, из которых следует отметить анализ результатов лучевой диагностики в Ямало-Ненецком автономном округе и создание системы контроля рисков сердечно-сосудистых заболеваний в Кировской области [13]. Минздрав России провел анализ сложившейся ситуации и выявил факторы, способствующие и препятствующие внедрению МИ с ИИ.

Ключевым драйвером внедрения инноваций стало создание централизованных подсистем государственной информационной системы (ГИС) субъектов Российской Федерации в сфере здравоохранения, что дало необходимые условия для эффективного подключения МИ с ИИ в технологический и организационный ландшафт региональных ГИС. Основными централизованными подсистемами для внедрения МИ с ИИ стали:

- централизованных архив медицинских изображений (ЦАМИ);
- интегрированные электронные медицинские карты (ИЭМК).

Организация процессов управления данными: их сбор, хранение, обработка, предоставление доступа, оценка качества, в этом случае максимально результативна для интеллектуального анализа.

Отметим, что для получения значимого эффекта от внедрения МИ с ИИ для новых типов данных также потребуются изменение рабочих процессов как медицинских работников соответствующих служб, так и технического персонала. Для ЭКГ и (или) фотографий потребуются централизация данных аналогично тому, как это сделано для результатов рентгенологических исследований и ведения ЭМК. Производители этих МИ предлагают субъектам Российской Федерации сразу строить региональные системы, примером которой является «Единый кардиолог» республики Татарстан, или включать в систему оказания медицинской помощи проекты типа нижегородского «Региона без меланомы».

Ключевыми препятствиями являются:

- недостаток доверия медицинского сообщества к технологиям ИИ, которое обусловлено как объективно слабой объяснимостью результатов машинного обучения [2], так и дефицитом опыта использования подобных решений;
- отсутствие методических материалов, позволяющих организовать процесс внедрения новаций в стесненных кадровых и финансовых условиях.

Для их решения Минздрав России организовал на своей площадке разработку необходимых методических материалов, которые были доступны командам внедрения МИ с ИИ уже в первой половине 2023 г., а по итогам года были оперативно доработаны и утверждены Межведомственной рабочей группой при Минздраве России по вопросам создания, развития и внедрения в клиническую практику МИ и сервисов с использованием технологий ИИ [8].

Дополнительно выявлен важный сопутствующий фактор, требующий ускорить внедрение МИ с ИИ в рутинную практику. Большинство разработчиков инноваций для здравоохранения – стартапы, для которых быстрое прохождение «долины смерти» – периода от доказательства продуктивности созданного решения до получения дохода, является условием выживания. Длительное отсутствие проектов внедрения после успешного прохождения клинических испытаний несло риски снижения инвестиционной привлекательности цифровой медицины.

В декабре 2022 г. было подписано дополнительное соглашение между Министерством здравоохранения Российской Федерации и

руководителями региональных проектов по созданию Единого цифрового контура здравоохранения. Согласно этому соглашению, в 2023 г. все субъекты Российской Федерации должны были внедрить как минимум одно МИ с ИИ, обеспечив его интеграцию с одной из централизованных подсистем ГИС в здравоохранении субъекта Российской Федерации [7]. В 2023 г. 84 (94%) субъекта Российской Федерации, получившие федеральное финансирование, выполнили минимально-установленный показатель в части закупки МИ с ИИ. В рамках государственных закупок было внедрено 106 медицинских изделий с применением технологий искусственного интеллекта. Четырнадцать регионов приобрели два и более МИ с ИИ, причем некоторые из них одновременно внедряли решения для анализа как медицинских изображений, так и ЭМК. На конец 2023 г.

пятьдесят восемь субъектов Российской Федерации начали эксплуатацию приобретенных МИ с ИИ.

49 регионов (58%) выбрали МИ с ИИ для анализа медицинских изображений, суммарно закупив 67 таких изделий. 46% (39 регионов) выбрали МИ с ИИ для анализа ЭМК, закупив по одному решению каждый. На рисунке 1 представлена структура приобретения решений субъектами Российской Федерации в 2023 г.

Общая сумма государственных контрактов на закупку и внедрение МИ с ИИ в 2023 г. составила 448,43 млн рублей, из которых 368,855 млн рублей (82%) были выделены из федерального бюджета. На закупку МИ с ИИ для анализа медицинских изображений было затрачено 303,768 млн рублей, что составляет 68% от всех закупок, а на анализ ЭМК – 144,663 млн рублей, что составляет 32%

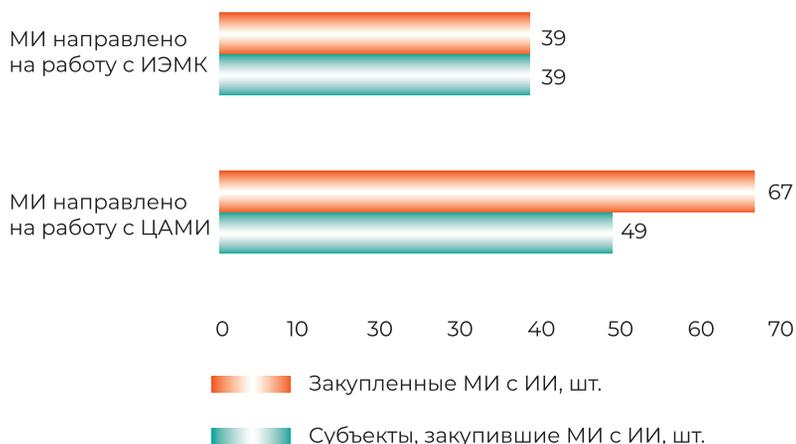


Рисунок 1 — Структура приобретения МИ с ИИ субъектами Российской Федерации в 2023 г.

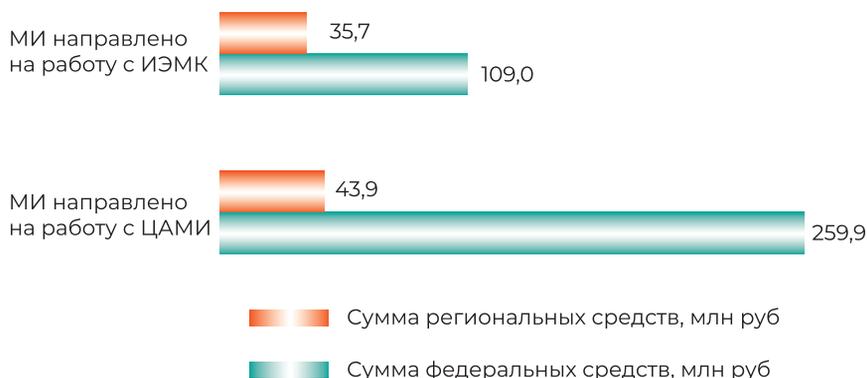


Рисунок 2 — Распределение федеральных и региональных средств по закупке МИ с ИИ по направлению их применения 2023 г.

от всех затрат. На рисунке 2 представлена структура распределения в 2023 г. средств по закупке МИ с ИИ в разрезе источников финансирования.

Средний объем закупки составил 6,2 млн руб. за МИ с ИИ для анализа медицинских изображений и 3,7 млн руб. за МИ с ИИ для анализа ЭМК.

Среди закупленных МИ с ИИ для анализа медицинских изображений 28 изделий предназначены для анализа маммографии, 21 – для анализа флюорографии и рентгенологических исследований органов грудной клетки (ОГК), 20 – для анализа КТ ОГК, и 3 – для анализа КТ головного мозга (ГМ). В 2023 г. с их помощью было проанализировано 251 150 результатов радиологических исследований, включая 112 915 флюорографий и рентгенологических исследований ОГК, 81 130 маммографий, 56 733 КТ ОГК и 372 КТ ГМ.

С помощью МИ с ИИ для анализа ЭМК было обработано 22,4 млн карт, что составляет 38% всех ЭМК, созданных в медицинских информационных системах субъектов Российской Федерации. Встроенные системы мониторинга функционирования МИ с ИИ показали, что врачи 88 541 раз обращались к оценкам, созданным с помощью ИИ, как для оценки качества работы изделий, так и для уточнения собственных клинических решений. Обратная связь от медицинских работников и организаторов здравоохранения доступна разработчикам для совершенствования своих продуктов.

В отличие от МИ с ИИ, Сервисы приобретаются из средств региональных бюджетов, либо разрабатываются учреждениями самостоятельно.

Массовое применение интеллектуальных телеграм-ботов пришлось на период пандемии. Сегодня они нацелены на информирование граждан, умную запись на прием, сбор анамнеза. Например, для записи на прием к врачу в Московской области создан Телеграм-бот @eregistratura_mo_bot, а если позвонить по номеру 122, то трубку снимает голосовой помощник Светлана, которая фиксирует ключевую информацию и автоматически запишет к специалисту или маршрутизирует на оператора, но уже с экономией времени на обязательный опрос; @NSO124_bot – «Мое здоровье НСО» позволяет жителям Новосибирской области получить необходимую информацию, минуя ожидание ответа оператора на линии, а также вызвать врача на дом, записаться на приём, уточнить параметры

существующей записи, отменить посещение медицинского учреждения, получить консультацию, например, узнать, как прикрепиться к поликлинике, получить полис ОМС [2].

Сервисы для голосового заполнения медицинской документации приобретены 18 регионами из 7 округов Российской Федерации. По данным сайта ЕИС, на это было потрачено 135,9 млн рублей. Значимые проекты состоялись в Приморском крае в 2021 г., в Новосибирской области в 2021 г., в Сахалинской области в 2022 г. Самый крупный проект внедрения реализован в Московской области в 2023 г. Он охватил 69 медицинских организаций и 43 медицинские специальности. По итогам внедрения Минздрав Московской области обобщил полученный опыт в методических рекомендациях.

Ожидаемыми эффектами от внедрения данного класса решений является сокращение времени на заполнение медицинской документации и снижение числа ошибок ввода. Учитывая положительный опыт внедрения и востребованность сервисов голосового ввода, Минздрав России планирует утвердить методические рекомендации по внедрению ИИ сервисов голосового заполнения документов до конца 2024 г., куда войдут требования к:

- количеству медицинских словарей, обеспечивающих качественное распознавание медицинской лексики по различным специализациям;
- обеспечению дикторонезависимого распознавания речи;
- наличию открытых интеграционных профилей для внедрения голосового ввода в медицинские информационные системы с целью заполнения структурированных протоколов и структурированных электронных медицинских документов (СЭМД);
- включению в единый реестр российских программ для электронных вычислительных машин и баз данных.

Сервисы аналитики видео, направленные на обеспечение безопасности пациентов, находятся на этапе пилотирования, массовое внедрение ожидается в последующие годы.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В 2023 г. система здравоохранения Российской Федерации совершила существенный

прорыв в части практического внедрения как МИ с ИИ, так и ИИ-сервисов. Реализованные проекты закупки и внедрений являются основой для последующего отраслевого развития.

Минздравом России разработан рекомендуемый план мероприятий по внедрению и дальнейшему использованию МИ с технологией ИИ в медицинских организациях муниципальной и государственной систем здравоохранения субъекта Российской Федерации. Эта дорожная карта направлена в субъекты Российской Федерации (письмо от 16.01.2024 № 18-6/И/2-471) и включает следующие основные направления:

1. Назначение лица, ответственного за внедрение и использование МИ с ИИ в субъекте Российской Федерации.
2. Формирование плана по приобретению МИ с ИИ в 2024 г.
3. Разработка сценариев использования и бизнес-процессов работы МИ с ИИ в субъекте Российской Федерации.
4. Формирование плана по внедрению МИ с ИИ в субъекте Российской Федерации по каждому МИ с ИИ.
5. Формирование плана по проведению мероприятий по обеспечению информационной безопасности для каждого МИ с ИИ.
6. Формирование плана по разработке НПА, регламентирующих работу МИ с ИИ в субъекте Российской Федерации.
7. Формирование ежегодного медиаплана по освещению в СМИ внедрения ИИ.
8. Формирование ежегодного плана по публикации научных работ и статей, посвященных ИИ в здравоохранении.
9. Подготовка ежегодного доклада о лучших практиках применения МИ с ИИ в субъекте Российской Федерации.

Отметим, что созданный задел и планы на будущее ставит перед врачами, организаторами здравоохранения, медицинским образованием, разработчиками инновационных решений, регуляторами целый ряд вызовов, которые в настоящее время активно обсуждаются и должны стать компонентами единой методологии внедрения и эксплуатации решений на базе ИИ. Перечислим только наиболее важные из них:

1. Методические:

- учёт специфики МИ с ИИ в процедурах пост-регистрационного мониторинга;

- институционализация системы управления медицинскими данными;
- пересмотр трудовых функций медицинских работников, в т.ч. для их выполнения с использованием МИ с ИИ или полной передаче МИ с ИИ;
- выделение трудовых умений и знаний, необходимых для применения МИ с ИИ, подготовка медицинских работников к работе с МИ с ИИ, необходимые изменения в системе медицинского образования;
- оценка реального уровня удовлетворенности врачей и пациентов внедряемыми МИ с ИИ и Сервисами;

2. Организационные:

- поиск новых сценариев для применения инноваций с фокусом на внедрение МИ с ИИ, Сервисов и других цифровых инноваций, включая новации в маршрутизации пациентов, диагностических исследованиях, био-медицинских данных; расширение перечня умных персональных медицинских помощников и других форм дистанционного взаимодействия с пациентами;
- обеспечение вовлеченности практического звена во внедрение инновационных технологий;
- изменение организационных и штатных структур медицинских организаций, вызванные применением МИ с ИИ;
- проектирование и внедрение изменений в системе оценки качества оказания медицинской помощи;
- обеспечение непрерывной обратной связи от медицинских работников к разработчикам;

3. Технологические:

- защита информации ГИС при применении решений на базе технологий ИИ, включая разработку специфических разделов модели угроз и модели нарушителя, векторов атак;
- анализ моделей поставки и развертывания МИ с ИИ, взаимодействия с PACS и ГИС, разработка рекомендаций по их выбору в конкретных условиях;
- анализ аппаратно-программных требований для всех моделей развертывания с учетом санкционных ограничений на поставки отдельных видов оборудования;
- совмещение использования нескольких МИ

с ИИ в рамках одной ГИС, в т.ч. при анализе одних видов медицинских данных;

4. Экономические:

- медико-экономический анализ результатов применения МИ с ИИ (экономический для Сервисов) с учётом используемых моделей лицензирования, разработка рекомендаций для финансово-экономического обоснования их внедрения;
- возможность «погружения» применения МИ с ИИ в порядки и стандарты оказания медицинской помощи, в т.ч. с оплатой из средств фондов обязательного медицинского страхования.

Данной публикацией авторы при поддержке редакции журнала «Врач и информационные технологии» планируют начать цикл статей, посвящённых всем аспектам внедрения и

эксплуатации медицинских решений, основанных на технологиях ИИ, связанных с этим изменений в организации оказания медицинской помощи, подготовки кадров, вовлечения пациентов в развитие своего здоровья. Медицинское сообщество остро нуждается как в обобщении и научном анализе опыта непосредственных участников, так и в выработке новых идей. Только непрерывная трансляция региональных практик и полученные при этом знания помогут сформировать необходимый уровень доверия к технологиям ИИ как среди врачей, так среди пациентов.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов (The authors declare no conflict of interest).

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Указ Президента РФ №124 от 15.02.2024 г. «О внесении изменений в Указ Президента Российской Федерации от 10 октября 2019 г. №490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации» и в Национальную стратегию, утвержденную этим Указом». Доступно по: <http://publication.pravo.gov.ru/document/0001202402150063>. Дата обращения: 02.04.2024. [Ukaz Prezidenta RF №124 ot 15.02.2024 g. «O vnesenii izmenenij v Ukaz Prezidenta Rossijskoj Federacii ot 10 oktyabrya 2019 g. №490 «O razvitii iskusstvennogo intellekta v Rossijskoj Federacii» i v Nacional'nyu strategiyu, utverzhdenuyu etim Ukazom». Available at: <http://publication.pravo.gov.ru/document/0001202402150063>. Cited 02.04.2024. (In Russ.)]
2. Карпов О.Э., Храмов А.Е. Информационные технологии, вычислительные системы и искусственный интеллект в медицине. – М.: ДПК Пресс, 2022. – 480 с. [Karpov OE, Hramov AE. Informacionnye tekhnologii, vychislitel'nye sistemy i iskusstvennyj intellekt v medicine. M.: DPK Press, 2022. 480 p. (In Russ.)]
3. Владимирский А.В., Васильев Ю.А., Арзамасов К.М. и др. Компьютерное зрение в лучевой диагностике: первый этап Московского эксперимента – 2-е издание. М.: Издательские решения, 2023. – 388 с. [Vladimirskij AV, Vasil'ev YUA, Arzamasov KM, et al. Komp'yuternoe zrenie v luchevoj diagnostike: pervyj etap Moskovskogo eksperimenta. 2 edition. M.: Izdatel'skie resheniya, 2023. 388 p. (In Russ.)]
4. Распоряжение Правительства №2129-р от 19.08.2020 об утверждении «Концепции регулирования искусственного интеллекта и робототехники до 2024 года». Доступно по: <http://publication.pravo.gov.ru/Document/View/0001202008260005>. Дата обращения: 02.04.2024. [Rasporyazhenie Pravitel'stva №2129-r ot 19.08.2020 ob utverzhdenii «Konceptii regulirovaniya iskusstvennogo intellekta i robototekhniki do 2024 goda». Available at: <http://publication.pravo.gov.ru/Document/View/0001202008260005>. Cited 02.04.2024. (In Russ.)]
5. Поручение Президента РФ В. Путина №Пр-2242 от 31.12.2020. Доступно по: <http://kremlin.ru/acts/assignments/orders/64859>. Дата обращения: 02.04.2024. [Poruchenie Prezidenta RF V. Putina №Pr-2242 ot 31.12.2020. Available at: <http://kremlin.ru/acts/assignments/orders/64859>. Cited 02.04.2024. (In Russ.)]
6. Перечень поручений по итогам конференции «Путешествие в мир искусственного интеллекта» от 29 января 2023 г. №Пр-172. Доступно по: <http://www.kremlin.ru/acts/assignments/orders/70418>. Дата обращения: 02.04.2024. [Perechen' poruchenij po itogam konferencii «Puteshestvie v mir iskusstvennogo intellekta» ot 29 yanvarya 2023 g. №Pr-172. Available at: <http://www.kremlin.ru/acts/assignments/orders/70418>. Cited 02.04.2024. (In Russ.)]
7. Распоряжение Правительства РФ от 17.04.2024 №959-р. Доступно по: <http://publication.pravo.gov.ru/document/0001202404190016>. Дата обращения: 21.06.2024. [Rasporyazhenie Pravitel'stva RF ot 17.04.2024 №959-r. Available at: <http://publication.pravo.gov.ru/document/0001202404190016>. Cited 21.06.2024. (In Russ.)]

8. Информационное письмо Росздравнадзора от 13.02.2020 №02И-297/20 «О программном обеспечении». Доступно по: <https://roszdravnadzor.ru/i/upload/images/2020/2/14/1581670651.93473-1-10822.pdf>. Дата обращения 21.06.2024. [Informacionnoe pis'mo Roszdravnadzora ot 13.02.2020 №02I-297/20 «O programmnom obespechenii». Available at: <https://roszdravnadzor.ru/i/upload/images/2020/2/14/1581670651.93473-1-10822.pdf>. Cited 21.06.2024. (In Russ.)]
9. Письмо Росздравнадзора №01И-944/23 от 08.11.2023 г. О приостановлении применения медицинского изделия. Доступно по: https://roszdravnadzor.gov.ru/services/misearch?download=51669&id=51669&table_name=inf_letters. Дата обращения 19.06.2024. [Pis'mo Roszdravnadzora №01I-944/23 ot 08.11.2023 g. O priostanovlenii primeneniya medicinskogo izdeliya. Available at: https://roszdravnadzor.gov.ru/services/misearch?download=51669&id=51669&table_name=inf_letters. Cited 19.06.2024. (In Russ.)]
10. Письмо Росздравнадзора №01И-495/24 от 16.05.2024 г. Об отмене действия информационного письма. Доступно по: https://roszdravnadzor.gov.ru/services/misearch?download=51669&id=51669&table_name=inf_letters. Дата обращения 20.06.2024. [Pis'mo Roszdravnadzora №01I-495/24 ot 16.05.2024 g. Ob otmene dejstviya informacionnogo pis'ma. Available at: https://roszdravnadzor.gov.ru/services/misearch?download=51669&id=51669&table_name=inf_letters. Cited 20.06.2024. (In Russ.)]
11. Методические рекомендации по приобретению и внедрению медицинских изделий с технологией искусственного интеллекта в подсистемы государственной информационной системы в сфере здравоохранения субъекта Российской Федерации, утв. Межведомственной рабочей группой при Минздраве России по вопросам создания, развития и внедрения в клиническую практику медицинских изделий и сервисов с использованием технологий искусственного интеллекта (протокол от 14.02.24 №90/18-6/59). Доступно по: https://portal.egisz.rosminzdrav.ru/files/%D0%9C%D0%B5%D1%82%D0%BE%D0%B4%D0%B8%D1%87%D0%B5%D1%81%D0%BA%D0%B8%D0%B5_%D1%80%D0%B5%D0%BA%D0%BE%D0%BC%D0%B5%D0%BD%D0%B4%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BF%D0%BE_%D0%BF%D1%80%D0%B8%D0%BE%D0%B1%D1%80%D0%B5%D1%82%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D1%8E_%D0%B8_%D0%B2%D0%BD%D0%B5%D0%B4%D1%80%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D1%8E_%D0%9C%D0%98_%D1%81_%D0%98%D0%98_%D0%B2.pdf. Дата обращения: 02.04.2024. [etodicheskie rekomendacii po priobreteniyu i vnedreniyu medicinskih izdelij s tekhnologiej iskusstvennogo intellekta v podsistemy gosudarstvennoj informacionnoj sistemy v sfere zdavoohraneniya sub"ekta Rossijskoj Federacii, utv. Mezhvedomstvennoj rabochej gruppoj pri Minzdrave Rossii po voprosam sozdaniya, razvitiya i vnedreniya v klinicheskuyu praktiku medicinskih izdelij i servisov s ispol'zovaniem tekhnologij iskusstvennogo intellekta (protokol ot 14.02.24 №90/18-6/59). Available at: https://portal.egisz.rosminzdrav.ru/files/%D0%9C%D0%B5%D1%82%D0%BE%D0%B4%D0%B8%D1%87%D0%B5%D1%81%D0%BA%D0%B8%D0%B5_%D1%80%D0%B5%D0%BA%D0%BE%D0%BC%D0%B5%D0%BD%D0%B4%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BF%D0%BE_%D0%BF%D1%80%D0%B8%D0%BE%D0%B1%D1%80%D0%B5%D1%82%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D1%8E_%D0%B8_%D0%B2%D0%BD%D0%B5%D0%B4%D1%80%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D1%8E_%D0%9C%D0%98_%D1%81_%D0%98%D0%98_%D0%B2.pdf. Cited 02.04.2024. (In Russ.)]
12. Кудрявцев Н.Д., Семенов Д.С., Кожихина Д.Д., Владимирский А.В. Технология распознавания речи: результаты опроса врачей-рентгенологов Московского референс-центра лучевой диагностики // ОРГЗДРАВ: новости, мнения, обучение. Вестник ВШОУЗ. – 2022. – Т.8. – №3. – С.95-104. [Kudryavcev ND, Semenov DS, Kozhikhina DD, Vladzimirskij AV. Tekhnologiya raspoznavaniya rechi: rezul'taty oprosa vrachej-rentgenologov Moskovskogo referens-centra luchevoj diagnostiki // ORGZDRAV: novosti, mneniya, obuchenie. Vestnik VSHOUZ. 2022; 8(4): 95-104. (In Russ.)] doi: 10.33029/2411-8621-2022-8-3-95-104.
13. Курдюмов Д.А., Кашин А.В., Рябов Н.Ю., Новицкий Р.Э., Гусев А.В. Опыт применения технологий искусственного интеллекта для развития профилактического здравоохранения на примере Кировской области // Менеджер здравоохранения. – 2023. – №6. – С.62-69. [Kurdyumov DA, Kashin AV, Ryabov NYU, Novickij RE, Gusev AV. Opyt primeneniya tekhnologij iskusstvennogo intellekta dlya razvitiya profilakticheskogo zdavoohraneniya na primere Kirovskoj oblasti. Menedzher zdavoohraneniya. 2023; 6: 62-69. (In Russ.)] doi: 10.21045/1811-0185-2023-6-62-69.

ГУСЕВ А.В.,

к.т.н., ООО «К-Скай», Петрозаводск, Россия; ФГБУ «Центральный научно-исследовательский институт организации и информатизации здравоохранения» Минздрава России, Москва, Россия, e-mail: agusev@webiomed.ai

ГОЛЬДИНА Т.А.,

АО «Санофи Россия», Москва, Россия

АНАЛИЗ ДАННЫХ РЕАЛЬНОЙ КЛИНИЧЕСКОЙ ПРАКТИКИ, ИЗВЛЕЧЕННЫХ ИЗ ЭЛЕКТРОННЫХ МЕДИЦИНСКИХ КАРТ В ПЛАТФОРМЕ WEBIOMED

DOI: 10.25881/18110193_2024_3_44

Аннотация. Реализованные в 2011–2021 гг. государственные программы в сфере информатизации здравоохранения привели к тому, что свыше 91% государственных и муниципальных медицинских организаций внедрили различные медицинские информационные системы. Это позволило начать переход на ведение электронных медицинских карт (ЭМК). Извлечение данных реальной клинической практики (ДРКП) из накопленных ЭМК и последующий анализ этих данных открывает новые и перспективные возможности для развития отечественного здравоохранения. Целью работы стал анализ ДРКП, извлеченных из обезличенных ЭМК.

Материалами работы стала база данных платформы прогнозной аналитики Webiomed, в которой на момент исследования были накоплены обезличенные ЭМК свыше 29 млн пациентов, включая 229 млн различных медицинских документов. Поставщиками данных для платформы стали 856 медицинских организаций из 28 субъектов РФ. Функциональные возможности платформы Webiomed позволяют обрабатывать неструктурированные медицинские документы, извлекать с помощью технологий искусственного интеллекта из них данные, пригодные для анализа.

Результаты. В настоящей работе представлены: анализ медицинских организаций как поставщиков данных для платформы Webiomed, анализ структуры и состава ЭМК, анализ популяции пациентов. Анализ проведен на момент выгрузки данных 16.10.2023. Из накопленных обезличенных ЭМК удалось извлечь и систематизировать по разным видам более 4 млрд 558 млн структурированных признаков. Платформа содержит 147 886 190 случаев заболеваний, классифицированных по справочнику МКБ-10. 8 393 403 пациента (28,71% от общего числа) имеют в ЭМК медицинскую информацию. Доля «пустых» ЭМК (которые не содержали ни одной медицинской записи) составила 71,29%. Однако ЭМК 3 448 797 пациентов имеют более чем 10 медицинских документов. В структуре ЭМК преобладают протоколы врачебных осмотров, протоколы лабораторных исследований, электронные рецепты, инструментальные исследования. 4 456 263 пациентов имеют глубину сбора данных свыше 3х лет.

Заключение. Полученные результаты свидетельствуют, что извлечение и обработка ДРКП из обезличенных ЭМК действительно позволяют создавать большие наборы структурированных данных. В настоящее время, по нашим сведениям, платформа Webiomed содержит самую крупную в России базу ДРКП, извлеченных из ЭМК. Представленный в данной статье материал – это первый анализ ЭМК и извлеченных из них признаков, осуществленный и опубликованный в России. Обеспечение качества работы с ДРКП на всех этапах, начиная от разработки структуры ЭМК и ввода данных до формирования цифровых двойников, является важнейшим условием их применения для решения различных задач в системе здравоохранения и фармацевтической индустрии.

Ключевые слова: электронная медицинская карта; данные реальной клинической практики; платформа Webiomed; искусственный интеллект.

Для цитирования: Гусев А.В., Гольдина Т.А. Анализ данных реальной клинической практики, извлеченных из электронных медицинских карт в платформе Webiomed. Врач и информационные технологии. 2024; 3: 44-61. doi: 10.25881/18110193_2024_3_44.

GUSEV A.V.,

PhD, K-SkAI LLC, Petrozavodsk, Russia; Federal Research Institute for Health Organization and Informatics, Moscow, Russia,
e-mail: agusev@webiomed.ai

GOLDINA T.A.,

Representative office of the joint-stock company «Sanofi Russia», Moscow, Russia

ANALYSIS OF REAL-WORLD DATA EXTRACTED FROM ELECTRONIC MEDICAL RECORDS IN THE WEBIOMED PLATFORM

DOI: 10.25881/18110193_2024_3_44

Abstract. State programs in the field of healthcare informatization implemented in 2011–2021 resulted in over 91% of state and municipal medical organizations implementing various medical information systems. This made it possible to start the transition to electronic medical records (EMR). The extraction of real-world data (RWD) from the accumulated EMRs and subsequent analysis of these data opens new and promising opportunities for the development of domestic healthcare.

Aim: to analyze the RWD extracted from anonymized EMRs.

Materials and methods: we used Webiomed's predictive analytics platform database, which at the time of the study had accumulated anonymized EMRs of over 29 million patients, including 229 million different medical documents. Data providers for the platform were 856 medical organizations from 28 regions of the Russian Federation. The functionality of the Webiomed platform allows processing unstructured medical documents, extracting data from them suitable for analysis using artificial intelligence technologies.

Results. This paper presents: analysis of medical organizations as data providers for Webiomed platform, analysis of EMC structure and composition, analysis of patient population. The analysis was performed at the moment of data upload on 16.10.2023. More than 4 billion 558 million structured attributes were extracted from the accumulated anonymized EMRs and systematized by different types. The platform contains 147,886,190 cases of diseases classified according to the ICD-10. 8,393,403 patients (28.71% of the total) have medical information in the EMR. The proportion of “empty” EMCs (which did not contain any medical record) was 71.29%. However, EMRs of 3,448,797 patients had more than 10 medical records. The structure of EMRs is dominated by protocols of medical examinations, protocols of laboratory tests, electronic prescriptions, and instrumental examinations. 4,456,263 patients have a depth of data collection of more than 3 years.

Conclusion. The results show that the extraction and processing of RWD from anonymized EMRs do allow the creation of large sets of structured data. Currently, to the best of our knowledge, the Webiomed platform contains the largest database of RWD extracted from EMRs in Russia. The material presented in this paper is the first analysis of EMRs and extracted features performed and published in Russia. Ensuring the quality of work with RWD at all stages, from the development of EMR structure and data input to the formation of digital twins, is the most important condition for their application to solve various tasks in the healthcare system and pharmaceutical industry.

Keywords: Electronic Medical Record; Real World Data; Webiomed platform; Artificial Intelligence.

For citation: Gusev A.V., Goldina T.A. Analysis of Real-World Data extracted from electronic medical records in the Webiomed platform. Medical doctor and information technology. 2024; 3: 44-61. doi: 10.25881/18110193_2024_3_44.

ВВЕДЕНИЕ

Развитие цифрового здравоохранения по всему миру, в том числе в России, позволило повсеместно внедрить в медицинских организациях (МО) различные медицинские информационные системы (МИС), основная задача которых состоит в ведении медицинскими работниками электронных медицинских карт (ЭМК). Реализованные в России 2011–2021 гг. государственные программы в сфере информатизации здравоохранения привели к тому, что свыше 91% государственных МО накапливают в своих базах данных ЭМК, причем объем собираемой информации все время увеличивается [1, 2].

ЭМК представляют собой один из основных источников данных реальной клинической практики (ДРКП, Real World Data, RWD). Анализ ДРКП позволяет извлекать ценные и всесторонние знания из имеющегося практического опыта, в том числе получать сведения о реальной распространенности заболеваний и факторов риска, об эффективности лекарственных средств и т. д. [3–5].

ЭМК – довольно сложный источник данных в силу различных объективных причин и проблем, таких как преимущественно неструктурированный способ хранения записей, недостаточный контроль ввода данных в интерфейсах ЭМК, децентрализованная архитектура, отсутствие поддержки единых стандартов кодирования медицинских записей и т. д. [4]. Yamamoto K. et al. (2012) пришли к выводу о необходимости методичной и сложной работы с неструктурированными медицинскими записями с точки зрения обеспечения качества получаемых из них данных [6].

В этой связи для извлечения из ЭМК ДРКП с приемлемым для дальнейшего анализа и исследований качеством необходимо предпринимать ряд сложных технических и организационных мер, в частности – обеспечивать централизованный сбор записей из распределенных ЭМК в различных МО, включая поликлиники и стационары [7, 8].

Активное развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ), включая машинное обучение, позволяют автоматизировать обработку ЭМК, получая из них пригодные для анализа данные [9]. Zhao Y. et al (2021) использовали извлечение ДРКП из неструктурированных ЭМК с

помощью технологий обработки естественного языка (Natural Language Processing, NLP), показав что такой подход с одной стороны позволяет автоматизировать формирование наборов данных даже из неструктурированных записей, но в тоже время приводит к ряду проблем при их обработке, включая наличие пропусков и несоответствия [10]. Это влечет за собой необходимость в очистке и ручном пересмотре данных. Laar et al. (2020) предложен алгоритм по сбору результатов лечения наркозависимости также на основе интеллектуального изучения ЭМК и сбору ДРКП, где подчеркивается важность последовательного и многоэтапного анализа и сбора данных [11].

Целью работы стал анализ ДРКП, извлеченных из обезличенных ЭМК, накопленных в платформе Webiomed.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Сбор данных осуществлялся компанией К-Скай в разрабатываемой платформе прогнозной аналитики Webiomed (<https://webiomed.ru/>), обладающей следующими нормативно-правовыми статусами:

- включена в реестр российского программного обеспечения 15 ноября 2018 г. (реестровая запись №4980 от 03.12.2018);
- является первой российской разработкой в области ИИ для здравоохранения, зарегистрированной Росздравнадзором как медицинское изделие (ПУ № РЗН 2020/9958 от 03.04.2024);
- является на момент публикации единственной ИИ-системой, зарегистрированной в качестве «Иной ИС» по постановлению правительства №447.

Кроме того, компания К-Скай обладает международным сертификатом соответствия Системы Менеджмента Качества (СМК) стандарту ISO 13485:2016 «Изделия медицинские. Системы менеджмента качества. Требования для целей регулирования».

Регистрация в качестве «Иная ИС» дает право осуществлять автоматический информационный обмен как с Единой Государственной Информационной Системой в сфере здравоохранения (ЕГИСЗ), так и с государственными информационными системами в сфере здравоохранения субъектов РФ. Для сбора данных на

платформе были подписаны соглашения с соответствующими операторами персональных медицинских данных, имеющими добровольные информированные согласия пациентов на сбор и обработку их персональных медицинских данных. Соглашения включали предоставление К-Скай права проводить научно-исследовательские работы на основе собранной информации.

Материалом настоящего исследования стали обезличенные ЭМК 29 230 375 пациентов, накопленные в платформе Webiomed в период с 01.05.2020 по 16.10.2023. Поставщиками данных для платформы стали 856 МО из 28 субъектов Российской Федерации (8 федеральных округов). В платформе было накоплено 127 207 369 структурированных электронных медицинских документов (СЭМД).

Сбор и обработка данных с использованием платформы Webiomed проходит в 2 этапа (рис. 1).

На первом этапе в условиях защищенного информационного контура операторов персональных данных осуществляется автоматическое обезличивание записей, накопленных в ЭМК пациентов. Обезличивание может выполняться как на стороне МИС, так и с помощью отдельного интеграционного приложения Webiomed.Connect [12].

Далее из обезличенных записей формируются СЭМД, имеющие единую структуру и формат хранения данных на основе стандарта архитектуры клинических документов «Health Level Seven Clinical Document Architecture. Release 2.0» (HL7 CDA R2.0). Несмотря на использование в термине слова «структурированный», большая часть клинической информации в СЭМД представлена в неструктурированном виде – простыми текстовыми полями (жалобы, данные объективного осмотра, описания и заключения диагностических исследований и тд).

На втором этапе сформированные СЭМД в автоматическом режиме по защищенным каналам связи передаются в платформу Webiomed.

Для извлечения из полученных СЭМД признаков, пригодных для автоматического анализа и интерпретации, используется технология natural language processing (NLP) [4]. После извлечения признаков осуществляется их автоматическая очистка и подготовка для последующего использования: выявляются дублированные значения, данные объединяются в единые эпизоды оказания медицинской помощи (законченные случаи), с помощью правил форматно-логического контроля выявляются и исключаются ошибочные записи, аномалии и т.д. [4].

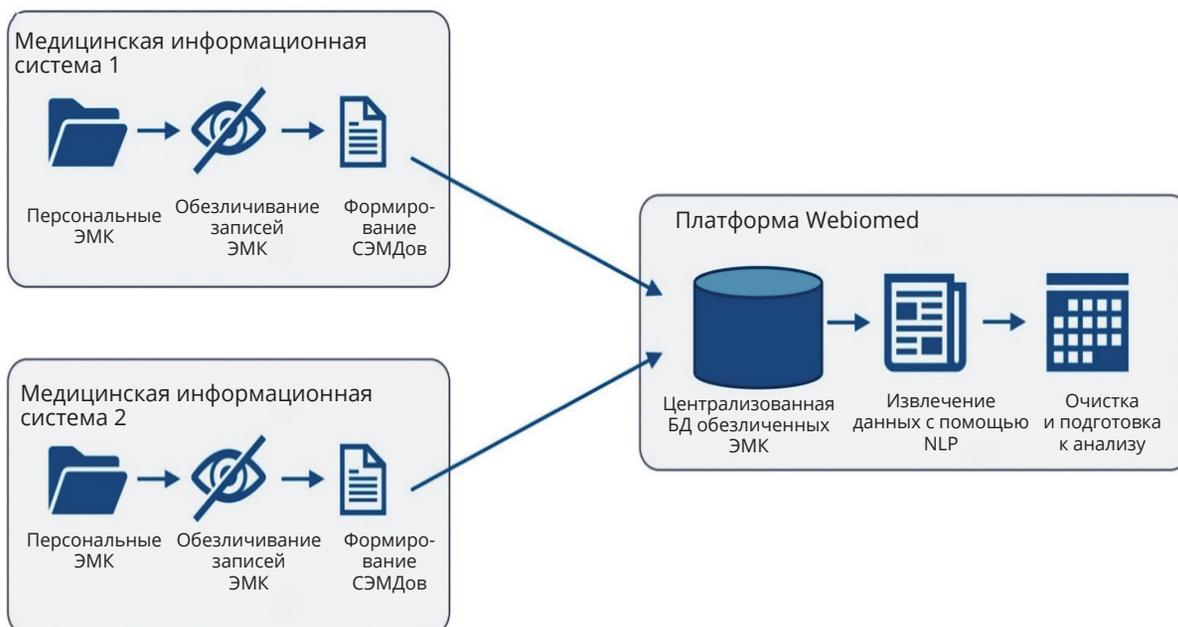


Рисунок 1 — Последовательность сбора и извлечения ДРКП из обезличенных ЭМК при использовании платформы Webiomed.

В результате извлечения, проверки и обработки признаков осуществляется формирование единого цифрового профиля пациента, который включает структурированные данные по всем случаям обращения за медицинской помощью, единый лист окончательных диагнозов (ЛОД), значения извлеченных признаков, включая симптомы из жалоб пациента, объективные данные врачебных осмотров, результаты обследования, данные о назначенных лекарственных препаратах, результаты диспансеризации, данные о диспансерном наблюдении и т.д.

Сформированные таким образом цифровые профили пациентов хранятся в нормированной базе данных, поддерживающей язык SQL. Такая методология позволяет формировать различные запросы к полученным данным и создавать структурированные наборы ДРКП по определенным критериям. Подготовленные цифровые профили используются для дальнейшего анализа, в том числе в научных исследованиях, машинном обучении, скрининге пациентов и др. [4].

РЕЗУЛЬТАТЫ

В России государственное финансирование проектов информатизации здравоохранения началось в 2011 г. К 2014 г. был зафиксирован заметный прирост создания ЭМК в медицинских информационных системах, причем на 2014–2019 гг. пришлась самая активная фаза внедрения МИС в МО. Начиная с 2019 г. динамика добавления новых ЭМК в МИС вышла на относительно стабильный уровень. Кроме того, в 2017–2018 гг. определена и утверждена

действующая на данный момент система нормативно-правового и технического регулирования [2].

Таким образом, развитие информационных технологий в целом и развитие информатизации здравоохранения способствовали активному накоплению ДРКП в ЭМК и, как следствие, накоплению данных в платформе Webiomed. Прирост данных, безусловно, происходит каждый месяц. Именно поэтому результаты исследования, представленного в настоящей статье, по сути, представляют собой только срез в определенный момент времени развития платформы Webiomed.

АНАЛИЗ МЕДИЦИНСКИХ ОРГАНИЗАЦИЙ

Распределение МО по субъектам РФ на момент проведения выгрузки данных (16.10.2023) из платформы Webiomed представлено в таблице 1.

Анализ видов МО, данные которых представлены в платформе Webiomed, был проведен в соответствии с Единой номенклатурой государственных и муниципальных учреждений здравоохранения, утвержденной Приказом № 627 Минздравсоцразвития РФ от 07.10.2005 (таблица 2).

Подключение МО и, соответственно, накопление данных пациентов происходило постепенно. Так, в 2019 г. на платформе Webiomed накопились данные 311 006 пациентов, в 2020 г. добавились данные 1 975 228 пациентов, в 2021 и 2022 гг. – 833 828 и 13 501 959 пациентов, соответственно. За первые 3 квартала 2023 г. включено на платформу 12 607 242 пациентов. Включение МО и накопление данных продолжает происходить и после проведения данного анализа.

Таблица 1 — Поставщики данных для платформы Webiomed

Округ	Число МО	Число пациентов	Число документов
Центральный	103	2 691 050	5 880 126
Северо-Западный	22	447 482	15 031 703
Южный	58	1 185 868	2 721 265
Северо-Кавказский	30	100 491	565 205
Приволжский	356	13 393 658	150 151 102
Уральский	89	2 429 113	28 615 465
Сибирский	83	5 132 781	17 170 677
Дальневосточный	53	1 219 822	7 529 288
Крымский	62	2 630 110	1 352 315
Итого	856	29 230 375	229 017 146

Таблица 2 — Число пациентов и число документов, данные которых представлены в платформе Webiomed

Вид МО	Число МО	Число пациентов	Число документов
Больничные учреждения, включая центральные районные больницы, городские стационары, госпитали и т.д.	576	26 492 447	197 261 591
Диспансеры всех видов	71	45 718	375 406
Амбулаторно-поликлинические учреждения, включая стоматологические поликлиники, детские поликлиники и т.д.	89	2 039 121	13 462 348
Медицинские центры	82	450 440	17 157 060
Учреждения скорой медицинской помощи	21	164 678	691
Учреждения охраны материнства и детства, включая родильные дома, женские консультации, перинатальные центры и т.д.	14	11 230	81 108
Санаторно-курортные учреждения	3	26 741	678 942
Итого	856	29 230 375	229 017 146

Важно подчеркнуть, что данные пациентов, добавленных на платформу в период с 2019 г. и до настоящего времени, регулярно обновляются. Это обеспечивает необходимую глубину данных для различных задач анализа. Так, например, если данные пациента впервые попали на платформу в 2020 г., то в последующие годы данные этого пациента обновляются по мере обращаемости пациента за медицинской помощью.

АНАЛИЗ ПОПУЛЯЦИИ

Выгруженный из платформы Webiomed набор ДРКП включает 229 017 146 документов о 29 230 375 пациентах, из них мужчины составили 47,16% (13 786 080 человек),

женщины – 52,84% (15 444 295 человек). Данные о возрастном составе представлены на рисунке 2.

Указано число полных лет на момент анализа данных платформы, что означает, например, если на момент исследования пациенту было 6 лет 11 месяцев, то он попадет в группу «0–6 лет», если 30 лет и 1 месяц – в группу «30–39 лет».

Информация по пациентам с определенными заболеваниями, имеющимися в базе, является одной из важнейших характеристик, т.к. часто проекты/исследования на основе баз данных реализуются в рамках конкретных заболеваний или терапевтических областей. Распределение пациентов по заболеваниям представлено в таблице 3.

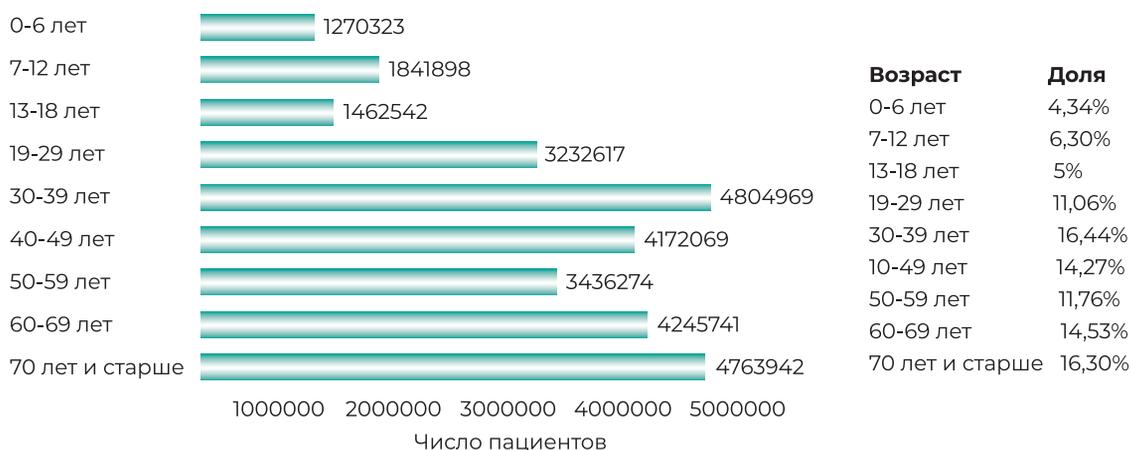


Рисунок 2 — Распределение пациентов по возрастному составу. Указано число полных лет на момент анализа данных платформы, что означает, например, если на момент исследования пациенту было 6 лет 11 месяцев, то он попадет в группу «0–6 лет», если 30 лет и 1 месяц – в группу «30–39 лет».

Таблица 3 — Классы заболеваний по МКБ-10, представленные в платформе Webiomed

Класс МКБ-10	Кол-во случаев
I Некоторые инфекционные и паразитарные болезни (A00-B99)	3 376 071
II Новообразования (C00-D48)	2 317 938
III Болезни крови, кроветворных органов и отдельные нарушения, вовлекающие иммунный механизм (D50-D89)	671 440
IV Болезни эндокринной системы, расстройства питания и нарушения обмена веществ (E00-E90)	3 092 105
V Психические расстройства и расстройства поведения (F00-F99)	1 441 710
VI Болезни нервной системы (G00-G99)	6 216 542
VII Болезни глаза и его придаточного аппарата (H00-H59)	5 316 371
VIII Болезни уха и сосцевидного отростка (H60-H95)	2 505 292
IX Болезни системы кровообращения (I00-I99)	17 203 039
X Болезни органов дыхания (J00-J99)	13 839 440
XI Болезни органов пищеварения (K00-K93)	13 806 006
XII Болезни кожи и подкожной клетчатки (L00-L99)	3 951 349
XIII Болезни костно-мышечной системы и соединительной ткани (M00-M99)	8 158 773
XIV Болезни мочеполовой системы (N00-N99)	11 050 764
XV Беременность, роды и послеродовой период (O00-O99)	2 739 352
XVI Отдельные состояния, возникающие в перинатальном периоде (P00-P96)	282 072
XVII Врожденные аномалии [пороки развития], деформации и хромосомные нарушения (Q00-Q99)	335 531
XVIII Симптомы, признаки и отклонения от нормы, выявленные при клинических и лабораторных исследованиях, не классифицированные в других рубриках (R00-R99)	1 503 912
XIX Травмы, отравления и некоторые другие последствия воздействия внешних причин (S00-T98)	4 986 460
XX Внешние причины заболеваемости и смертности (V01-Y98)	35 302
XXI Факторы, влияющие на состояние здоровья населения и обращения в учреждения здравоохранения (Z00-Z99)	43 038 359
XXII Коды для особых целей (U00-U85)	2 018 362
Итого	147 886 190

Для того, чтобы понять, каким образом формируется этот список, необходимо обратиться к структуре ЭМК. Вне зависимости от того, какая МИС используется в МО или какой способ хранения информации в ЭМК реализовал разработчик, цифровой профиль пациента в платформе Webiomed всегда будет содержать ЛОД. Данный раздел цифрового профиля собирает информацию о зарегистрированных окончательных диагнозах из всех первичных медицинских документов, из законченных случаев лечения (амбулаторных, стационарных, карт диспансеризации/профосмотра) и из врачебных осмотров и представляет собой историю заболеваний, когда-либо выявленных у пациента.

Если у пациента одно и тоже хроническое заболевание было закодировано несколько раз (например, в начале в поликлинике, потом в стационаре, а после пациент попал на реабилитацию в санаторий), то в платформе Webiomed в ЛОД будет обеспечена только 1 запись о таком диагнозе. Кроме того, если в рамках одной нозологии менялись коды хронических диагнозов после точки (например, было I10.1, стало I10.4 или даже I10), то в платформе Webiomed это также кодируется как один диагноз (в случае приведенного примера – диагноз I10). Однако острые заболевания не объединяются в 1 запись в ЛОД: они будут зафиксированы столько раз, сколько было случаев обращения и лечения.

Например, если пациент болел COVID-19 в 2020 г. и в 2023 г. – то это будет 2 отдельных записи.

Таким образом, у 1 пациента в ЛОДе могут быть десятки записей об острых и хронических заболеваниях. Именно этим и обуславливается пятикратная разница между числом пациентов и числом диагнозов в платформе Webiomed.

АНАЛИЗ СТРУКТУРЫ И СОСТАВА ЭМК

Из 29 230 375 пациентов в платформе Webiomed 8 393 403 имеют медицинскую информацию, что составляет 28,71% от общего числа пациентов. Доля «пустых» ЭМК (которые не содержали ни одной клинически значимой записи) составила 71,29%. Это так называемые «пустые» регистрации.

К ЭМК, содержащим минимальное наполнение, были отнесены карты, в которых было расположено до 10 любых медицинских записей. Доля таких ЭМК составила 16,92%. К ЭМК, классифицированным нами как имеющие достаточное наполнение, мы отнесли карты с более чем 10 медицинскими документами, включая информацию о законченных случаях обращения в МО. Доля таких карт составила 11,8%, то есть на платформе Webiomed есть более чем 10 медицинских документов у 3 448 797 пациентов. Более детальная информация представлена в таблице 4.

Число амбулаторных законченных случаев составляет 79 847 397, историй болезней – 3 084 097, карт диспансеризации / профосмотра – 2 209 398, карт диспансерного наблюдения – 149 218.

Первые ЭМК, которые были зарегистрированы в МО, предоставивших материалы для платформы Webiomed, датируются концом 1990-х годов. Существенный рост создания ЭМК в МО начался в 2014 г. и стал замедляться, начиная с 2019 г. (рис. 3).

Год рассчитывается по дате регистрации документа в ЭМК, показывает сколько суммарно в данном году было зарегистрировано документов. В 2023 г. указано число регистраций на момент проведения анализа.

Динамика регистрации медицинских документов в ЭМК коррелирует с длительностью записей. Самый длительный период наблюдения, который зафиксирован в платформе Webiomed, – 41 год. Число пациентов с данными свыше 10 лет наблюдения составляет 534 664, от 5 до 10 лет наблюдения – 2 085 271, от 3 до 5 лет наблюдения – 1 836 328, до 3 лет наблюдения – 3 937 176 человек.

Общее число документов, представленных на платформе Webiomed, составляет 229 017 146. Среди документов преобладают протоколы врачебных осмотров (52,8%), протоколы лабораторных исследований (24,6%), электронные рецепты (9,23%) и протоколы инструментальных исследований (7,7%) (таблица 5).

АНАЛИЗ ПРИЗНАКОВ, ИЗВЛЕЧЕННЫХ ИЗ ЭМК

В ходе исследования платформой Webiomed было обработано свыше 22 901 714 СЭМД, содержащих ДРКП, из которых было извлечено 819 137 323 признаков. При этом общее число признаков, накопленных в платформе,

Таблица 4 — Распределение пациентов по наличию и числу записей в ЭМК

Показатель	Число пациентов	Доля случаев от общего числа
Число пациентов без медицинских документов («пустые» регистрации)	20 836 936	71,29
Число пациентов, по которым есть медицинская информация	8 393 403	28,71
в т.ч. число пациентов с 1 – 10 медицинскими документами	4 944 606	16,92
в т.ч. число пациентов с более чем 10 медицинскими документами	3 448 797	11,8
Число пациентов, по которым есть случаи обращения в МО (законченный случай, история болезни)	6 496 001	22,22
Число пациентов, по которым есть случаи обращения в МО (хотя бы один законченный случай или история болезни) и есть хотя бы 1 медицинский документ	5 745 152	19,65

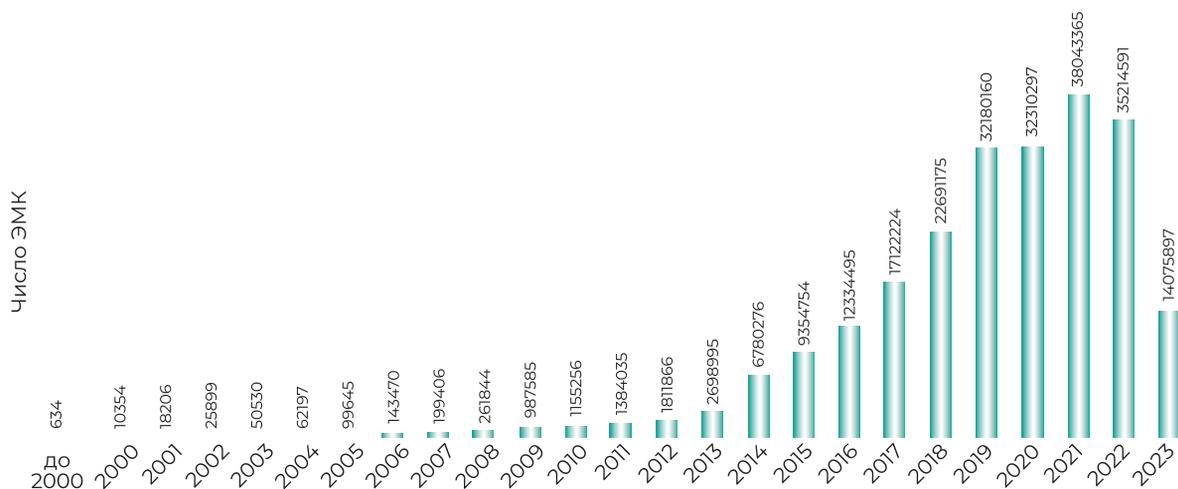


Рисунок 3 — Динамика регистрации медицинских документов в ЭМК.
Год рассчитывается по дате регистрации документа в ЭМК, показывает сколько суммарно в данном году было зарегистрировано документов. В 2023 г. указано число регистраций на момент проведения анализа.

Таблица 5 — Типы медицинских документов в структуре ЭМК платформы Webiomed

Тип документа	Число документов
Протокол врачебного осмотра	121 013 627
Протокол лабораторного исследования	56 443 576
Электронный рецепт	21 134 902
Инструментальное исследование	17 599 537
Листок временной нетрудоспособности	3 448 915
Эпикриз по законченному случаю амбулаторный	3 177 075
Эпикриз в стационаре выписной	2 059 960
Результат диспансеризации/профосмотра	1 374 521
Анкета для граждан в возрасте до 65 лет (версия 3)	610 130
Медицинское свидетельство о смерти	591 204
Протокол операции	355 113
Карта вызова скорой медицинской помощи	277 768
Анкета для граждан в возрасте до 65/75 лет (версии 1, 2)	270 232
Анкета для профосмотра	252 080
Анкета диспансеризации	111 789
Анкета для граждан в возрасте 65/75 лет и старше (версии 1, 2, 3)	32 135
Карта диспансерного наблюдения по гипертонической болезни	21 797
Акт медицинского освидетельствования на состояние опьянения	17 404
Анкета скрининга здоровья	6 861
Медицинское свидетельство о перинатальной смерти	3 888
Итого	229 017 146

составляет 4 558 372 791 (3 739 235 468 признаков получено в готовом виде от МИС) (таблица 6).

Обязательной задачей процесса извлечения является форматно-логический контроль

каждого признака [4]. Система соотносит значение признака не только с правилами контроля для данного конкретного признака, но и с учетом других данных о пациенте. Например,

Таблица 6 — Общая характеристика извлеченных платформой Webiomed признаков

Показатель	Значение	Доля	В т.ч. ошибочных	Доля
Общее число признаков в платформе	4 558 372 791	-	191 305 181	4,20%
из них число признаков, полученных в готовом виде от МИС	3 739 235 468	82,03%	175 195 916	4,69%
из них число признаков, извлеченных платформой	819 137 323	17,97%	16 109 265	1,97%
Число признаков, извлеченных платформой				
Число признаков, извлеченных с помощью NLP	638 280 136	77,92%	5 438 966	0,85%
Число признаков, извлеченных с помощью маппинга (в т.ч. из лабораторных исследований)	177 926 558	21,72%	10 670 299	6,00%
Число признаков, извлеченных программно (из т.ч. документа «Анкета диспансеризации»)	2 930 629	0,36%	0	0%
Дополнительные данные о признаках, полученных в готовом виде от МИС				
Признаки с демографической информацией	394 379 146	10,55%	0	0%
Признаки, характеризующие обращаемость	1 404 274 342	37,56%	0	0%
Признаки, характеризующие заболеваемость	1 790 155 884	47,87%	150 422 060	8,40%
Клинические признаки, переданные в сигнальной информации	150 426 096	4,02%	24 773 856	16,47%

система извлекла что рост пациента «160 км.», проверила по справочнику и выяснила, что диапазон допустимых значений роста включает 50 см – 250 см. Система определяет значение «160 км.» как ошибочное, сохраняет его в базу данных платформы, не отмечает как недопустимое для последующего использования.

Для извлечения признаков платформой Webiomed были использованы 3 способа: NLP-модели машинного обучения, маппинг (англ. mapping) и программное извлечение. Подобные виды извлечения являются достаточно трудоемкими как технически, так и организационно. Выбор технологии определяется уровнем структурированности данных, а также самими данными.

При извлечении признаков с помощью технологии NLP создается комплекс моделей на основе машинного обучения, которые способны извлекать из неструктурированного текста машинно-понимаемые признаки [4].

Извлечение с помощью маппинга используется тогда, когда информация в ЭМК хранится в частично-структурированном виде. Часто технология маппинга используется для извлечения признаков из лабораторных тестов, где исходно информация представлена в виде таблицы (название и значение лабораторного теста, его код по Федеральному справочнику лабораторных исследований (ФСЛИ)). В этом случае извлекается пара "код ФСЛИ = значение", далее по коду ФСЛИ в справочнике маппинга ищется уже код

признака и таким образом в результате в базе данных Webiomed сохраняется значение извлеченного признака.

В программном извлечении, как легко можно понять из названия, для определения значения признака используется специально разработанный программный код. Например, при помощи технологии NLP из неструктурированных данных можно извлечь признаки о росте и весе, а затем уже с помощью программного кода можно рассчитать ИМТ и сохранить его в базе данных. Таким образом, в ходе этих последовательных процессов из врачебного протокола будет извлечено 3 признака, 2 из которых указал врач, а третий был программно рассчитан уже самой платформой.

Наиболее часто извлекаемыми признаками являются: частота сердечных сокращений (58 036 477 значений в базе данных), систолическое (50 048 668) и диастолическое (48 889 677) артериальное давление, частота дыхательных движений (49 459 531), температура тела (43 639 113), а также многие лабораторные показатели. В частности, информация об общем холестерине извлечена 8 101 288 раз, гемоглобине – 7 404 256 раз, креатинине – 6 370 174 раз. Отдельную группу признаков составляют симптомы заболеваний, например, головокружение зафиксировано 5 810 970 раз, одышка – 5 641 646 раз. К редко встречающимся признакам (выявлено менее 10 раз) могут относиться конкретные комбинации лекарственных препаратов, например, «Ацетилсалициловая Кислота+Кофеин»,

Таблица 7 — Распределение извлеченных признаков по видам и их количеству

Вид признака	Число видов признаков	Кол-во признаков	Доля	В т.ч. ошибочных	Доля
Демографические данные (пол, дата рождения, регион проживания, данные о месте работы, социальный статус и т.д.)	39	394 379 146	8,65%	0	0%
Данные об обращении в МО (даты и типы случаев обращения, исходы и результаты лечения, коды диагнозов и т.д.)	14	1 404 274 342	30,81%	0	0%
Данные о зарегистрированных заболеваниях (названия, коды МКБ-10, даты первой регистрации заболевания и последнего обращения, тип заболевания (острое или хроническое) и т.д.)	6	1 790 155 884	39,27%	0	0%
Клинические данные – физиологические данные и данные объективного осмотра пациента (например, АД, рост, вес, ЧСС и т.д.), а также симптомы и синдромы, извлеченные из врачебных осмотров (например, курение, головная боль, отягощенный анамнез и т.д.)	394	622 205 993	13,65%	28 690 750	4,61%
Лабораторные данные (общий холестерин, глюкоза крови, креатинин и т.д.)	326	202 068 195	4,43%	12 152 291	6,01%
Данные инструментальных исследований (извлекаются из протоколов обследований, включая УЗИ, ЭКГ, КТ, рентгенографию, маммографию и т.д.)	134	14 203 332	0,31%	40 080	0,28%
Данные о лекарственном лечении (наименование, кратность приема, доза и т.д.)	2148	131 085 899	2,88%	0	0%
Итого	3061	4 558 372 791	100,00	40 883 121	0.9%

«Дротаверина Гидрохлорид+Кодеина Фосфата Полугидрат+Парацетамол».

Извлеченные признаки можно объединить в 7 групп (таблица 7).

Таким образом, на момент проведения выгрузки данных (16.10.2023) в платформе Webiomed:

- зарегистрировано 856 МО в 28 субъектах РФ,
- включено 229 017 146 документов, представляющих данные 29 230 375 пациентов,
- 8 393 403 пациента имеют в ЭМК медицинскую информацию, из них 3 448 797 пациентов имеют более 10 медицинских документов,
- у 4 456 263 пациентов отмечена глубина сбора данных свыше 3х лет,
- извлечено 4 558 372 791 признаков.

ОБСУЖДЕНИЕ

ЭМК как источник данных

Внедрение ЭМК является одной из ключевых задач информатизации в России. В соответствии с федеральным проектом «Создание единого цифрового контура в сфере здравоохранения»,

100% государственных МО должны перейти на ведение ЭМК к концу 2024 г. Таким образом, стратегия государства в области информатизации здравоохранения предусматривает накопление цифровых данных об оказанной медицинской помощи, что в свою очередь, приводит к постоянному росту интереса к ЭМК как одному из важнейших источников ДРКП.

Сбор и анализ ЭМК как источника ДРКП является основной технологической задачей платформы Webiomed, позволяя ей в полностью автоматическом режиме формировать цифровые профили пациентов с подробной клинической информацией, которая далее выступает источником для различных задач, включая работу системы поддержки принятия врачебных решений (СППВР) и управленческую аналитику.

Возможности и ограничения ЭМК

В настоящее время можно выделить 2 ключевых ограничения использования ЭМК как источника данных:

1. «Пустые» ЭМК (которые не содержали ни одной медицинской записи, 71,29% от общего числа ЭМК);
2. Частично-заполненные ЭМК, в которых медицинская информация представлена не полностью (включены не все данные, есть не все медицинские документы и т.п.).

Подобные ЭМК не могут быть использованы (либо их использование сильно ограничено) для решения многих задач, которые стоят перед системой здравоохранения [3–5].

Улучшение качества заполнения ЭМК – одна из ключевых задач, которая на сегодня должна стоять перед разработчиками МИС и руководителями в сфере здравоохранения. ДРКП, которые извлекаются из ЭМК, лежат не только в основе многих задач/проектов/инициатив, но и формируют основы ценностно-ориентированных подходов системы здравоохранения. Таким образом, улучшение качества в начале этой цепочки – на этапе включения этих данных в ЭМК, значительно улучшит качество реализуемых на основе ДРКП проектов [1].

В представленном анализе мы не проводили определения причин «пустых регистраций» и недостающих данных, но потенциально могут быть определены следующие направления для исследований и последующего поиска решений:

- **структура ЭМК:** детализация разделов и полей, удобство заполнения для пользователей, обязательность полей и т.д., использование листингов и иных инструментов работы с данными, упрощающие ввод данных;
- **обеспечение и контроль качества на уровне ЭМК:** валидационные правила для полей, автоматические подсчеты показателей, определяемых по формулам, синхронизация ввода лабораторных данных в выписках и заключениях и т.д.;
- **ввод данных:** обязательность ввода ключевых полей, формирование культуры работы с данными на уровне МО, упрощение работы по вводу (например, за счет структуры ЭМК).

Важно подчеркнуть, что обязательность ввода данных с помощью структурированных полей без изменений на уровне ЭМК (структура, контроль качества), а также без выделения у специалистов здравоохранения необходимых временных ресурсов, может привести к ухудшению качества ведения ЭМК, что, в свою очередь,

приведет к ошибкам (порой значительным) на уровне результатов задач/проектов/инициатив, построенных на этих данных.

Тем не менее, несмотря на существующие ограничения, ЭМК уже на текущем этапе своего развития обладают не только высоким потенциалом, но и значимыми существующими (внедренными и продолжающимися внедряться) возможностями их использования. Доля ЭМК, классифицированных нами как имеющие достаточное наполнение (более чем 10 медицинских документов), составила 11,8%. На первый взгляд, относительные цифры (%) ЭМК, в которых есть медицинские документы, кажутся незначительными, недостаточными для решения вопросов, которые можно ставить перед платформой. Однако абсолютные цифры обеспечивают возможность достижения необходимых целей и решения любых задач: 8 393 403 пациента имеют достаточную для исследований и повторного использования медицинскую информацию, в том числе 3 448 797 пациентов имеют более 10 медицинских документов (таблица 4). Более того, динамика регистрации медицинских документов в ЭМК на платформе Webiomed ежедневно продолжается (рисунки 3 и 4). И это означает, что абсолютное число пациентов, имеющих медицинскую информацию и данные которых представлены на платформе Webiomed, постоянно растет с течением времени.

Таким образом, несмотря на существующие ограничения, формирование наборов ДРКП из «больших данных» ЭМК является ценным и перспективным источником информации, который со временем будет только расширяться как в объемах данных, так и в масштабах его использования. Обеспечение качества процессов на уровне извлечения данных из ЭМК является одной из приоритетных задач платформы Webiomed.

Извлечение данных из ЭМК

Важно понимать, что, несмотря на гигантские объемы накопленных в России ЭМК, с точки зрения анализа они являются так называемыми «сырыми» (от англ. raw) данными, не пригодными вследствие текстового и неструктурированного формата к интерпретации и построению аналитики.

Для формирования наборов ДРКП из ЭМК и последующего их использования, необходимо

создание и постоянное совершенствование довольно сложного программного комплекса. Применение технологий ИИ, в частности NLP, позволяет обеспечить работу такого комплекса в полностью автоматическом режиме. Точность извлечения данных платформы Webiomed достигает 95–99%.

Анализ опыта функционирования платформы Webiomed показывает, что главными сложностями обеспечения качества работы на этапе извлечения ДРКП из ЭМК в России являются:

- большое влияние на точность извлечения особенностей русского языка;
- локальные традиции ведения врачебных записей (на уровне субъектов РФ, отдельных МО или научных школ);
- технические особенности заполнения ЭМК в интерфейсе МИС;
- отсутствие единой нормативно-справочной информации для кодирования клинических записей в электронных медицинских документах;
- преобладание неструктурированных записей, в том числе хранимых в виде обычных текстовых документов (таблица 5).

В этой связи при создании и развитии программных комплексов для сбора и извлечения ДРКП из ЭМК необходимо уделять большое внимание постоянному контролю качества и точности извлечения данных, переобучению моделей машинного обучения, использующих технологии NLP для интерпретации медицинских записей. Такая работа может быть связана с существенными инвестициями в научные исследования и опытно-конструкторские работы, включая создание новых способов и методов работы с данными, а также патентованием полученных результатов интеллектуальной деятельности [13].

Накопление данных

Формируемые из ЭМК с помощью технологий ИИ цифровые профили пациентов позволяют создавать наборы ДРКП, на основании анализа которых, в свою очередь, формируется новая клиническая и управленческая информация. Основу процесса получения новых знаний составляет понятие «Извлеченный признак», который может быть охарактеризован по 3 классификациям (таблицы 6 и 7):

- 1) метод извлечения (NLP, маппинг, программное извлечение);
- 2) вид признака (физиологические, клинические и др.);
- 3) доверие к признаку (ошибочный или нет).

Использование правил форматно-логического контроля позволило оценивать извлеченные данные на предмет ошибок [4]. Благодаря такому контролю было выявлено, что 4,20% признаков от общего числа (4 558 372 79) являются ошибочными. Самая большая доля ошибок содержится в данных о зарегистрированных у пациента окончательных клинических диагнозах (таблица 6). Основной причиной ошибок является дублирование хронических заболеваний – это связано с тем, что в объединенной ЭМК пациента находится несколько записей о регистрации одного и того же хронического заболевания.

Кроме того, наличие ошибочных признаков может быть обусловлено децентрализованной архитектурой внедрения МИС в некоторых субъектах РФ, в результате чего одно и то же хроническое заболевание регистрируется в разных инсталляциях МИС, что приводит потом к дублированию записей о таких заболеваниях при их централизованном сборе, включая формируемые формы государственной статистической отчетности. Еще одной причиной является отсутствие в некоторых МИС контроля правильности кодирования сведений о заболеваниях.

Выявленные ошибочные записи из базы данных не удаляются. Это крайне важно для последующего научного анализа частоты ошибок и совершенствования методов контроля качества, определения распространенности их в разрезе различных МО или систем ведения ЭМК. При этом важно подчеркнуть, что ошибочные признаки никогда не используются при формировании и анализе цифрового профиля пациента. Другими словами, ошибочные признаки не участвуют в формировании новых знаний, используемых целевой аудиторией платформы в принятии решений.

Чем больше разнообразных данных о пациенте накоплено в его цифровом профиле, тем больше его ценность с точки зрения применения ДРКП для решения различных задач в системе здравоохранения, в фармацевтической индустрии [4]. Анализ популяции пациентов (рисунок 2, таблица 3) и анализ распределения

извлеченных признаков по видам и их количеству (таблица 7) показывают пользователям платформы возможности ее использования для прикладных задач.

Так, например, разработка концепции исследования реальной клинической практики (Real World Evidence, RWE), в отличие от клинических (интервенционных) исследований, включает обязательный этап – оценку ДРКП [7]. В рамках этого процесса необходимо оценить как источник данных, так и получаемые в итоге данные. Знание видов признаков и их числа показывает направления возможностей для формулировки целей и конечных точек разрабатываемого научного исследования (таблица 7). На следующем

этапе разработки исследования необходимо оценить, какие конкретно признаки имеются в базе для описанной популяции исследования (критерии включения/невключения) и сформулированных целей и конечных точек. Сформулированные на основании анализа и отбора наборы могут быть выгружены в виде машинно-читаемых файлов и использоваться в статистическом анализе научного исследования [4].

Целевая аудитория и типы проектов на основе данных из ЭМК

Анализ накопленного опыта сбора и обработки ДРКП с точки зрения их применения в различных проектах представлен в таблице 8.

Таблица 8 — Целевая аудитория проектов, построенных на ДРКП, типы проектов, их цели и задачи

Целевая аудитория (ЦА)	Типы проектов	Цели/задачи
Государственные органы управления здравоохранением, государственные МО	Внедрение СППВР для врачей	Сокращение нагрузки на врачей в части оценки данных ЭМК, сокращение врачебных ошибок, улучшение профилактики и лечения заболеваний [14–16]
	Внедрение управленческой аналитики для руководителей	Улучшение контроля заболеваемости и тем самым положительное влияние на сокращение заболеваемости и смертности, повышение оперативности и эффективности принятия решений [15, 16]
Коммерческие МО	Внедрение СППВР для врачей	Обращение внимания на пациентов высокого риска, поддержка в принятии решений по дополнительной диагностике и рекомендации по лечению [14]
	Внедрение управленческой аналитики для руководителей	Улучшение контроля за отработкой выявленных подозрений, контроль выполнения критериев качества оказания медицинской помощи. Поиск клиентов / предложения услуг клиники, повышение продажи услуг клиники, в т.ч. повторных продаж в существующей клиентской базе
Фармацевтические компании	Проекты, построенные на ДРКП	Выявление подозрений на заболевания, пациентов высокого риска с помощью СППВР [17, 18]
	Исследования ДРКП	Оценка распространенности факторов риска и заболеваний, оценка эффективности и безопасности, паттерны лечения и т.д. [19–21]
	Фармако-экономический анализ	Повышение эффективности исследований на основе результатов ДРКП
Контрактно-исследовательские компании (КИО)	ДРКП	Повышение продаж услуг КИО, в некоторых случаях возможность сохранить бизнес/коллектив компании из-за остановки КИ новых лекарств [22]
Научно-исследовательские организации	Проведение научных исследований и разработок на основе ДРКП	Исследования ДРКП, разработка и валидация моделей машинного обучения. Возможность привлечь грантовое финансирование и гарантированно выполнить условия гранта, повышение наукометрических показателей ученых, включая публикации в журналах WoS и Scopus, выступления на ведущих научных конференциях [23–28]
Промышленные предприятия	Внедрение комплексных систем управления здоровьем	Управление риском потери трудоспособности, повышение эффективности профилактических медицинских осмотров – сокращение издержек предприятия из-за утраты здоровья, повышение эффективности корпоративных программ сохранения здоровья

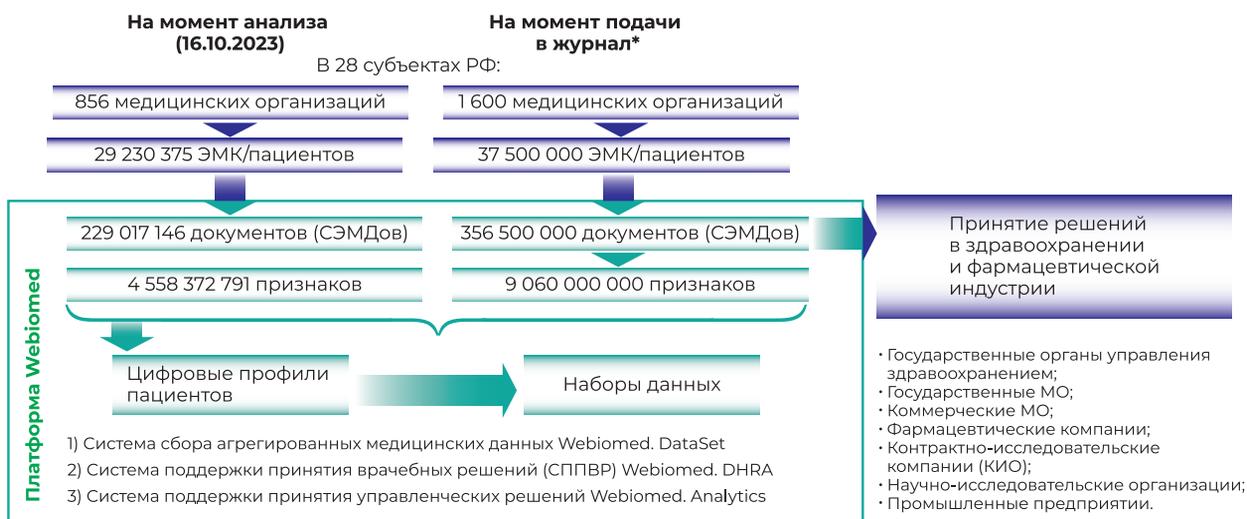


Рисунок 4 — Общая структура, состав и ключевые возможности платформы Webiomed. * – т.к. на момент подачи статьи в журнал мы получили обновление по ключевым показателям, то мы решили целесообразным отобразить их в статье.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Использование ДРКП для решения различных задач здравоохранения и фармацевтической индустрии приобретает все большее значение как в мире, так и в России. В настоящей публикации на примере платформы Webiomed мы проследили ключевые процессы, этапы и аспекты работы с ЭМК как источником ДРКП, начиная непосредственно от источника данных до возможностей применения полученных результатов в системе здравоохранения и фармацевтической индустрии. Основные показатели представлены на рисунке 4.

Полученные результаты свидетельствуют, что анализ и извлечение ДРКП из обезличенных ЭМК действительно позволяет создавать большие наборы структурированных данных. Однако, наряду с существенными перспективами, на данном этапе развития ЭМК имеются и значительные ограничения, влияющие на качество извлекаемых данных. В этой связи важно и необходимо применять продуманную стратегию повышения качества данных как на уровне ЭМК, так и в процессе

извлечения признаков и создания цифровых двойников.

По нашим данным, представленный в данной статье анализ является первый в России исследованием потенциала извлечения ДРКП из ЭМК с использованием технологий ИИ. Постоянный и усиливающийся рост и развитие технологии обеспечиваются за счет следующих ключевых факторов: интеграция с лидирующими МИС МО России, подключение как можно большего числа МО, постоянное развитие возможностей в анализе накопленных данных, а также создание ценной для системы здравоохранения и фармацевтической отрасли клинической и управленческой аналитики.

Обеспечение качества работы с ДРКП на всех этапах, начиная от разработки структуры ЭМК и ввода данных до формирования цифровых двойников, является важнейшим условием их применения для решения различных задач в системе здравоохранения и фармацевтической индустрии.

Конфликт интересов. Авторы статьи являются сотрудниками компании «К-Скай» и фармацевтической компании АО «Санофи Россия».

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Гольдина Т.А., Бурмистров В.А., Ефименко И.В., Хорошевский В.Ф. Искусственный интеллект в здравоохранении: Real World Data и Patient Voice – готовы ли мы к новым реалиям? // Медицинские технологии. Оценка и выбор. – 2021. – №2(43). – С.22-31. [Gol'dina TA, Burmistrov VA, Efimenko IV, Horoshevskij VF. Iskusstvennyj intellekt v zdravoohranenii: Real World Data i Patient Voice – gotovy li my k novym realiyam? Medicinskie tekhnologii. Ocenka i vybor. 2021; 2(43): 22-31. (In Russ.)] doi: 10.17116/medtech20214302122.
2. Гусев А.В., Владимирский А.В., Голубев Н.А., Зарубина Т.В. Информатизация здравоохранения Российской Федерации: история и результаты развития // Национальное здравоохранение. – 2021. – Т.2/ – №3. – С.5-17. [Gusev AV, Vladzimirskij AV, Golubev NA, Zarubina TV. Informatizaciya zdravoohraneniya Rossijskoj Federacii: istoriya i rezul'taty razvitiya. Nacional'noe zdravoohranenie. 2021; 2(3): 5-17. (In Russ.)] doi: 10.47093/2713-069X.2021.2.3.5-17.
3. Колбин А.С., Белоусов Д.Ю., Зырянов С.К. и др. Исследования реальной клинической практики. – М.: Буки Веди, 2020. – 208 с.: ил. [Kolbin AS, Belousov DYU, Zyryanov SK, et al. Issledovaniya real'noj klinicheskoy praktiki. M.: Buki Vedi, 2020. 208 p.: il. (In Russ.)]
4. Гусев А.В., Зингерман Б.В., Тюфилин Д.С., Зинченко В.В. Электронные медицинские карты как источник данных реальной клинической практики // Реальная клиническая практика: данные и доказательства. – 2022. – Т.2. – №2. – С.8-20. [Gusev AV, Zingerman BV, Tyufilin DS, Zinchenko VV. Elektronnyye medicinskie karty kak istochnik dannyh real'noj klinicheskoy praktiki. Real'naya klinicheskaya praktika: dannye i dokazatel'stva. 2022; 2(2): 8-20. (In Russ.)] doi: 10.37489/2782-3784-myrd-13.
5. Гольдина Т.А. Исследования рутинной клинической практики: от получения данных к оценке медицинских технологий и принятию решений в здравоохранении // Медицинские технологии. Оценка и выбор. – 2018. – №1(31). – С.21-29. [Gol'dina TA. Issledovaniya rutinnoj klinicheskoy praktiki: ot polucheniya dannyh k ocenke medicinskih tekhnologij i prinyatiyu reshenij v zdravoohranenii. Medicinskie tekhnologii. Ocenka i vybor. 2018; 1(31): 21-29. (In Russ.)]
6. Yamamoto K, Sumi E, Yamazaki T, et al. A pragmatic method for electronic medical record-based observational studies: developing an electronic medical records retrieval system for clinical research. *BMJ Open*. 2012; 2: e001622. doi: 10.1136/bmjopen-2012-001622.
7. Хомицкая Ю.В., Осина Г.С., Новодережкина Е.А., Гольдина Т.А. Исследования рутинной практики: как разработать и внедрить новое направление. Системный подход в обеспечении качества результатов // Медицинские технологии. Оценка и выбор. – 2021. – №4(43). – С.16-27. [Homickaya YUV, Osina GS, Novoderezhkina EA, Gol'dina TA. Issledovaniya rutinnoj praktiki: kak razrabotat' i vnedrit' novoe napravlenie. Sistemnyj podhod v obespechenii kachestva rezul'tatov. Medicinskie tekhnologii. Ocenka i vybor. 2021; 4(43): 16-27. (In Russ.)] doi: 10.17116/medtech20214304116.
8. Гольдина Т.А., Колбин А.С., Белоусов Д.Ю., Боровская В.Г. Обзор исследований реальной клинической практики // Качественная клиническая практика. – 2021. – №1. – С.56-63. [Gol'dina TA, Kolbin AS, Belousov DYU, Borovskaya VG. Obzor issledovanij real'noj klinicheskoy praktiki. Kachestvennaya klinicheskaya praktika. 2021; 1: 56-63. (In Russ.)] doi: 10.37489/2588-0519-2021-1-56-63.
9. Fu S, Chen D, He H, et al. Clinical concept extraction: A methodology review. *J Biomed Inform*. 2020; 109: 103526. doi: 10.1016/j.jbi.2020.103526.
10. Zhao ., Weroh SJ, Goode EL, et al. Generating real-world evidence from unstructured clinical notes to examine clinical utility of genetic tests: use case in BRCAness. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2021; 21: 3. doi: 10.1186/s12911-020-01364-y.
11. van Laar S, Gombert-Handoko K, Groenwold R, et al. Real-World Metastatic Renal Cell Carcinoma Treatment Patterns and Clinical Outcomes in The Netherlands. *Front. Pharmacol*. 2022; 13: 803935. doi: 10.3389/fphar.2022.803935.
12. Webiomed.Connect. <https://webiomed.ru/products/integratsionnyi-shliuz-webiomedconnect>.
13. Кобякова О.С. Технологии искусственного интеллекта в здравоохранении в глобальной патентной экосистеме: 2000-2023 гг. // Врач и информационные технологии. – 2024. – №1. – С.44-59. [Kobyakova OS. Tekhnologii iskusstvennogo intellekta v zdravoohranenii v global'noj

- patentnoj ekosisteme: 2000-2023 gg. Vrach i informacionnyye tekhnologii. 2024; 1: 44-59. (In Russ.) doi: 10.25881/18110193_2024_1_44.
14. Гусев А.В., Токарев С.А., Гаврилов Д.В., Кузнецова Т.Ю. Применение автоматизированной системы поддержки принятия врачебных решений при диспансеризации взрослого населения для контроля правильности оценки уровня сердечно-сосудистого риска // Менеджмент качества в медицине. – 2022. – №1. – С.72-79. [Gusev AV, Tokarev SA, Gavrilov DV, Kuznecova TYU. Primenenie avtomatizirovannoj sistemy podderzhki prinyatiya vrachebnyh reshenij pri dispanserizacii vzroslogo naseleniya dlya kontrolya pravil'nosti ocenki urovnya serdechno-sosudistogo riska. Menedzhment kachestva v medicine. 2022; 1: 72-79. (In Russ.)]
 15. Курдюмов Д.А., Кашин А.В., Рябов Н.Ю. и др. Опыт применения технологий искусственного интеллекта для развития профилактического здравоохранения на примере Кировской области // Менеджер здравоохранения. – 2023. – №6. – С.62-69. [Kurdyumov DA, Kashin AV, Ryabov NYU, et al. Opyt primeneniya tekhnologij iskusstvennogo intellekta dlya razvitiya profilakticheskogo zdravooxraneniya na primere Kirovskoj oblasti. Menedzher zdravooxraneniya. 2023; 6: 62-69. (In Russ.)]. doi: 10.21045/1811-0185-2023-6-62-69.
 16. Белорус О.В., Токарев С.А., Захарова М.Г., Гусев А.В. Результаты пилотного внедрения технологий искусственного интеллекта в систему здравоохранения Ямало-Ненецкого автономного округа // Менеджмент качества в медицине. – 2023. – №3. – С.39-47. [Belorus OV, Tokarev SA, Zaharova MG, Gusev AV. Rezul'taty pilotnogo vnedreniya tekhnologij iskusstvennogo intellekta v sistemu zdravooxraneniya YAmalo-Neneckogo avtonomnogo okruga. Menedzhment kachestva v medicine. 2023; 3: 39-47. (In Russ.)]
 17. Гиляревский С.Р., Гаврилов Д.В., Гусев А.В. Результаты ретроспективного анализа записей электронных амбулаторных медицинских карт пациентов с хронической сердечной недостаточностью: первый российский опыт // Российский кардиологический журнал. – 2021. – Т.26. – №5. – С.147-155. [Gilyarevskij SR, Gavrilov DV, Gusev AV. Rezul'taty retrospektivnogo analiza zapisej elektronnyh ambulatornyh medicinskih kart pacientov s hronicheskoj serdechnoj nedostatochnost'yu: pervyj rossijskij opyt. Rossijskij kardiologicheskij zhurnal. 2021; 26(5): 147-155. (In Russ.)] doi: 10.15829/1560-4071-2021-4502.
 18. Батюшин М.М., Касимова И.С., Гаврилов Д.В. и др. Распространенность хронической болезни почек по данным ретроспективного когортного исследования «эпидемиология ХБП» (город Киров) // Нефрология и диализ. – 2021. – Т.23. – №2. – С.192-202. [Batyushin MM, Kasimova IS, Gavrilov DV, et al. Rasprostranennost' hronicheskoj bolezni pochek po dannym retrospektivnogo kogortnogo issledovaniya «epidemiologiya HBP» (gorod Kirov). Nefrologiya i dializ. 2021; 23(2): 192-202. (In Russ.)] doi: 10.28996/2618-9801-2021-2-192-202.
 19. Дружилов М.А., Кузнецова Т.Ю., Дружилова О.Ю. и др. Фибрилляция предсердий и хроническая болезнь почек: основные клинические характеристики пациентов в отдельных субъектах Российской Федерации // Кардиоваскулярная терапия и профилактика. – 2023. – Т.22. – №4. – С.57-67. [Druzhilov MA, Kuznecova TYU, Druzhilova OYU, et al. Fibrillyaciya predserdij i hronicheskaya bolezni' pochek: osnovnye klinicheskie harakteristiki pacientov v otdel'nyh sub"ektah Rossijskoj Federacii. Kardiovaskulyarnaya terapiya i profilaktika. 2023; 22(4):57-67. (In Russ.)] doi: 10.15829/1728-8800-2023-3544.

20. Дружилов М.А., Кузнецова Т.Ю., Дружилова О.Ю. и др. Результаты ретроспективного анализа частоты ишемического инсульта и назначения антикоагулянтной терапии пациентам с фибрилляцией предсердий в зависимости от индекса массы тела // Российский кардиологический журнал. – 2023. – Т.28. – №5. – С.46-54. [Druzhilov MA, Kuznecova TYU, Druzhilova OYU, et al. Rezul'taty retrospektivnogo analiza chastoty ishemicheskogo insult'a i naznacheniya antikoagulyantnoj terapii pacientam s fibrillyaciej predserdij v zavisimosti ot indeksa massy tela. Rossijskij kardiologicheskij zhurnal. 2023; 28(5): 46-54. (In Russ.)]. doi: 10.15829/1560-4071-2023-5359.
21. Korneva V, Druzhilov M, Kuznetsova T, Gavrilov D, Gusev A. Obesity and the risk of ischemic stroke in patients with atrial fibrillation: Findings from a big data analysis. *Atherosclerosis*. 2023; 379: 88. doi: 10.1016/j.atherosclerosis.2023.06.327.
22. Дружилов М.А., Кузнецова Т.Ю., Гаврилов Д.В., Гусев А.В. Верификация субклинического каротидного атеросклероза в рамках риск-стратификации при избыточном весе и ожирении: роль методов машинного обучения в формировании диагностического алгоритма // Кардиоваскулярная терапия и профилактика. – 2022. – Т.21. – №7. – С.79-87. [Druzhilov MA, Kuznecova TYU, Gavrilov DV, Gusev AV. Verifikaciya subklinicheskogo karotidnogo ateroskleroza v ramkah risk-stratifikacii pri izbytochnom vese i ozhireнии: rol' metodov mashinnogo obucheniya v formirovanii diagnosticheskogo algoritma. *Kardiovaskulyarnaya terapiya i profilaktika*. 2022; 21(7): 79-87. (In Russ.)] doi: 10.15829/1728-8800-2022-3222.
23. Гаврилов Д.В., Кузнецова Т.Ю., Дружилов М.А. и др. Прогнозирование наличия субклинического каротидного атеросклероза у пациентов с избыточным весом и ожирением при помощи модели машинного обучения // Российский кардиологический журнал. – 2022. – Т.27. – №4. – С.40-47. [Gavrilov DV, Kuznecova TYU, Druzhilov MA, et al. Prognozirovanie nalichiya subklinicheskogo karotidnogo ateroskleroza u pacientov s izbytochnym vesom i ozhireнием pri pomoshchi modeli mashinnogo obucheniya. *Rossijskij kardiologicheskij zhurnal*. 2022; 27(4): 40-47. (In Russ.)] doi: 10.15829/1560-4071-2022-4871.
24. Gavrilov D, Kuznetsova T, Gusev A, Korsakov I, Novitskiy R. Application of a clinical decision support system to assess the severity of the new coronavirus infection COVID-19, *European Heart Journal*. 2021; 42(1): ehab724.3054. doi: 10.1093/eurheartj/ehab724.3054.
25. Андрейченко А.Е., Лучинин А.С., Ившин А.А. и др. Разработка и валидация моделей прогнозирования общего риска преэклампсии и риска ранней преэклампсии с использованием алгоритмов машинного обучения в первом триместре беременности // Акушерство и гинекология. – 2023. – №10. – С.94-107. [Andrejchenko AE, Luchinin AS, Ivshin AA, et al. Razrabotka i validaciya modelej prognozirovaniya obshchego riska preeklampsii i riska rannej preeklampsii s ispol'zovaniem algoritmov mashinnogo obucheniya v pervom trimestre beremennosti. *Akusherstvo i ginekologiya*. 2023; 10: 94-107. (In Russ.)] doi: 10.18565/aig.2023.101.
26. Ivshin AA, Boldina JS, Gusev AV, et al. Artificial Intelligence on Guard of Reproductive Health. *Ad Alta, Journal of Interdisciplinary Research*. 2022; 12(02): 325-329. doi: 10.33543/1202.
27. Gusev AV, Novitskiy RE, Ivshin AA, et al. Extraction of medical data from electronic medical records using NLP algorithms. *Ad Alta, Journal of Interdisciplinary Research*. 2022; 12(02): 314-319. doi: 10.33543/1202.

АСТАШЕВ П.Е.,

к.м.н., ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: astashevpe@pirogov-center.ru

ПЕНЗИН О.В.,

к.м.н., ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: penzinov@pirogov-center.ru

СУББОТИН С.А.,

ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: subbotinsa@pirogov-center.ru

КАРПОВ О.Э.,

д.м.н., профессор, академик РАН, ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова»
Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: nmhc_director@mail.ru

КОНЦЕПЦИЯ ПРИМЕНЕНИЯ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ ПРИ ИСПОЛЬЗОВАНИИ КЕЙС-МЕТОДА В МЕДИЦИНСКОМ ОБРАЗОВАНИИ

DOI: 10.25881/18110193_2024_3_62

Аннотация. Цель. Исследование посвящено современным формам реализации кейс-метода как ключевого инструмента в развитии клинического мышления врачей. Определены основные факторы, усложняющие создание ситуационных задач и ограничивающие масштабное применение этого метода в медицинском образовании.

Материалы и методы. Предложена концепция использования больших языковых моделей (LLM) для снижения сложности и трудоемкости разработки ситуационных задач в медицинском обучении.

Результаты. Разработан и протестирован прототип интерактивного кейса на базе LLM ChatGPT-4o, основанный на клинической рекомендации по хронической сердечной недостаточности. Прототип позволяет диалоговое взаимодействие с обучающимися, генерацию лабораторных и инструментальных данных, а также адаптацию сложности кейсов в режиме реального времени. Несмотря на эффективность, подтверждены риски, связанные с появлением ошибок генерации контента (так называемых "галлюцинаций").

Заключение. Предложена концепция применения LLM для автоматизации и улучшения кейс-метода в медицинском образовании. Сформулированы требования к разработке цифрового решения, которое позволит значительно упростить создание и модификацию ситуационных задач, а также обеспечит развитие клинического мышления врачей. Дальнейшие усилия должны быть направлены на минимизацию генеративных ошибок и создание специализированных интерфейсов для эффективного использования LLM в обучении.

Ключевые слова: кейс-метод; медицинское образование; большие языковые модели; LLM; ChatGPT.

Для цитирования: Асташев П.Е., Пензин О.В., Субботин С.А., Карпов О.Э. Концепция применения больших языковых моделей при использовании кейс-метода в медицинском образовании. Врач и информационные технологии. 2024; 3: 62-71. doi: 10.25881/18110193_2024_3_62.

ASTASHEV P.E.,

PhD, Federal State Budgetary Institution "National Medical and Surgical Center named after N.I. Pirogov" of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation, Moscow, Russia, e-mail: astashevpe@pirogov-center.ru

PENZIN O.V.,

PhD, Federal State Budgetary Institution "National Medical and Surgical Center named after N.I. Pirogov" of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation, Moscow, Russia, e-mail: penzinov@pirogov-center.ru

SUBBOTIN S.A.,

Federal State Budgetary Institution "National Medical and Surgical Center named after N.I. Pirogov" of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation, Moscow, Russia, e-mail: subbotinsa@pirogov-center.ru

KARPOV O.E.,

DSc, Professor, Academician of the RAS, Federal State Budgetary Institution "National Medical and Surgical Center named after N.I. Pirogov" of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation, Moscow, Russia, e-mail: nmhc_director@mail.ru

THE CONCEPT OF UTILIZING LARGE LANGUAGE MODELS FOR ENHANCING CASE-BASED LEARNING IN MEDICAL EDUCATION

DOI: 10.25881/18110193_2024_3_62

Abstract. *Objective.* The study is devoted to modern forms of case method implementation as a key tool in the development of clinical thinking of doctors. The main factors complicating the creation of situational tasks and limiting the large-scale application of this method in medical education are identified.

Materials and methods. The concept of using large language models (LLM) to reduce the complexity and labor intensity of developing situational tasks in medical education is proposed.

Results. A prototype of an interactive LLM ChatGPT-4o-based case study based on a clinical guideline for chronic heart failure has been developed and tested. The prototype allows dialogic interaction with learners, generation of laboratory and instrumental data, and real-time adaptation of case complexity. Despite its effectiveness, risks associated with the occurrence of content generation errors (so-called "hallucinations") have been confirmed.

Conclusion. The concept of LLM application for automation and improvement of case method in medical education is proposed. Requirements for the development of a digital solution are formulated, which will greatly simplify the creation and modification of case problems and will ensure the development of clinical thinking of physicians. Further efforts should be aimed at minimizing generative errors and creating specialized interfaces for effective use of LLM in training.

Keywords: case study; medical education; large language model; LLM; ChatGPT.

For citation: Astashev P.E., Penzin O.V., Subbotin S.A., Karpov O.E. The concept of utilizing Large Language Models for enhancing case-based learning in medical education. *Medical doctor and information technology.* 2024; 3: 62-71. doi: 10.25881/18110193_2024_3_62.

ВВЕДЕНИЕ

В современном образовательном процессе активно применяется кейс-метод, который представляет собой педагогический подход, основанный на анализе реальных ситуаций и решении ситуационных задач [1]. Кейс-метод направлен на развитие способности учащихся к клиническому мышлению, анализу широкого спектра возможных причин и проявлений заболеваний и принятию решений на основе конкретных примеров из практики. В мире кейс-метод известен как минимум с начала XX века, в СССР он был известен под названием «метод казусов» с 1920-х годов. Вопросы применения метода проектов или метода казусов рассматривались на конференции преподавателей по экономическим дисциплинам в совпартшколах уже в сентябре 1926 года [2]. Отмечается, что ценность его применения возникает при запросе на специалистов, умеющих действовать в ситуациях неопределённости, высокой степени риска, специалистов, умеющих анализировать и принимать решения.

Именно такие требования предъявляются к врачам всех специальностей! При этом в сфере медицинского образования как в мировом масштабе, так и на национальном уровне, происходит трансформация, связанная с ограничением доступа студентов к работе с реальными пациентами [3], что приводит к необходимости найти способы развить клиническое мышление у будущих врачей, усилить практическую подготовку будущих врачей за счет умения применять полученные знания в профессиональной деятельности, обеспечить качественную последипломную подготовку при сохранении теоретических знаний. Общеизвестно, что простое заучивание симптомов и признаков заболеваний не может автоматически привести к формированию клинического мышления, а применение кейс-метода позволяет развить у студентов способности к самостоятельному анализу и интерпретации медицинской информации [4, 5].

Как следствие, медицинские образовательные кейсы, известные также как ситуационные задачи, являются важным видом методических материалов и оценочных средств, их сборники популярны как среди студентов и ординаторов, так и среди преподавателей и практикующих врачей. Ведущие организации медицинского

образования разрабатывают или адаптируют существующие ситуационные задачи под собственную специфику. Следует отметить, что кейс-метод для повышения качества обучения может включать интерактивное обсуждение ситуационной задачи с активной ролью ведущего и в методологическом контексте является сложной системой, в которую интегрированы другие, более простые методы познания – моделирование, системный анализ, методы описания, игровые методы и т.п. [6].

Анализ практики разработки и применения ситуационных задач позволяет выделить целый ряд проблем, которые препятствуют дальнейшему расширению использования кейс-метода, прежде всего для постдипломного образования, где требуется рассмотрение более трудных для анализа узкопрофильных случаев. Ключевой из них является высокая сложность и обусловленная ею трудоемкость разработки и даже незначительной модификации ситуационной задачи, что вызвано такими причинами как:

- качественная с точки зрения обучения проблемная ситуация основывается на реальных клинических случаях, которые имеют большое количество «белых пятен»;
- интерактивное обсуждение ситуационной задачи требует очень высокой квалификации преподавателя;
- в частности, в условиях дефицита времени трудно или даже невозможно дать корректный ответ обучаемому на его гипотезы о результатах не предусмотренных автором ситуационной задачи назначений процедур и лекарственных препаратов;
- отсутствуют механизмы модификации ситуационных задач диагностики и лечения основного заболевания при добавлении фоновых и сопутствующих заболеваний для отражения проблематики растущей полиморбидности;
- недостаточная поддержка современных механик вовлечения обучаемых в решение задачи (работа в группе с учетом вклада участников, геймификация, организация индивидуальной обратной связи и т.п.);
- необходимость учета требований клинических рекомендаций, порядков и стандартов оказания медицинской помощи для учета

экономических факторов возможности проведения инструментальных и лабораторных исследований, назначения лечения.

Снятие причин указанной проблемы позволит образовательным медицинским организациям расширить применение кейс-метода, особенно в модели интерактивного обсуждения ситуационной задачи, что положительно скажется на уровне клинического мышления российских врачей.

В последнее время и в мире, и в России наблюдается тенденция к использованию мультимедийных технологий при представлении кейсов, что делает процесс обучения более интерактивным и привлекательным для студентов, растет количество применяемых при этом программных продуктов и информационных ресурсов [7]. В международной практике подобные интерактивные системы появлялись уже в 1980-х годах, например, система AI/LEARN, предлагающая обучающимся решать мини-кейсы, сгенерированные на основе ревматологической экспертной системы AI/RHEUM [8].

В качестве значимых примеров отечественных решений можно указать методические рекомендации [9], подготовленные Центром развития непрерывного медицинского и фармацевтического образования (НМФО) на базе РНИМУ им. Н.И. Пирогова, и включенные в систему НМФО интерактивные ситуационные задачи по чтению и интерпретации электрокардиограмм [10].

Однако главным технологическим прорывом последних лет стало создание на базе технологий искусственного интеллекта т.н. больших языковых моделей (LLM – large language model), которые способны создавать сгенерированный контент в ответ на запросы и способны взаимодействовать с пользователями в диалоговом режиме на естественном языке, в том числе уточняя и развивая свои ответы. Наиболее известная в настоящее время в мире LLM – ChatGPT разработки компании OpenAI, число пользователей которой в 2023 г. превысило отметку в 100 млн [11], в России – Гигачат (правообладатель ПАО «Сбербанк России» [12], 18 млн пользователей [13]). Отечественные медицинские эксперты также оптимистично оценивают возможности LLM в медицинской сфере, в том числе для образовательных целей [14].

Активно создаются отраслевые расширения LLM, которые эффективны в определенной предметной области. В частности, Гигачат по направлению подготовки «Лечебное дело» сдал экзамен, необходимый для получения квалификации «врач-лечебник» [15]. Основными областями использования LLM в здравоохранении сегодня являются создание систем поддержки врачебных решений и интерактивных справочных систем.

Взрывной рост количества публикаций, посвященных использованию в медицинском образовании искусственного интеллекта и больших языковых моделей за последние 10 лет, представлен на Рисунке 1.

Изучение возможностей применения LLM в медицинском образовании также активно ведется и в мире, и в России. В работе [16] приведены следующие примеры:

- практика в дифференциальной диагностике;
- симуляция общения с пациентом;
- поиск информационных ресурсов;
- организация клинической информации для анализа;
- интерактивные практические кейсы.

Одним из пионеров в движении по данному направлению является цифровой сервис ChatClinic®. Это образовательный инструмент, использующий передовой искусственный интеллект для имитации встреч с пациентами для медицинских работников и студентов [17], что делает возможным его применение в качестве LLM-тренажера коммуникативных навыков для сбора клинических данных.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Исходя из предпосылки, что ключевым для развития клинического мышления обучаемых, а тем самым для медицинского образования в целом, является направление «интерактивные практические кейсы», обогащенное при помощи использования LLM для устранения или снижения уровня обозначенных в введении к данной работе проблем медицинского образования. Был создан прототип (proof-of-concept, доказательство жизнеспособности концепции) интерактивного практического кейса на основе актуальной на август 2024 г. версии сервиса ChatGPT.

Для разработки прототипа использовалась модель ChatGPT-4o (omni), которая даже в

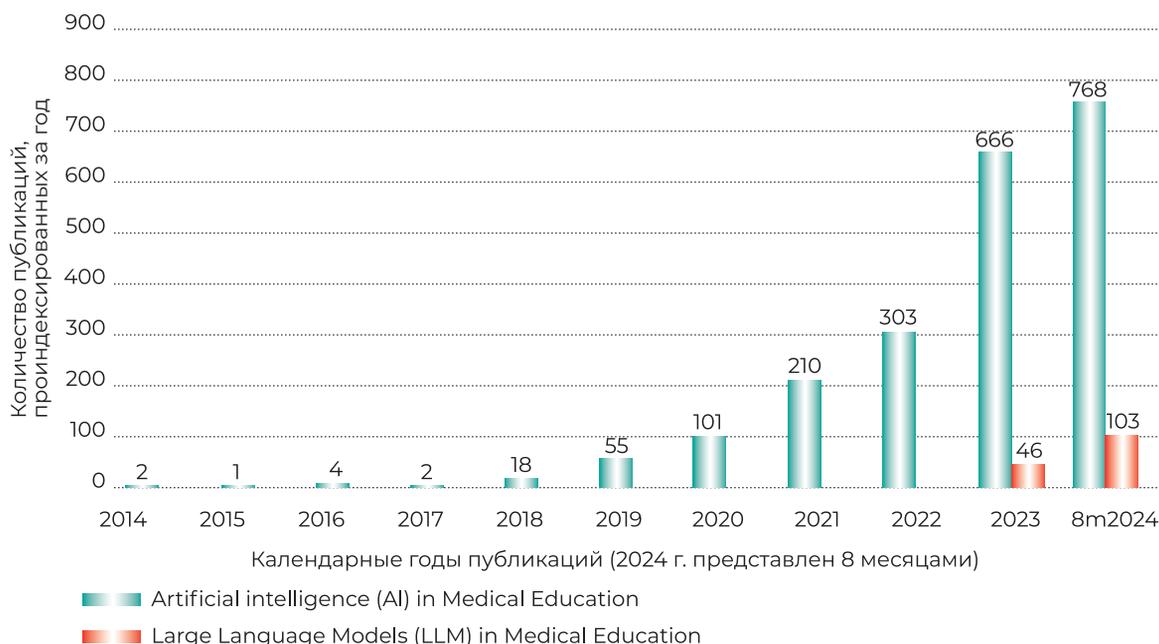


Рисунок 1 — Количество публикаций, проиндексированных в PubMed с 2014 г., в соответствии с поисковыми запросами.

режиме свободного доступа позволяет помимо обмена текстовыми сообщениями загружать в диалог файлы достаточно большого размера, в том числе на русском языке.

Для создания ситуационной задачи была использована клиническая рекомендация «Хроническая сердечная недостаточность», одобренная Научно-практическим Советом Минздрава России, и размещенная на его официальном сайте [18]. Для экономии объема запросов, предоставляемых в рамках свободного использования, из текста клинической рекомендации были удалены разделы с авторами, списком использованной литературы и приложения по методологии ее разработки, чтобы остался непосредственно клинически-ориентированный текст, после чего был получен файл формата *.docx размером в 297 килобайт.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Используя специальным образом составленную и подобранную инструкцию на русском языке (далее – промпт), удалось организовать диалог пользователя с ChatGPT-4o в режиме разбора ситуационной задачи, основанной на вышеописанной клинической рекомендации по хронической сердечной недостаточности.

Скриншоты браузера с промптом и началом диалога со стороны обучающегося приведены на Рисунке 2.

Сам чат с диалогом опубликован в общий доступ по ссылке <https://chatgpt.com/share/e7eaf974-6816-4fa6-a382-12df3c0dbae2> и бесплатно доступен для продолжения диалога для любого зарегистрированного пользователя сервиса ChatGPT (для доступа к веб-адресу <https://chatgpt.com/> из России может потребоваться использование VPN).

В рамках диалога по практическому кейсу подключена возможность вывода отладочной информации, чтобы пользователь мог лучше понять, в каком контексте и в какой роли сейчас ему сейчас будет отвечать LLM.

Пример наполнения отладочной информации, отражающей восприятие генеративной моделью ChatGPT-4o как исходного промпта, так и влияние на него текущего пользовательского поведения, приведен в Таблице 1.

Для удобства работы с чатом и экономии объема запросов в сессии работы с рассматриваемой ситуационной задачей в диалоге можно использовать параметр V (Verbosity, многословность модели), отвечающий за степень подробности ответов. Он может принимать 6 значений

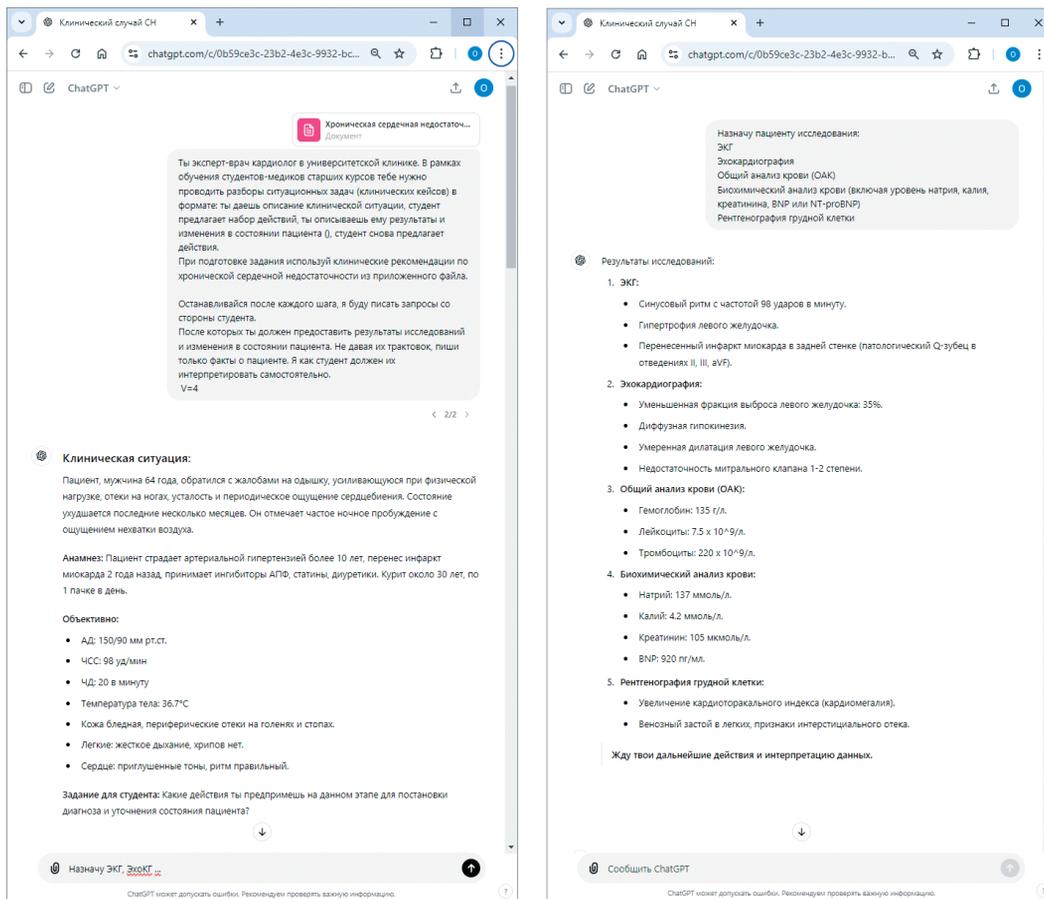


Рисунок 2 — Скриншоты браузера с интерфейсом ChatGPT-4o, ведущей с пользователем диалог по вопросам ситуационной задачи.

Таблица 1 — Отладочная информация по восприятию ChatGPT-4o стартового промпта для запуска режима работы над практическим кейсом

Attribute	Description
Domain > Expert	Medicine > Cardiologist
Keywords	chronic heart failure, clinical case, diagnostic, management plan, symptoms, patient evaluation
Goal	Organize a clinical case study on chronic heart failure based on guidelines from the provided document, following an interactive teaching approach.
Assumptions	The user wants to simulate a step-by-step clinical case discussion with medical students to teach decision-making and management in chronic heart failure.
Methodology	1. Use clinical guidelines to construct a realistic patient scenario. 2. Allow the student to suggest diagnostics/interventions. 3. Present outcomes based on guidelines, focusing on raw data for interpretation.

(для изменения которых нужно просто отправить сообщение в чат):

- V=0 одна строка текста в качестве ответа;
- V=1 очень краткие ответы;
- V=2 краткие ответы;

- V=3 обычные ответы, стандартной длины;
- V=4 подробные ответы с примерами (выбран для начала диалога);
- V=5 подробные ответы, с максимально возможной длиной, детализацией и нюансами.

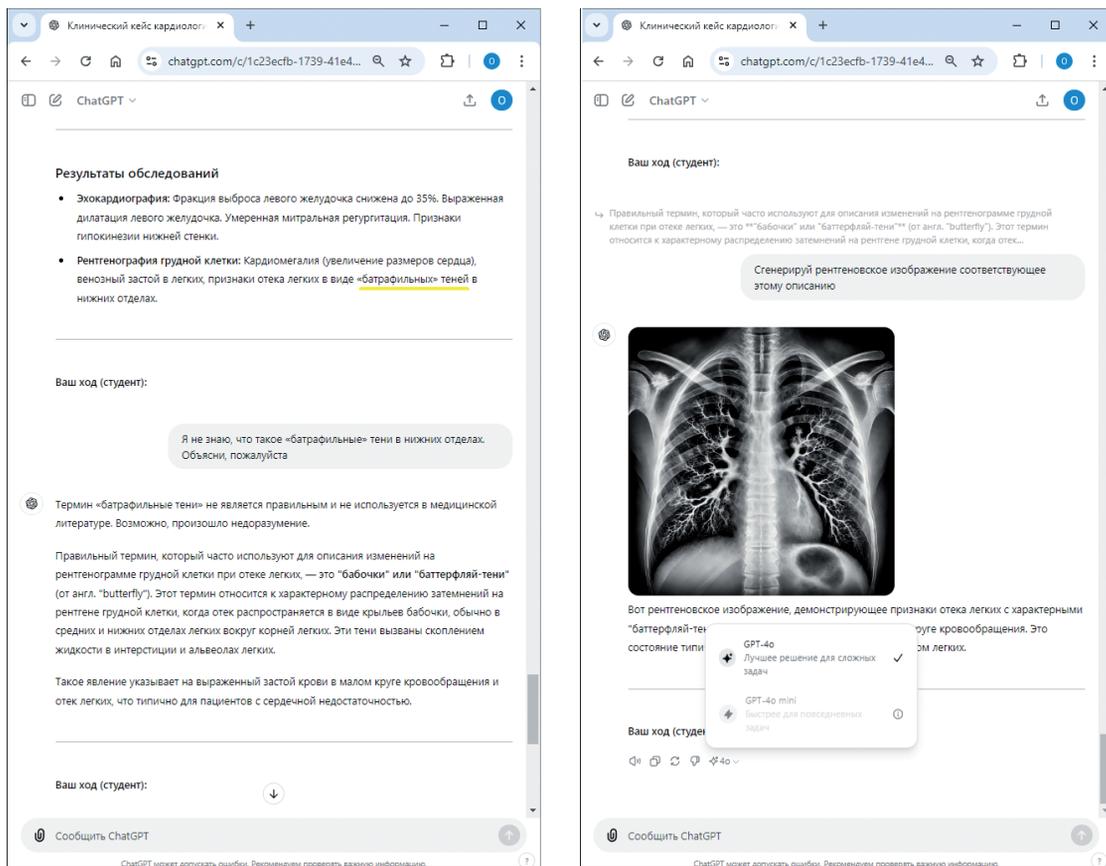


Рисунок 3 — Скриншоты браузера с интерфейсом ChatGPT-4o, демонстрирующие галлюцинации модели и работу с изображениями, в ходе обсуждения практического кейса.

Необходимо отметить, что применение LLM несет и специфические риски при генерации контента, основным из которых являются т.н. «галлюцинации» – правдоподобные ответы, не имеющие смысла или не относящиеся к введенному запросу.

Так, на левом скриншоте на Рисунке 3 представлена ситуация, когда в ходе одного из обсуждений описание рентгенологической картины представлено в следующем виде: «признаки отека легких в виде «батрафильных» теней». Однако при последующем вопросе пользователя относительно нового термина система сама исправилась, извинилась и предложила более корректный вариант «баттерфляй-тени».

На правом скриншоте на Рисунке 3 показаны мультимодальные возможности LLM, в ходе которых ChatGPT-4o, используя контекст обсуждения, предприняла попытку проиллюстрировать

«баттерфляй-тени» на рентгенограмме органов грудной клетки. Создание рентгеновского изображения выполняла графическая нейросетевая генеративная модель DALL-E 3 того же разработчика OpenAI [19], промпт для генерации сформировала ChatGPT-4o в фоновом от пользователя режиме (при использовании в диалоге модели ChatGPT-4omini генерация изображений будет недоступна).

Сгенерированное рентгеновское изображение можно скачать из диалога по практическому кейсу в разрешении 1024*1024 пикселя. При подробном анализе выявится большое количество несоответствий, которые не позволяют «из коробки» использовать такое изображение для обучения специалистов. В частности, рентгенологическая плотность тканей не соответствует реальности. Строение сосудов ближе к анатомии бронхиального дерева, размеры и строение

тел позвонков нарушены, места отхождения ребер не соответствуют нормальной анатомии, и существуют другие «странные» артефакты. По сути, полученное изображение так же является галлюцинацией.

Несмотря на выявленные недостатки, приведенные результаты подтверждают жизнеспособность предлагаемой концепции – на текущий момент LLM является лучшей технологией и инструментом для создания решения по разработке, модификации, а в перспективе и интерактивного обсуждения ситуационных задач.

ОБСУЖДЕНИЕ

Предлагаемая концепция применения больших языковых моделей при использовании кейс-метода в медицинском образовании включает в себя создание специализированного цифрового решения на базе LLM, развернутой в российском контуре, которое радикально снизит сложность и трудозатраты на создание качественных ситуационных задач, и формирование сообщества врачей и преподавателей, которые смогут их массово создавать. При успешном развитии технологий LLM поможет автоматизировать и применение интерактивных форм кейс-метода.

Реализация концепции позволит в короткие сроки насытить ситуационными задачами учебные материалы и оценочные средства, расширить интерактивные формы медицинского образования, и, следовательно, способствовать развитию клинического мышления российских врачей.

С учетом полученного опыта были сформулированы укрупненные функциональные требования к конечному решению для основных ролей пользователей, которые без специальных компьютерных навыков, взаимодействуя с LLM в диалоговом режиме на естественном языке с использованием профессиональной лексики, должны иметь следующие возможности.

1. Разработчик ситуационных задач:

- создание ситуационной задачи из текстового запроса произвольного формата с проверкой на консистентность условий кейса и представлением результатов проверки со ссылками на источники использованной информации;
- использование реальных историй болезни для описания ситуационной задачи;

- модификация ситуационной задачи в диалоговом режиме, в том числе с запросом изменения ее сложности;
- обогащение ситуационной задачи за счет добавления фоновых и сопутствующих заболеваний с автоматическим изменением вводных условий;
- автоматическая генерация не предусмотренных автором результатов лабораторных и инструментальных исследований, данных объективного осмотра, результатов ранее назначенного лечения;
- массовая модификация ситуационных задач для учета специфики медицинской организации;
- массовая модификация ситуационных задач при изменении клинических рекомендаций и других методических и нормативных документов.

2. Преподаватель:

- массовое создание вариантов ситуационной задачи, в т.ч. при требовании сохранения единого уровня сложности, как за счет изменения конституциональных, демографических, анамнестических данных пациента, результатов исследований и ранее назначенного лечения, так и за счет сокрытия разных элементов условия задачи для разных вариантов;
- назначение ситуационных задач обучаемым, в т.ч. с возможностью их групповой работы;
- автоматическое оценивание результатов решения ситуационных задач обучаемыми.

3. Обучаемый:

- выбор ситуационной задачи с учетом специализации, текущей квалификации, изучаемой темы;
- интерактивное обсуждение хода решения ситуационной задачи с возможностью произвольных назначений исследований и лечения;
- получение по результатам решения ситуационной задачи информации о неверной диагностике состояний и (или) заболеваний, назначениях, не соответствующих российским клиническим рекомендациям, стандартам и порядкам оказания медицинской помощи, а также рекомендаций по учебным материалам и курсам для ликвидации выявленных пробелов в знаниях;

- вовлечение в групповые формы работы, использование элементов геймификации.

4. Организатор:

- учет прав на использование ситуационных задач для модификации, обучения, в т.ч. организованного / группового, оценивание уровня знаний;
- управление доступом к ситуационным задачам для разных ролей и категорий пользователей;
- формирование аналитических отчетов по результатам разработки и использования ситуационных задач, оценивания обучаемых.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исходя из результатов практической проверки реализуемости концепции, заметная часть указанных требований могут быть воплощены в жизнь уже на текущем уровне развития LLM. Для полной реализации предлагаемой концепции

потребуется дополнительные усилия для создания программной оболочки, облегчающей работу с ситуационными задачами, а также использование технологии расширенной поисковой генерации, когда для LLM для формирования ответов может использовать данные пользователя посредством подхода Retrieval Augmented Generation (RAG). Максимум усилий потребуются для предотвращения галлюцинаций LLM при генерации элементов кейсов.

Приглашаем разработчиков российских LLM, образовательные медицинские организации, заинтересованных профессионалов к реализации концепции применения больших языковых моделей при использовании кейс-метода в медицинском образовании.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов (The authors declare no conflict of interest).

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Шкуратова Е.И. Сущность метода case-based learning // Современные научные исследования и инновации. – 2017. – №11. [Shkuratova EI. Sushhnost' metoda case-based learning. Sovremennye nauchnye issledovaniya i innovacii. 2017; 11. (In Russ.)]
2. Мелоян В.Г., Бегларян М.Е., Лузин А.И. Проблемы современного педагогического образования. – 2022. – №75-2. Доступно по: <https://cyberleninka.ru/article/n/istoriya-razrabotki-i-ispolzovaniya-keys-metoda-v-uchebnom-protseesse>. Доступ от 27.08.2024. [Melojan VG, Beglarjan ME, Luzin AI. Problemy sovremennogo pedagogicheskogo obrazovaniya. 2022; 75-2. Available from: <https://cyberleninka.ru/article/n/istoriya-razrabotki-i-ispolzovaniya-keys-metoda-v-uchebnom-protseesse>. Cited 27.08.2024. (In Russ.)]
3. Lane JL, Slavin S, Ziv A. Simulation in medical education: A re-view. Simulation & Gaming. 2001; 32(3): 297-314.
4. Андронов В.П. Формирование клинического мышления в условиях вузовского обучения // Известия Самарского научного центра РАН. – 2012. – №2-1. Доступно по: <https://cyberleninka.ru/article/n/formirovanie-klinicheskogo-myshleniya-v-usloviyah-vuzovskogo-obucheniya>. Доступ от 27.08.2024. [Andronov VP. Formirovanie klinicheskogo myshleniya v usloviyah vuzovskogo obucheniya // Izvestija Samarskogo nauchnogo centra RAN. 2012; 2-1. Available from: <https://cyberleninka.ru/article/n/formirovanie-klinicheskogo-myshleniya-v-usloviyah-vuzovskogo-obucheniya>. Cited 27.08.2024. (In Russ.)]
5. Буравкова А.Г., Демьянова О.Б., Буравков Б.П. Ситуационные задачи как способ формирования клинического мышления врача // Личность, семья и общество: вопросы педагогики и психологии. – 2014. – №38. Доступно по: <https://cyberleninka.ru/article/n/situatsionnye-zadachi-kak-sposob-formirovaniya-klinicheskogo-myshleniya-vracha>. Доступ от 27.08.2024. [Buravkova AG, Dem'janova OB, Buravkov BP. Situacionnye zadachi kak sposob formirovaniya klinicheskogo myshleniya vracha. Lichnost', sem'ja i obshhestvo: voprosy pedagogiki i psihologii. 2014; 38. Available from: <https://cyberleninka.ru/article/n/situatsionnye-zadachi-kak-sposob-formirovaniya-klinicheskogo-myshleniya-vracha>. Cited 27.08.2024. (In Russ.)]
6. Погорелова И.Г., Жукова Е.В., Калягин А.Н. Использование кейс-метода в высшем медицинском образовании // БМЖ. – 2010. – №2. Доступно по: <https://cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-keys-metoda-v-vysshem-meditsinskom-obrazovanii>. Доступ от 27.08.2024. [Pogorelova IG,

- Zhukova EV, Kaljagin AN. Ispol'zovanie kejs-metoda v vysshem medicinskom obrazovanii. *BMZh*. 2010; 2. Available from: <https://cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-keys-metoda-v-vysshem-meditsinskom-obrazovanii>. Cited 27.08.2024. (In Russ.)]
7. Путинцев А.Н., Алексеев Т.В. Кейс-метод в медицинском образовании: современные программные продукты // *Международный журнал прикладных и фундаментальных исследований*. – 2016. – №12-9. – С.1655-1659. [Putincev AN, Alekseev TV. Kejs-metod v medicinskom obrazovanii: sovremennye programmnye produkty. *Mezhdunarodnyj zhurnal prikladnyh i fundamental'nyh issledovanij*. 2016; 12-9: 1655-1659. (In Russ.)]
 8. Mitchell JA, Lee AS, TenBrink T, et al. AI/LEARN: an interactive videodisk system for teaching medical concepts and reasoning. *J Med Syst*. 1987; 11(6): 421-429. doi: 10.1007/BF00993009.
 9. Методические рекомендации по созданию интерактивных ситуационных задач. Центр развития непрерывного медицинского и фармацевтического образования на базе ФГАОУ ВО РНИМУ им. Н.И. Пирогова Минздрава России. Доступно по: https://centrnmo.ru/fileadmin/user_upload/files/metodicheskie_rekomendacii_po_sozdaniju_isz.pdf. Доступ от 27.08.2024. [Metodicheskie rekomendacii po sozdaniju interaktivnyh situacionnyh zadach. Centr razvitija nepreryvnogo medicinskogo i farmacevticheskogo obrazovanija na baze FGAOU VO RNIMU im. N.I. Pirogova Minzdrava Rossii Available from: https://centrnmo.ru/fileadmin/user_upload/files/metodicheskie_rekomendacii_po_sozdaniju_isz.pdf. Cited 27.08.2024. (In Russ.)]
 10. Интерактивные ситуационные задачи по чтению и интерпретации электрокардиограмм. Портал медицинского и фармацевтического образования Минздрава России. Доступно по: <https://edu.rosminzdrav.ru/specialistam/proekty/novye-vozmozhnosti-npreryvnogo-obrazovanija/interaktivnye-situacionnye-zadachi-po-chteniju-i-interpretacii-ehlektrokardiogramm>. Доступ от 27.08.2024. [Interaktivnye situacionnye zadachi po chteniju i interpretacii jelektrokardiogramm. Portal medicinskogo i farmacevticheskogo obrazovanija Minzdrava Rossii Available from: <https://edu.rosminzdrav.ru/specialistam/proekty/novye-vozmozhnosti-npreryvnogo-obrazovanija/interaktivnye-situacionnye-zadachi-po-chteniju-i-interpretacii-ehlektrokardiogramm>. Cited 27.08.2024. (In Russ.)]
 11. ChatGPT. OpenAI, L.L.C. Available from: <https://chatgpt.com>. Cited 27.08.2024.
 12. GigaChat Реестровая запись №20407 от 14.12.2023. Российский реестр программного обеспечения. Министерство цифрового развития, связи и массовых коммуникаций Российской Федерации. Доступно по: <https://reestr.digital.gov.ru/reestr/2011617>. Доступ от 27.08.2024. [GigaChat. Reestrovaja zapis' №20407 ot 14.12.2023. Rossijskij reestr programmnoho obespechenija. Ministerstvo cifrovogo razvitija, svjazi i massovyh kommunikacij Rossijskoj Federacii Available from: <https://reestr.digital.gov.ru/reestr/2011617>. Cited 27.08.2024. (In Russ.)]
 13. iz.ru Известия. Доступно по: <https://iz.ru/1665343/2024-03-14/kolichestvo-polzovatelei-gigachat-i-kandinsky-dostiglo-18-mln>. Доступ от 27.08.2024. [iz.ru Izvestija. Available from: <https://iz.ru/1665343/2024-03-14/kolichestvo-polzovatelei-gigachat-i-kandinsky-dostiglo-18-mln>. Cited 27.08.2024. (In Russ.)]
 14. Шадеркина В.А. ChatGPT в медицине: возможности и ограничения // *Российский журнал телемедицины и электронного здравоохранения*. – 2024. – №10(1). – С.33-43. [Shaderkina VA. ChatGPT v medicine: vozmozhnosti i ogranichenija. *Rossijskij zhurnal telemediciny i jelektronного zdavoohranenija*. 2024; 10(1): 33-43. (In Russ.)]
 15. tass.ru ТАСС. Доступно по: <https://tass.ru/obschestvo/19975699>. Доступ от 27.08.2024. [tass.ru TASS Available from: <https://tass.ru/obschestvo/19975699>. Cited 27.08.2024. (In Russ.)]
 16. Safranek CW, Sidamon-Eristoff AE, Gilson A, Chartash D. The Role of Large Language Models in Medical Education: Applications and Implications. *JMIR Med Educ*. 2023; 9: e50945. doi: 10.2196/50945.
 17. ChatClinic Available from: <https://www.chatclinic.ai/about>. Cited 27.08.2024.
 18. Хроническая сердечная недостаточность. Рубрикатор клинических рекомендации Минздрава России. Доступно по: https://cr.minzdrav.gov.ru/schema/156_1. Доступ от 27.08.2024. [Hronicheskaja serdechnaja nedostatochnost'. Rubrikator klinicheskikh rekomendacii Minzdrava Rossii. Available from: https://cr.minzdrav.gov.ru/schema/156_1. Cited 27.08.2024. (In Russ.)]
 19. DALL·E 3. OpenAI, L.L.C. Available from: <https://openai.com/index/dall-e-3>. Cited 27.08.2024.

СЕДАШКИНА О.А.,

к.м.н., доцент, ФГБОУ ВО СамГМУ Минздрава России, г. Самара, Россия, e-mail: sedashkina@inbox.ru

КОЛСАНОВ А.В.,

д.м.н., профессор, профессор РАН, ФГБОУ ВО СамГМУ Минздрава России, г. Самара, Россия, e-mail: a.v.kolsanov@samsmu.ru

РАННЯЯ ДИАГНОСТИКА ХРОНИЧЕСКОЙ БОЛЕЗНИ ПОЧЕК У ДЕТЕЙ С ПОМОЩЬЮ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

DOI: 10.25881/18110193_2024_3_72

Аннотация. Актуальность. Диагностика ранней стадии хронической болезни почек (ХБП) является глобальной проблемой, поскольку чаще диагностируются поздние стадии заболевания. Разработка методов моделирования для принятия управленческих решений, направленных на повышение эффективности ранней диагностики ХБП, является важной научно-практической задачей, в решении которой большую поддержку может оказать использование алгоритмов машинного обучения (MLA).

Цель. Повышение точности диагностики ХБП с использованием данных анамнеза, клинико-инструментального, генетического обследования и MLA.

Материал и методы. Данные были получены из одноцентрового ретроспективного когортного исследования (2011–2022 гг.) детей с ХБП 1-4 стадии в возрасте от 1 до 17 лет. В основную группу включены 128 детей с хроническими заболеваниями почек, в группу сравнения – 30 детей без патологии почек. Дети двух групп статистически значимо не различались по полу и возрасту. Для построения модели диагностики ХБП использованы данные анамнеза, клинико-инструментального и генетического обследования. Модель построена с применением MLA многофакторная логистическая регрессия (MLR). В модели использовано три переменных: СОЭ ($\beta = 0,392$; $p < 0,001$); эритроциты в моче ($\beta = 1,225$; $p < 0,001$); астеническое телосложение ($\beta = 5,792$; $p < 0,001$).

Результаты. Получена диагностическая модель, позволяющая на тестовой выборке выявлять ХБП с точностью 90,3% [80,6; 96,8]%, чувствительностью 92,0% [81,5; 100,0]%, специфичностью 83,3% [50,0; 100,0]%, ROC-AUC = 90,0% [77,2; 100,0]%. Полученная модель отличного качества (>90%), т.к. ROC-AUC составляет на тестовой выборке 0,90. Значение точки отсечения вероятности ХБП равно 0,25.

Выводы. Разработана и протестирована модель, которая с высокой точностью диагностирует на ранней стадии ХБП у детей.

Ключевые слова: хроническая болезнь почек у детей; машинное обучение; ранняя диагностика; боль в животе; вероятность; многофакторная логистическая регрессия.

Для цитирования: Седашкина О.А., Колсанов А.В. Ранняя диагностика хронической болезни почек у детей с помощью алгоритмов машинного обучения. Врач и информационные технологии. 2024; 3: 72-85. doi: 10.25881/18110193_2024_3_72.

SEDASHKINA O.A.,

PhD, Assoc. Prof., Samara State Medical University, Samara, Russia, e-mail: sedashkina@inbox.ru.

KOLSANOV A.V.,

DSc, Prof., Prof. of the RAS, Samara State Medical University, Samara, Russia, e-mail: a.v.kolsanov@samsmu.ru.

EARLY DIAGNOSIS OF CHRONIC KIDNEY DISEASE IN CHILDREN USING MACHINE LEARNING ALGORITHMS

DOI: 10.25881/18110193_2024_3_72

Abstract. *Background.* Diagnosis of early-stage chronic kidney disease (CKD) is a global challenge, as late-stage disease is more commonly diagnosed. The development of modeling methods for making management decisions aimed at improving the efficiency of early diagnosis of CKD is an important scientific and practical task, which can be greatly supported by the use of machine learning algorithms (MLA).

Aim. To improve the accuracy of diagnosis of CKD using data from history, clinical-instrumental, genetic examination and machine learning algorithms (MLA).

Methods. Data were obtained from a single-center retrospective catamnestic cohort study (2011–2022) of children with CKD stage 1–4 aged 1 to 17 years. The main group included 128 children with CKD, and the comparison group included 30 children without any kidney disease. Two groups were comparable by sex and age. The data of anamnesis, clinical-instrumental and genetic examination were used to build a model for CKD diagnosis. The model was built using the MLA multivariate logistic regression (MLR). Three variables were used in the model: erythrocyte sedimentation rate in blood ($\beta = 0,392$; $p < 0,001$); erythrocytes in urine ($\beta = 1,225$; $p < 0,001$); and asthenic physique ($\beta = 5,792$; $p < 0,001$).

Results. A diagnostics model was obtained allowing prediction of CKD on a test sample with accuracy of 90,3% [80,6; 96,8], sensitivity of 92,0% [81,5; 100,0], specificity of 83,3% [50,0; 100,0], ROC-AUC = 90,0% [77,2; 100,0]. The resulting model is of excellent quality (>90%) as the ROC-AUC is 0,90 on the test sample. The cut-off point value of the probability of CKD is 0,25.

Conclusions. We developed and tested the model that diagnoses early-stage CKD in children with high accuracy.

Keywords: chronic kidney disease in children; machine learning; early diagnosis; abdominal pain; probability; multivariate logistic regression.

For citation: Sedashkina O.A., Kolsanov A.V. Early diagnosis of chronic kidney disease in children using machine learning algorithms. Medical doctor and information technology. 2024; 3: 72-85. doi: 10.25881/18110193_2024_3_72.

ВВЕДЕНИЕ

Разработка методов моделирования для принятия управленческих решений, направленных на повышение эффективности ранней диагностики хронической болезни почек (ХБП), является важной научно-практической задачей, в решении которой большую поддержку может оказать использование методов машинного обучения [1].

Нефрологи всего мира сосредоточены на поиске решения, позволяющего отсрочить результат и уменьшить количество пациентов с почечной недостаточностью путем применения протоколов профилактики ХБП и мониторинга пациентов. По мнению Schena F.P. et al. (2022), врачи общей практики и нефрологи привлекаются на первой и на поздних стадиях заболевания, соответственно, поэтому ранняя диагностика ХБП является важным шагом в предотвращении прогрессирования поражения почек [2]. Авторы провели анализ публикаций об алгоритмах машинного обучения (MLA), которые могут предсказать ХБП. Выполнен обзор 55 статей о применении MLA при ХБП, в результате которого получены данные о том, что MLA используют огромное количество предикторов, комбинируя их нелинейными и интерактивными способами. Sanmarchi F. et al. (2023) стремились оценить, как искусственный интеллект (ИИ), включая MLA, используются для прогнозирования, диагностики и лечения ХБП [3].

Инструменты поддержки принятия решений на основе MLA были разработаны для многих аспектов лечения ХБП. Chen F. et al. (2023) утверждают о том, что алгоритмы, разработанные для ранней диагностики ХБП, могут помочь в планировании ранней нефропротективной терапии и отсрочить наступление заместительной почечной терапии, тем самым предлагая значимые клинические и экономические выгоды для пациентов и систем здравоохранения [4].

Замечены некоторые ограничения в интерпретации публикаций: материал для анализа был извлечен из опубликованных статей; базы данных, созданные на разных выборках, были объединены для последующего анализа; в базах данных были собраны переменные, которые не имели значения для диагностики и прогрессирования ХБП; не было представлено автором собственной информации о пациентах с заболеваниями почек, как и не собрана собственная база исходных данных; валидация результатов

на тестовой выборке не проводилась. В целом, сотрудничество между экспертами в области электроники, информатики и врачами было ограниченным [2, 4].

Несмотря на растущие перспективы MLA, остаются не решенными вопросы, препятствующие его клиническому внедрению. При проведении сравнения между инструментами ранней диагностики ХБП, основанными на MLA, в частности на многофакторной логистической регрессии (MLR) и других алгоритмах, была обнаружена схожая эффективность между моделями, разработанными с помощью MLA и традиционных методов логистической регрессии (LR) [4–7]. Кроме того, по мнению авторов, предыдущие исследования поставили под сомнение качество баз данных и методологию моделей прогнозирования и диагностики ХБП [8, 9].

Все эти обобщения послужили основанием для проведения настоящего исследования, в котором мы сосредоточились на создании диагностической модели ХБП с помощью MLA и постарались избежать недостатков, которые были выявлены в более ранних исследованиях.

Цель: повышение точности диагностики ХБП с использованием данных анамнеза, клинико-инструментального и генетического обследования и MLA.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Дизайн исследования: исходные данные были получены из одноцентрового ретроспективного когортного исследования (2011–2022 гг.) детей в возрасте 1–17 лет с ХБП 1–4 стадии. Для построения диагностической модели ХБП использованы данные анамнеза, клинико-инструментального и генетического обследования. В качестве целевой переменной явилось наличие или отсутствие ХБП. Статья написана в шаблоне TRIPOD (Transparent reporting of a multivariable prediction model for individual prognosis or diagnosis – Прозрачный отчет о многомерной модели прогнозирования для индивидуального прогноза или диагноза) [11].

УЧАСТНИКИ ИССЛЕДОВАНИЯ

Критерии отбора. В когортное исследование включены 158 детей. Основную группу составили 128 детей с неиммунной (разные формы пиелонефрита, тубулоинтерстициальный

нефрит, в том числе в исходе гемолитико-уремического синдрома, аномалии органов мочевой системы) и иммунной (первичный нефротический синдром, IgA-нефропатия, системная красная волчанка с волчаночным нефритом) патологией почек, группу контроля – 30 детей без патологии почек в возрасте от 1 до 17 лет. Сравнимые группы были репрезентативны.

Критерии не включения. Дети с поликистозной дисплазией почек, тубулопатией и рахитоподобными заболеваниями, капилляротоксическим нефритом, болезнью Альпорта, болезнью тонких мембран, постстрептококковым гломерулонефритом.

Критерии исключения. Дети, достигшие 5 стадии ХБП.

Условия проведения и продолжительность исследования. Выборку исследования формировали из числа детей, госпитализированных в отделение детской нефрологии Самарской областной клинической больницы имени В.Д. Середякина (г. Самара) с 2011 г. по 2022 г.

Процесс диагностики ХБП у детей реализован при использовании диагностической модели, которая была построена на обучающей выборке, а затем протестирована на тестовой выборке, составившей 20%. Обучающая выборка (N = 127) оказалась несбалансированной, т.е. пациентов с ХБП было больше (103 (81%)), чем пациентов без ХБП (24 (19%)). Для балансировки базы данных в части обучающей выборки в целях получения более стабильной модели был использован метод SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique). Получена выборка со 184 записями, в которой было 92 (50%) с ХБП и 92 (50%) – без ХБП.

Предикторы. Для разработки модели ранней диагностики ХБП использовали универсальные факторы риска (перенесённые критические состояния в перинатальном периоде с развитием острого повреждения почек (ОПП); пренатально установленный врожденный порок развития (ВПР) органов мочевой системы (ОМС); наличие генетической предрасположенности к заболеваниям почек, комплекса аллергических заболеваний в семье; носительство персистирующих инфекций, гемолитических штаммов стрептококка; социальная детерминанта; экологические условия) и специфические ранние факторы риска (ранние факторы риска прогрессирования

заболевания: особенности дебюта патологии почек и биомаркеры прогрессирования, аллергические заболевания, нарушения уродинамики при ВПР ОМС; показатели рутинного лабораторного исследования крови; показатели специального генетического анализа иммунных и неиммунных полиморфных маркеров генов ренин-ангиотензиновой системы, синтазы окиси азота-3, эндотелина-1, интерлейкина-4 и фактора некроза опухоли; результаты эхографического и доплерографического исследований).

Исходы/методы регистрации исходов. Результатом работы модели является раннее выявление вероятности прогрессирования патологии почек. К числу факторов прогрессирования нефропатии относили снижение скорости клубочковой фильтрации (СКФ) [12]. Диагноз ХБП выставлялся в соответствии с клиническими рекомендациями для ХБП Национального фонда почки США (2012) и Российскими национальными рекомендациями по ХБП (2021).

Индексный тест. В качестве индексного теста предлагается использовать формулу MLR, разработанную на основе MLA.

Обоснование выбора референсного теста. В качестве референсного теста выбрали определение расчетной СКФ по креатинину в рамках диагностических мероприятий. Чувствительность данного теста низкая и свидетельствует о далеко зашедшем хроническом заболевании почек. Других аналогов, которые максимально точно диагностируют ХБП, в настоящее время нет.

Статистическая обработка. Первичное формирование базы данных осуществлялось в электронных таблицах Excel (Microsoft Office 365). Количественные показатели оценивались на соответствие нормальному распределению, использовался критерий Шапиро-Уилка. Поскольку распределение большинства признаков не соответствовало нормальному, как центральная тенденция использовалась медиана, как показатели размаха – квартили (Me [Q1; Q3]). Для проверки гипотез относительно двух несвязанных выборок использовался U-критерий Манна-Уитни. Сравнение номинальных данных в группах проводилось при помощи критерия χ^2 Пирсона и точного критерия Фишера. В качестве количественной меры эффекта качественных признаков использовался показатель отношения

шансов (ОШ) с 95% доверительным интервалом. Для количественных признаков применялась логистическая регрессия, поскольку независимые переменные могли быть и категориальными, и количественными. Для определения связи между признаками использован коэффициент ранговой корреляции Спирмена (r) с 95% доверительным интервалом. Для оценки диагностической эффективности, точки разделения и операционных характеристик признаков применен ROC-анализ. Различия считались статистически значимыми при вероятности ошибки второго рода $p < 0,05$.

Обработка результатов проводилась средствами языка Питон (Python 3.11.). Построение диагностической модели было выполнено по следующей схеме. На первом этапе исходная выборка была разделена на обучающую и тестовую выборки в соотношении 80:20.

На втором этапе обучающая выборка была проверена на сбалансированность в зависимости от количества пациентов с исходом: 1 – есть ХБП, 0 – нет ХБП. Для балансировки базы данных в части обучающей выборки в целях получения более стабильной модели был использован метод SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) [13, 14].

На третьем этапе был применен корреляционный анализ, при котором был посчитан коэффициент ранговой корреляции Спирмена (r). Если пара переменных сильно ($r > 0,7$) коррелировала между собой, то для дальнейшего анализа оставлялась одна переменная (наиболее значимая), вторая переменная из дальнейшего анализа исключалась.

На четвертом этапе для отбора наиболее значимых переменных был применен метод RFE (Recursive Feature Elimination – рекурсивное исключение признаков) [15].

Для построения модели предсказания наличия/отсутствия исхода был применен MLA, позволяющий построить легко интерпретируемую модель: MLR.

Построенная модель была протестирована с использованием независимого тестового набора. Для оценки качества построенной модели были использованы следующие метрики качества на обучающей и тестовой выборках: точность, чувствительность, специфичность и ROC-AUC (Receiver Operating Characteristic

– рабочая характеристика приёмника; AUC-Area Under the Curve – площадь под кривой) [16]. Метрики были рассчитаны с 95% доверительными интервалами (ДИ). 95% доверительный интервал рассчитывался методом Бутстреп (Bootstrap) при выборке 1000 экземпляров. Также для максимизации чувствительности и специфичности было рассчитано пороговое значение для определения наличия/отсутствия изучаемого исхода.

Для оценки клинической полезности модели был проведен анализ кривой принятия решений (DCA - Decision curve analysis) [17] путем расчета чистых преимуществ модели по сравнению с решением «лечить всех» и «не лечить никого».

Этическая экспертиза. Протокол исследования согласован с этическим комитетом 12.04.2023 (выписка из протокола заседания Комитета по биоэтике при СамГМУ №263). Включение пациентов в исследование осуществляли после подписания законным представителем пациента или детьми старше 14 лет информированного добровольного согласия на проведение обследования ребенка и обработку персональных данных.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Участники исследования.

В исследование включены 158 детей. Основную группу составили 128 детей в возрасте от 1 до 17 лет, 88 девочек (68,8%) и 40 мальчиков (31,2%) с установленным нозологическим диагнозом поражения почек на различных стадиях ХБП. Группу контроля составили 30 детей в возрасте от 1 до 17 лет, 18 девочек (60,0%) и 12 мальчиков (40,0%) без патологии почек. Медиана возраста в основной группе составила 6 [5,0; 8,0] лет, медиана возраста в контрольной группе составила 5 [5,0; 6,75] лет. В выделенных группах дети статистически значимо не различались по полу ($p = 0,931$) и возрасту ($p = 0,148$).

Результаты диагностического исследования:

При отборе признаков использовали метрику качества – площадь под ROC-кривой – AUC, чем выше была AUC при добавлении признака в модель, тем больше оценивали значимость.

У детей с ХБП наблюдался мочевого синдром (гематурия) в отличие от детей группы контроля, у которых такого синдрома не наблюдали (2,0 [0,0; 4,0] против 0, $p < 0,001$). Далее мы получили данные о том, может ли полученный признак иметь самостоятельное значение в диагностике

ХБП. Наличие эритроцитов в моче обеспечивает диагностику ХБП без учета взаимодействия с другими симптомами с достаточно высоким качеством (ROC-AUC = 0,852), при умеренной точности 65,2% [58,9; 71,5], низкой чувствительности 57,0% [50,0; 64,5] и высокой специфичности признака – 100,0% [100,0; 100,0] в точке отсечения 1 эритроцит в поле зрения. Это дает право полагать, что при обнаружении более 1 эритроцита в поле зрения в моче в течение определенного времени, согласно определению ХБП, признак «гематурия» предсказывает формирование хронического

процесса в почках. При отсутствии или при наличии гематурии менее 1 эритроцита в поле зрения можно предположить о низкой вероятности развития хронического процесса в почках.

На рисунке 1 показано, что группа контроля (ХБП-) и основная группа (ХБП+) статистически значительно различаются по переменной «Эритроциты_моча>1» ($p < 0,001$). В группе контроля получены данные об отсутствии или наличии 1 эритроцита в моче в поле зрения (эритроцитов в моче ≤ 1) у всех 30 детей (100,0%). В основной группе отсутствие или наличие 1 эритроцита

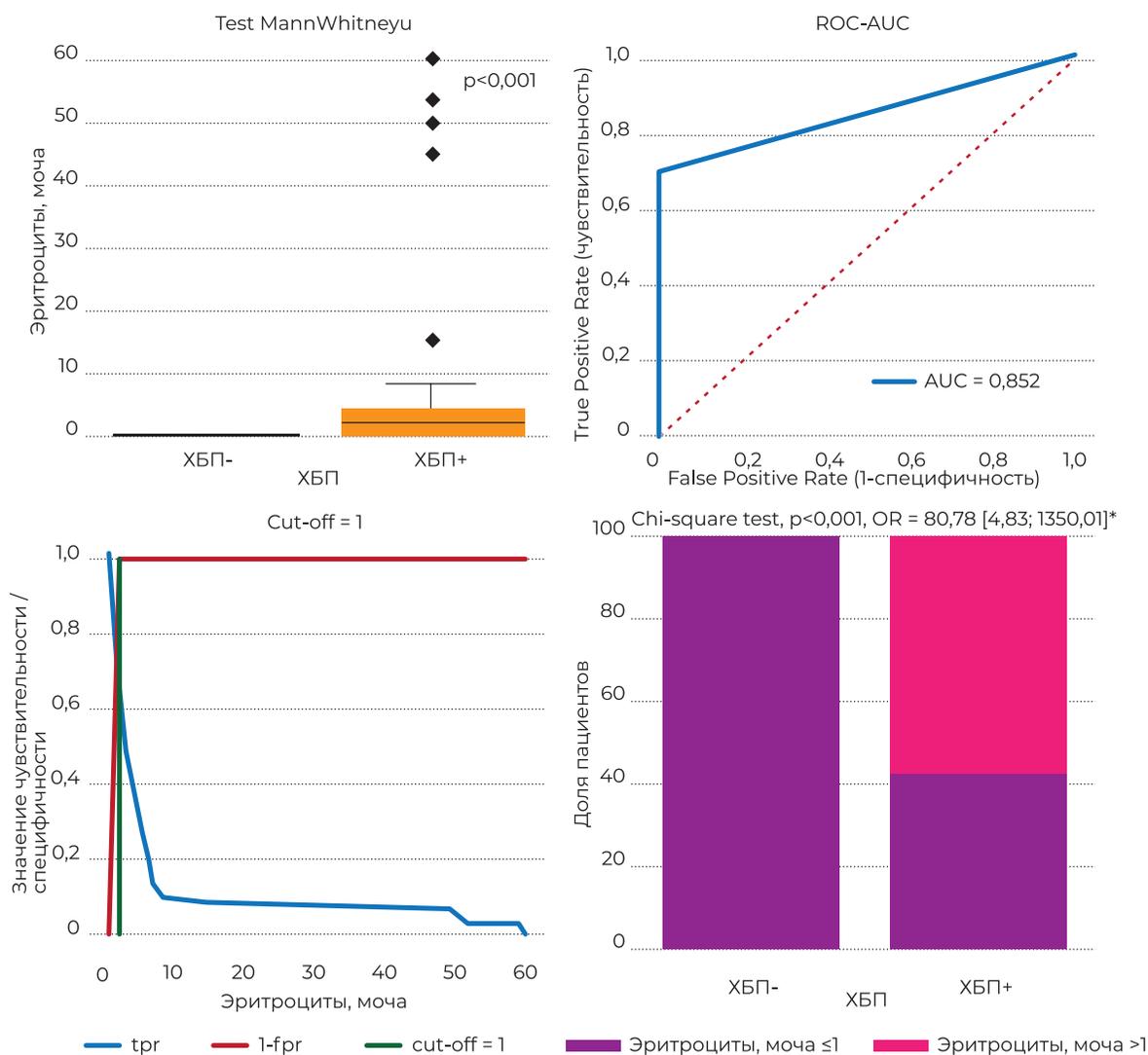


Рисунок 1 — Метрики оценки диагностической значимости признака «гематурия» (эритроциты в моче). «ХБП-» — группа контроля, «ХБП+» — основная группа, «эритроциты_моча» — гематурия.

в поле зрения отмечено у 55 (42,97%), а более 1 эритроцита в поле зрения – у 73 (57,03%) детей. Отношение шансов = 80,78 [4,83; 1350,01], $p < 0,001$. Иными словами, вероятность встретить пациентов с «Эритроциты_моча>1» среди пациентов с ХБП в 80,78 [4,83; 1350,01] раз выше, чем в группе пациентов без ХБП.

Следующий признак – астеническое телосложение, который замечен у 76,6% детей с ХБП по сравнению 10,0% детей группы сравнения ($p < 0,001$; ОШ = 29,4). Однофакторный регрессионный анализ показал, что астеническое телосложение ($B = 3,381$) является значимым фактором риска ХБП.

При оценке вероятности самостоятельного значения признака в диагностике ХБП получили результат, представленный на рисунке 2.

Если использовать показатель «астеническое телосложение» как самостоятельный (единственный) предиктор ХБП, то он обеспечивает диагностику ХБП с достаточно высоким качеством ($ROC-AUC = 0,833$) при умеренной точности 79,1% [73,4; 84,2], средней чувствительности 76,6% [70,1; 82,8] и высокой специфичности признака – 90,0% [80,0; 97,1]. Это дает право полагать, что при обнаружении астенического телосложения высока вероятность наличия ХБП.

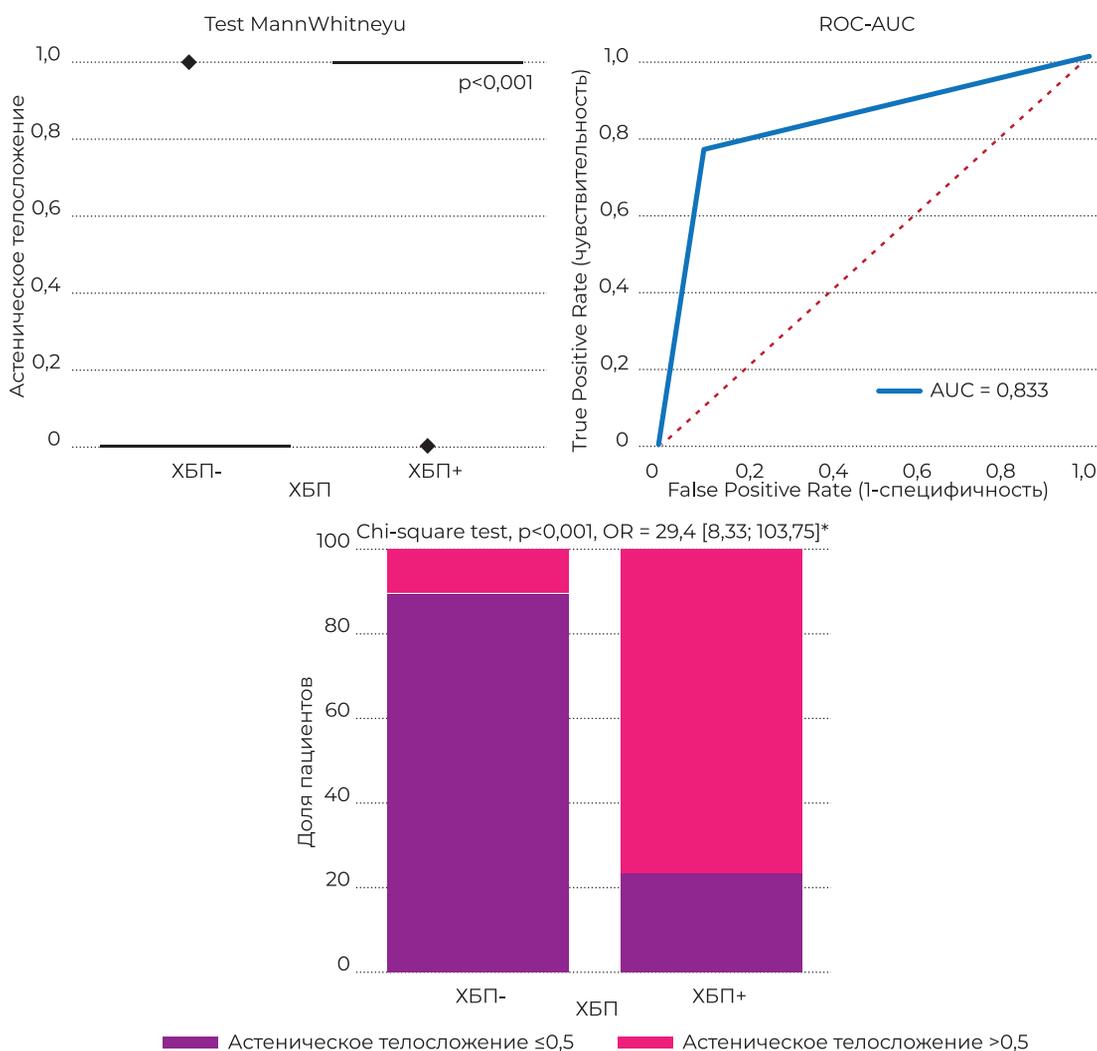


Рисунок 2 — Метрики оценки диагностической значимости признака «астеническое телосложение».

А при его отсутствии можно предположить низкую вероятность развития хронического процесса в почках (рисунок 2).

Третьим признаком, вошедшим в диагностическую модель ХБП у детей, является ускорение СОЭ (6,0 [3,0; 9,0] против 4,0 [2,0; 6,0], $p = 0,002$). Однофакторный регрессионный анализ показал признак «ускорение СОЭ» ($B = 0,219$), как значимый фактор риска ХБП.

Далее мы получили данные о том, может ли полученный признак иметь самостоятельное значение в диагностике ХБП. Скорость оседания эритроцитов показала хорошую

диагностическую значимость, площадь под ROC-кривой составила 0,686 при низкой точности (57%), низкой чувствительности (53,9%) и большей специфичности (70%) в точке отсечения 5 мм/час (рисунок 3).

В основной группе обнаружена $COЭ \leq 5$ мм/ч у 59 (46,09%) детей, а $COЭ > 5$ мм/ч у 69 (53,91%) детей. В группе контроля уровень $COЭ \leq 5$ мм/ч обнаружен у 21 (70,0%) детей, а уровень $COЭ > 5$ мм/час у 9 (30,0%) детей. Отношение шансов = 2,73 [1,16; 6,42], $p = 0,018$.

Можно сделать вывод, что гематурия, астеническое телосложение и ускорение СОЭ являются

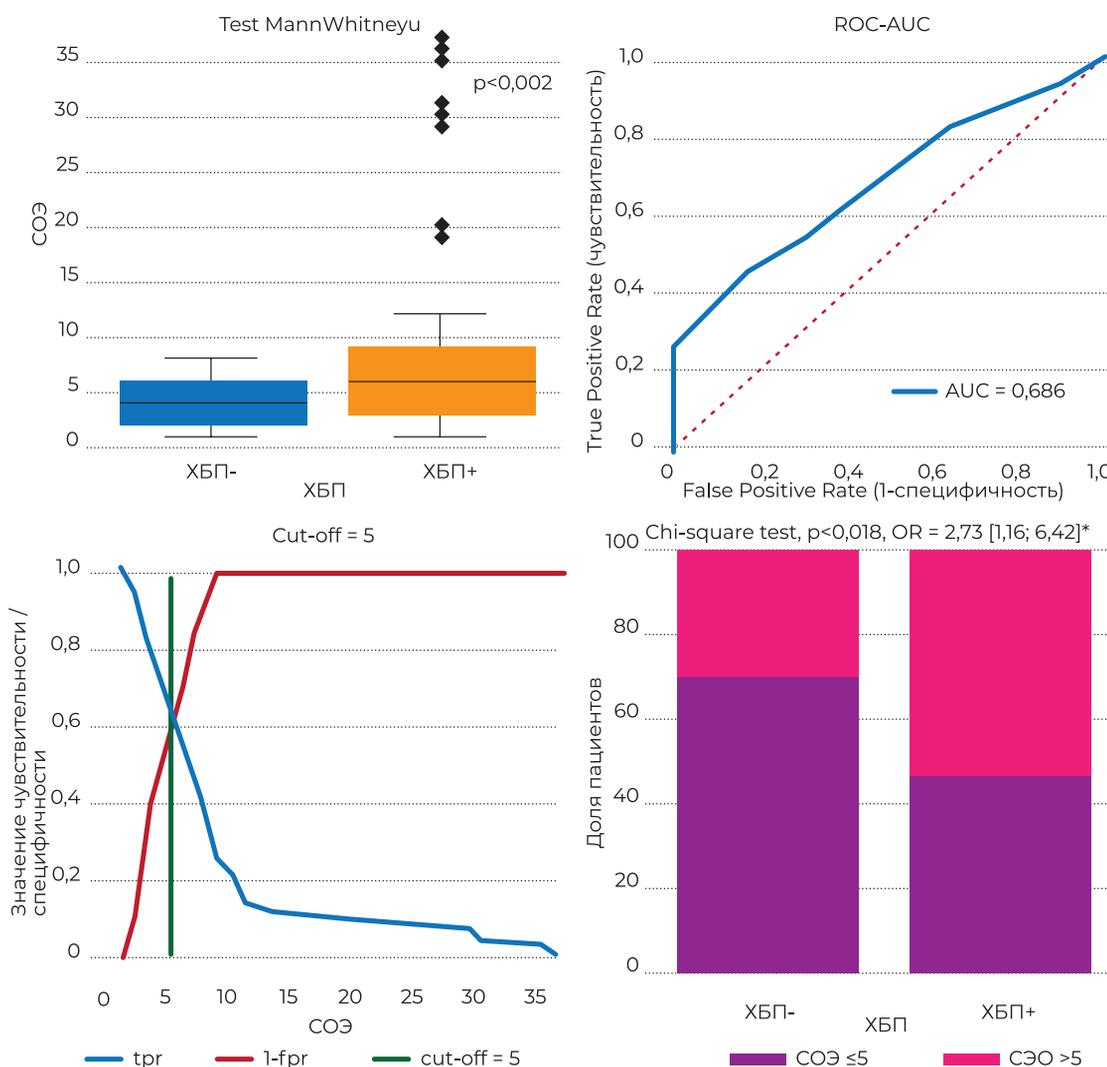


Рисунок 3 — Метрики оценки диагностической значимости признака «ускорение СОЭ». «ХБП-» — группа контроля, «ХБП+» — основная группа, «СОЭ» — скорость оседания эритроцитов.

Таблица 1 — Метрики оценки качества диагностической силы переменных как самостоятельный (единственный) предиктор ХБП

Мера оценки	Гематурия	Астеническое телосложение	Ускорение СОЭ
ROC-AUC	85,2% [81,8; 88,4]	83,3% [77,3; 88,6]	68,6% [60,8; 76,0]
Точность	65,2% [58,9; 71,5]	79,1% [73,4; 84,2]	57,0% [50,6; 63,3]
Чувствительность (1)	57,0% [50,0; 64,5]	76,6% [70,1; 82,8]	53,9% [46,9; 61,2]
Специфичность (0)	100,0% [100,0; 100,0]	90,0% [80,0; 97,1]	70,0% [55,9; 83,3]

Таблица 2 — Сравнение обучающей и тестовой выборки

Предикторы	Все пациенты (n = 158)	Тестовая выборка (n = 31)	Обучающая выборка (n = 127)	p
ХБП				
0 – нет	30 (19,0%)	6 (19,0%)	24 (18,9%)	p = 1,000
1 – да	128 (81,0%)	25 (81,0%)	103 (81,1%)	
Пол				
0 – мужской	106 (67,1%)	21 (68,0%)	85 (66,9%)	p = 0,931
1 – женский	52 (32,9%)	10 (32,0%)	42 (33,1%)	
Возраст, лет	6,0 [5,0; 8,0]	7,0 [5,0; 8,0]	6,0 [4,0; 8,0]	p = 0,195
Астеническое телосложение у ребенка				
0 – нет	57 (36,1%)	11 (35,0%)	46 (36,2%)	p = 0,939
1 – да	101 (63,9%)	20 (65,0%)	81 (63,8%)	
СОЭ	5,0 [3,0; 8,0]	4,0 [3,0; 6,0]	5,0 [3,0; 7,0]	p = 0,293
Гематурия (потеря эритроцитов с мочой)	4,52 [4,19; 4,75]	4,55 [4,28; 4,86]	4,52 [4,19; 4,75]	p = 0,237

важными факторами диагностики ХБП. Однако, если посмотреть на предсказательную силу этих переменных, видно, что чувствительность составляет 53,9–76,6%, специфичность 70–100%. При этом точность ни одного из факторов не превышает 80% (Таблица 1).

Для повышения точности диагностики ХБП было принято решение о построении модели для практического применения на новых пациентах, которые будут обращаться за медицинской помощью в будущем.

Разработка диагностической модели.

Модель ранней диагностики ХБП была построена на обучающей выборке, а затем модель была протестирована на тестовой выборке, которая составила 20%. Итого общая выборка в 158 пациентов была случайным образом разделена на обучающую выборку в 127 (80%) пациентов и тестовую выборку в 31 (20%) пациент. Обучающая

и тестовая выборка статистически значимо не различались по исходу (наличие ХБП) и исследуемым предикторам, что указывает на рациональное разделение набора данных (Таблица 2).

Обучающая выборка (N = 127) оказалась несбалансированной, т.е. пациентов с ХБП было больше 103 (81%), чем пациентов без ХБП – 24 (19%). Для балансировки базы данных в части обучающей выборки в целях получения более стабильной модели ранней диагностики, был использован метод SMOTE. В результате была получена выборка с 206 записями, в которой было 103 (50%) пациента с ХБП и 103 (50%) – без ХБП.

Для построения модели MLR использованы три переменных (Таблица 3): астеническое телосложение у ребенка, СОЭ, потеря эритроцитов с мочой. Модель имеет следующий вид:

Вероятность диагностики ХБП = $1/(1 + e^{-(x)})$, где $x = +10,649 + 5,792*(\text{астеническое телосложение}) + 0,392*(\text{СОЭ}) + 1,225*(\text{эритроциты в моче})$.

Таблица 3 — Характеристика переменных модели MLR

Предикторы	coef (B)	Exp (B)	p
Астеническое телосложение у ребенка	5,792	327,67 [59,24; 1811,76]	p<0,001*
СОЭ	0,392	1,48 [1,188; 1,84]	p<0,001*
Потеря эритроцитов с мочой	1,225	0,04 [0,01; 0,23]	p<0,001*
constanta	10,649		p = 0,004*

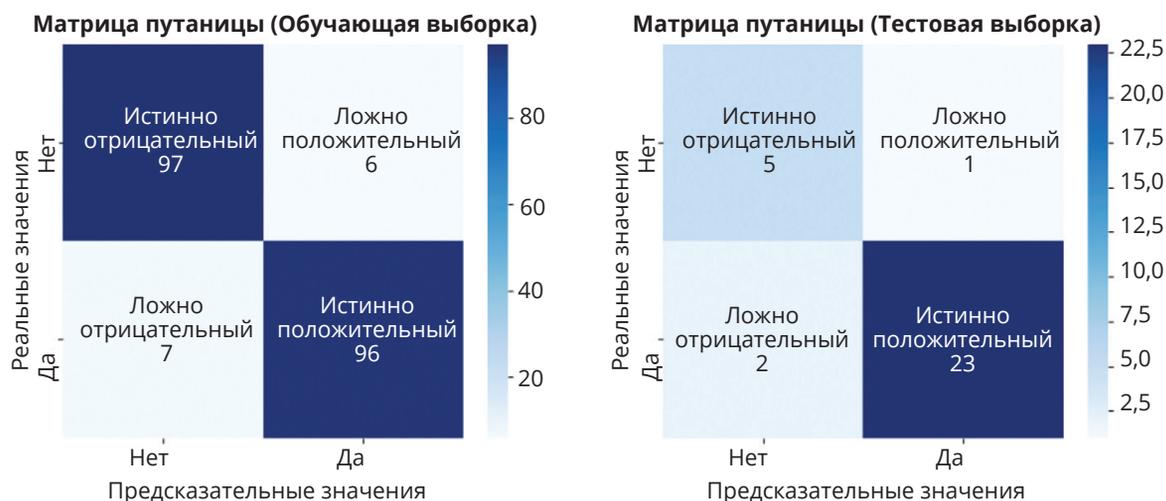


Рисунок 4 — Матрица путаницы для обучающей и тестовой выборок.

Таблица 4 — Метрики оценки качества модели ранней диагностики ХБП у детей

Мера оценки	MLR	
	Обучение	Тестирование
ROC-AUC	95,9% [93,2; 98,1]	90,0% [77,2; 100,0]
Точность	93,7% [90,8; 96,1]	90,3% [80,6; 96,8]
Чувствительность	93,2% [88,7; 97,1]	92,0% [81,5; 100,0]
Специфичность	94,2% [90,4; 98,0]	83,3% [50,0; 100,0]
R ²	74,8% [63,1; 84,5]	

Для оценки информативности построенной модели были рассчитаны матрицы путаницы отдельно на обучающей и тестовой выборках (Рисунок 4).

На основе матриц путаницы были рассчитаны метрики качества построенной модели (Таблица 4).

На обучающей выборке из 206 записей модель MLR диагностирует с точностью 93,7% [90,8; 96,1], чувствительностью 93,2% [88,7; 97,1], специфичностью 94,2% [90,4; 98,0], ROC-AUC = 95,9% [93,2; 98,1], описывает 74,8% [63,1; 84,5] дисперсии (Рисунок 5).

На тестовой выборке из 31 пациента модель показала высокую точность 90,3% [80,6; 96,8], высокую чувствительность 92,0% [81,5; 100,0], и чуть ниже специфичность 83,3% [50,0; 100,0], ROC-AUC = 90,0% [77,2; 100,0]. Полученная модель отличного качества (>90%), т.к. площадь под ROC-кривой составляет на тестовой выборке 0,90. Значение точки отсечения (cut-off) вероятности ХБП равно 0,25 (Рисунок 5). Это означает, что при получении значения <0,25 вероятность развития ХБП отсутствует, а при значении ≥0,25 можно предположить высокий риск развития ХБП.

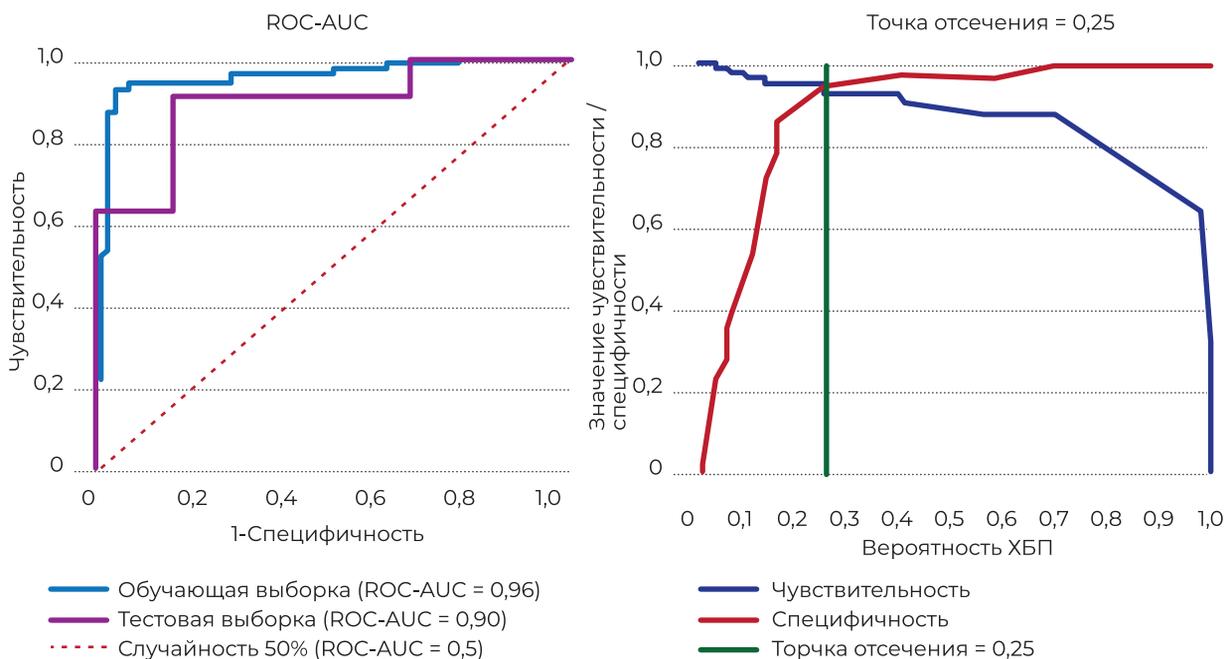


Рисунок 5 — ROC-кривые и Cut-off (точка отсечения) для диагностической модели в обучающей и тестовой выборках.

Полученные значения качества модели на двух выборках (обучающая выборка: ROC-AUC = 95,9% [93,2; 98,1], $p < 0,001$ и тестовая выборка: ROC-AUC = 90,0% [77,2; 100,0], $p < 0,001$), соответствуют отличной дискриминационной способности модели, а отсутствие значимых различий параметра ROC-AUC в когортах обучения и тестирования свидетельствует об ее устойчивости при проверке.

Чтобы оценить клиническую полезность модели ранней диагностики ХБП у детей, был использован анализ кривой принятия решения. Анализ проводился путем расчета чистых преимуществ модели предсказания ХБП по сравнению с порогами риска в комбинированных наборах обучения и тестирования. Анализ кривой решения определил, что диапазон пороговых вероятностей составляет от 0 до 0,96, в которых модель имеет большую ценность, чем «лечить всех» или «не лечить никого» (Рисунок 6).

ОБСУЖДЕНИЕ

Резюме основного результата исследования. Построена модель, предсказывающая на обучающей выборке с высокой точностью, чувствительностью и специфичностью ХБП у детей.

Полученная регрессионная модель отличного качества (>90%).

Преимущество нашего исследования. Переменные были получены из собственного ретроспективного когортного исследования, база данных формировалась в режиме реального времени, использованы количественные и качественные переменные клинико-генетического и инструментального обследования пациентов, при построении модели ранней диагностики ХБП применен метод MLR (RFE – RandomForest), проведена валидация результатов. Поиск показал отсутствие аналогов диагностических моделей ХБП у детей.

Обсуждение основного результата исследования. Основным вкладом нашего исследования было установление клинических признаков или симптомов, которые могут быть полезны для выявления детей с повышенным риском развития ХБП. Факторы, которые были выбраны в качестве предикторов диагноза ХБП: астеническое телосложение у ребенка, потеря эритроцитов с мочой, СОЭ.

Маркеры, выявленные в нашем исследовании, не являются новыми открытиями, но они совместно могут быть актуальны и служить показателями

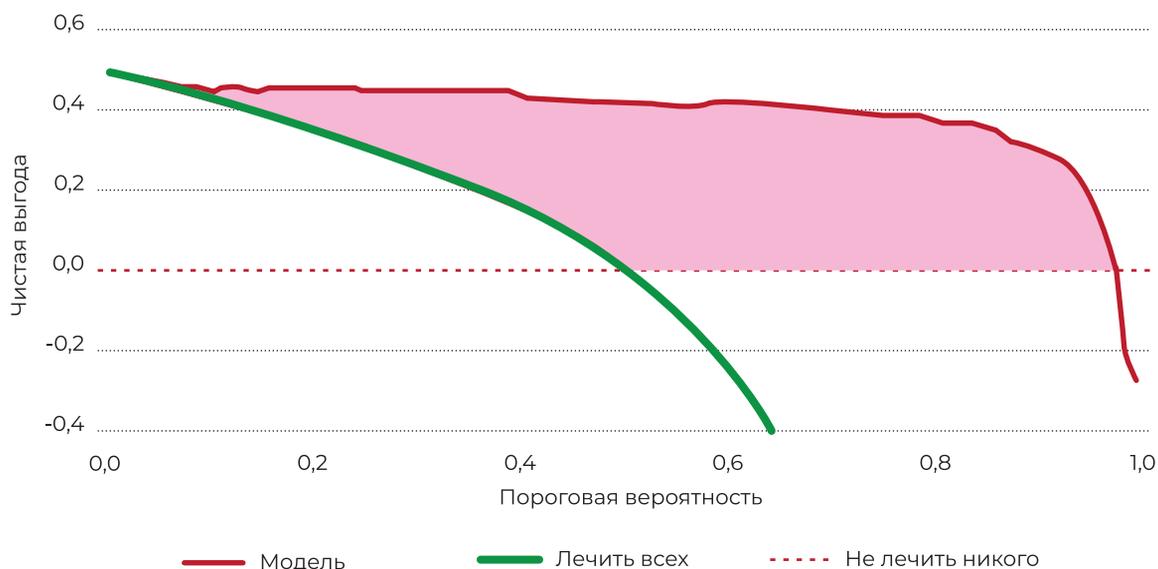


Рисунок 6 — Кривая принятия решений, отображающая клиническую выгоду от предпочтений врача.

ХБП. Наша модель, основанная на этих маркерах, может помочь выявлять ХБП у детей на ранней стадии, что указывает на необходимость более комплексных обследований пациента.

Доказано, что ХБП может развиваться на фоне заболевания почек, протекающего с синдромом гематурии, но на практике гематурию не рассматривают как фактор прогрессирования ХБП, а маломанифестные формы заболевания, протекающие с гематурией, часто не находят должной осторожности врача.

Дополнительным заметным признаком, наблюдаемым в нашей модели, было замедление роста (астеническое телосложение). Известно, что задержке роста у детей с ХБП способствует множество различных причин [12]. Наши результаты показывают, что этот симптом может возникнуть рано, и его следует рассматривать как тревожный признак для диагностики заболевания.

Связь ускорения СОЭ и ХБП неоднозначна. СОЭ является традиционным маркером воспаления, который используется для оценки активности воспаления при различных заболеваниях иммунного [13] и инфекционного генеза, однако до сих пор недостаточно знаний о значимости этого системного воспалительного маркера при диспротеинемии, способствующей увеличению агрегации эритроцитов,

при повышенном уровне холестерина, анемии, алкалозе, азотемии, сдвиге рН крови и наличии других нарушений гомеостаза, которые развиваются при хронической патологии почек.

Предложенный нами способ ранней диагностики ХБП учитывает линейное влияние предикторов на исход. Диагностическая модель, созданная в ходе текущего исследования, показала очень хорошую точность. Эти результаты позволяют предположить, что модель может быть полезным инструментом для более раннего выявления случаев ХБП в общеклинических педиатрических условиях, которые в дальнейшем должны быть подтверждены при детальном изучении врачом нефрологом.

Существуют разные способы определения внутренней валидации модели. Наиболее известными методами, используемыми для оценки качества модели, являются бутстрап, перекрестная проверка (cross validation) и проверка на тестовой выборке. В этом исследовании мы использовали бутстрап, который, как утверждают Steyerberg et al., является наиболее эффективным методом проверки качества построенной модели [14].

Построенная нами модель для раннего выявления ХБП у детей, не является первой. Так

Nogueira et al. в 2019 году построили модель ранней диагностики ХБП детей из Бразилии (N = 752), основанной на следующих факторах риска: рецидивирующая инфекция мочевыводящих путей, сглаживание кривой роста, полиурия, никтурия, аномальная струя мочи, гипертония в анамнезе, пенистая моча, отеки и госпитализация по причине мочеполовых инфекций в неонатальном периоде [15]. Полученная ими модель имела достаточно высокий ROC-AUC = 0,927 [0,910; 0,946]. Однако этот инструмент в настоящее время не валидирован на российской популяции.

На сегодняшний день наилучшей практикой в отечественной детской нефрологии является диагностика болезни почек, развившейся на фоне ВПР ОМС, поскольку с 2001 года внедрен и отлично работает мониторинг ВПР в антенатальном и раннем постнатальном периодах. Между тем, по нашим данным, выявляются ВПР ОМС у 31,6% детей в антенатальном и у 12,5% постнатальном периодах. У остальной доли пациентов ВПР ОМС выявлены поздно: у 16,6% детей – случайно, у 39,1% детей – при обращении в детскую поликлинику по поводу болей в животе или присоединения мочевого синдрома. Итого, чувствительность существующих методов ранней диагностики ХБП у детей составляет 44,1%.

Поэтому пришло время улучшить диагностику заболевания с помощью новых технологий. ИИ и машинное обучение имеют значительный потенциал в современном здравоохранении. Модели, разработанные для прогнозирования и диагностики ХБП, потенциально способны обеспечить раннее распознавание заболевания, что может привести к своевременной диагностике и профилактике заболеваний почек, помочь в раннем планировании ухода и выделить ресурсы для наиболее значимых клинических и экономических мероприятий.

Поскольку количество алгоритмов растет, основное внимание должно быть направлено на устранение препятствий на пути клинической реализации. Целью написания статьи явилась оценка метода разработки модели и сравнение производительности MLA с традиционными диагностическими методами. Это будет информировать врачей и технических специалистов о текущем развитии MLA в прогнозировании и

ранней диагностике ХБП, а также будет способствовать разработке и стандартизации будущих моделей. Алгоритмы ИИ могут быть полезным инструментом, помогающим принимать клинические решения и более эффективно распределять напряженные ресурсы.

Ограничения исследования. Основным ограничением является одноцентровой характер исследования. Модель ранней диагностики ХБП у детей была проверена только на основе внутренних данных, а проверка на внешних данных не проводилась. Для его проверки необходимы дальнейшие многоцентровые исследования с более крупными выборками.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Получена диагностическая модель отличного качества (>90%). Интеллектуальная система поддержки врачебных решений является мощным инструментом для оптимизации ранней диагностики ХБП на основе предложенной модели и заключается в использовании ее в клинической практике. Внедрение системы поддержки принятия врачебных решений в первичное педиатрическое звено здравоохранения значительно повысит эффективность и качество раннего выявления пациентов с ХБП с целью их отбора в группы для направления к нефрологу с последующим назначением раннего нефропротективного лечения. Чем раньше пациенту назначена индивидуальная схема нефропротективной терапии, тем лучшие показатели выживаемости и функции почек демонстрируются.

Машинное обучение является многообещающим инструментом для раннего выявления ХБП у детей. Тем не менее, необходима дальнейшая работа над интерпретируемостью, обобщаемостью и справедливостью моделей, чтобы обеспечить безопасное применение таких технологий в повседневной клинической практике.

Значение для практики. Построенная модель помогает диагностировать ХБП на уровне первичного звена здравоохранения. Ранняя диагностика и начало нефропротективного лечения могут привести к лучшим результатам лечения и потенциально продлить жизнь.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов (The authors declare no conflict of interest).

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Бодрин К.А., Красноперова А.А. Использование технологий машинного обучения в медицине // Теория и практика современной науки. – 2018. – №10(40). – С.52-56. [Bodrin KA, Krasnoperova AA. Machine learning technologies in medicine. Theory and practice of modern science. 2018; 10(40): 52-56. (In Russ.)]
2. Schena FP, Magistroni R, Narducci F, et al. Artificial intelligence in glomerular diseases. *Pediatr Nephrol.* 2022; 37(11): 2533-2545. doi: 10.1007/s00467-021-05419-8.
3. Sanmarchi F, Fanconi C, Golinelli D, et al. Predict, diagnose, and treat chronic kidney disease with machine learning: a systematic literature review. *J Nephrol.* 2023; 36(4): 1101-1117. doi: 10.1007/s40620-023-01573-4.
4. Chen F, Kantagowit P, Nopsopon T, et al. Prediction and diagnosis of chronic kidney disease development and progression using machine-learning: Protocol for a systematic review and meta-analysis of reporting standards and model performance. *PLoS One.* 2023; 18(2): e0278729. doi: 10.1371/journal.pone.0278729.
5. Scikit-learn. Decision tree, regressor. [cited 2023 Oct 10]. Available from: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.tree.DecisionTreeRegressor.html#sklearn.tree.DecisionTreeRegressor>.
6. Scikit-learn. Common errors in the interpretation of linear model coefficients. [cited 2023 Oct 10]. Available from: https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/inspection/plot_linear_model_coefficient_interpretation.html#sphx-glr-auto-examples-inspection-plot-linear-model-coefficient-interpretation-py.
7. Scikit-learn. Robust scaling. [cited 2023 Oct 10]. Available from: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.RobustScaler.html>.
8. Scikit-learn. Lasso regression. [cited 2023 Oct 10]. Available at: scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.Lasso.html. Scikit-learn. Cross-validation. Available from: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model_selection.cross_validate.html.
9. Носова Г.С., Абдуллин А.Х. Машинное обучение на основе непараметрического и нелинейного алгоритма Random Forest (RF) // Инновации. Наука. Образование. – 2021. – №35. – С.33-39. [Nosova GS, Abdullin AH. Machine learning based on nonparametric and nonlinear Random Forest (RF) algorithm. *Innovation. The science. Education.* 2021; 35: 33-39. (In Russ.)]
10. Scikit-learn. Random forest, regressor. [cited 2023 Oct 10] Available from: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestRegressor.html>.
11. GBD Chronic Kidney Disease Collaboration. Global, regional, and national burden of chronic kidney disease, 1990-2017: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2017. *Lancet.* 2020; 395(10225): 709-733. doi: 10.1016/S0140-6736(20)30045-3.
12. Rees L, Mak RH. Nutrition and growth in children with chronic kidney disease. *Nat Rev Nephrol.* 2011; 7(11): 615-23. doi: 10.1038/nrneph.2011.137.
13. Dima A, Opris D, Jurcut C, et al. Is there still a place for erythrocyte sedimentation rate and C-reactive protein in systemic lupus erythematosus? *Lupus.* 2016; 25(11): 1173-1179. doi: 10.1177/0961203316651742.
14. Steyerberg EW, Harrell FE, Borsboom GJ, Eijkemans MJ, Vergouwe Y, Habbema JD. Internal validation of predictive models: efficiency of some procedures for logistic regression analysis. *J Clin Epidemiol.* 2001; 54(8): 774-81.
15. Nogueira PCK, Konstantyner T, Carvalho MFC, et al. Development of a risk score for earlier diagnosis of chronic kidney disease in children. *PLoS One.* 2019; 14(4): e0215100. doi: 10.1371/journal.pone.0215100.

СУДАКОВ В.А.,

д.т.н., доцент, РЭУ им. Г.В. Плеханова, Москва, Россия,
e-mail: sudakov@ws-dss.com

ТИТОВ Ю.П.,

к.т.н., доцент, РЭУ им. Г.В. Плеханова, Москва, Россия,
e-mail: kalengul@mail.ru

СУДАКОВА Е.В.,

ФГАОУ ВО Первый МГМУ им. И. М. Сеченова Минздрава России, Москва, Россия,
e-mail: evgeniiasudakova@gmail.com

ТИТОВА А.Ю.,

ЦАРИТ ФГБУ «ГВКГ им. Н.Н.Бурденко» Минобороны России, Москва, Россия, e-mail: aumak@mail.ru

КУДРИНА В.Г.,

д.м.н., профессор, ФГБОУ ДПО РМАНПО Минздрава России, Москва, Россия; РЭУ им. Г.В. Плеханова, Москва, Россия, e-mail: kudrinu@mail.ru

ПОИСК АЛЬТЕРНАТИВНЫХ ЛЕКАРСТВЕННЫХ СРЕДСТВ С УЧЕТОМ РИСКОВ ПОЛИФАРМОКОТЕРАПИИ МЕТОДОМ МУРАВЬИНЫХ КОЛОНИЙ

DOI: 10.25881/18110193_2024_3_86

Аннотация. В работе рассматривается задача одновременного назначения большого количества лекарственных средств пациенту и учет возможных рисков полифармокотерапии. При высоком риске полифармокотерапии требуется пересмотреть назначаемые лекарственные средства, рассмотреть аналоги, изменить способ ввода или снизить дозировку, что требует высокой квалификации и знаний врача. При автоматическом прогнозе рисков возможно автоматизировать процесс поиска рациональной комбинации лекарственных средств с учетом дозировок и способов ввода. Для автоматизации в работе представлен модифицированный метод муравьиных колоний.

Ключевые слова: лекарственные средства; оптимизация полифармакотерапии; муравьиные колонии; параметрическая задача; системы поддержки принятия решений.

Для цитирования: Судаков В.А., Титов Ю.П., Судакова Е.В., Титова А.Ю., Кудрина В.Г. Поиск альтернативных лекарственных средств с учетом рисков полифармокотерапии методом муравьиных колоний. Врач и информационные технологии. 2024; 3: 86-94. doi: 10.25881/18110193_2024_3_86.

SUDAKOV V.A.,

DSc, Associate Professor, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia,
e-mail: sudakov@ws-dss.com

TITOV YU.P.,

PhD, Associate Professor, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia,
e-mail: kalengul@mail.ru

SUDAKOVA E.V.,

I.M. Sechenov First Moscow State Medical University, Moscow, Russia,
e-mail: evgeniasudakova@gmail.com

TITOVA A.YU.,

TSARIT FSBI "GVKG im. N.N.Burdenko" Russian Ministry of Defense, Moscow, Russia, e-mail: aumak@mail.ru

KUDRINA V.G.,

DSc, Professor, Russian Medical Academy of Continuous Professional Education, Moscow, Russia, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia, e-mail: kudrinu@mail.ru

SEARCH FOR ALTERNATIVE MEDICINES CONSIDERING POLYPHARMACOTHERAPY RISKS BY ANT COLONY METHOD

DOI: 10.25881/18110193_2024_3_86

Abstract. *This paper considers the problem of simultaneous prescription of a large number of drugs to a patient and consideration of possible risks of polypharmacotherapy. At high risk of polypharmacotherapy it is necessary to revise the prescribed drugs, consider analogs, change the method of administration or reduce the dosage, which requires high qualification and knowledge of the doctor. With automatic risk prediction, it is possible to automate the process of searching for a rational combination of drugs, taking into account dosages and methods of administration. To automate the process, a modified ant colony method is presented in this paper.*

Keywords: *drugs; optimization of polypharmacotherapy; ant colonies; parametric problem; decision support systems.*

For citation: *Sudakov V.A., Titov Yu.P., Sudakova E.V., Titova A.Yu., Kudrina V.G. Search for alternative medicines considering polypharmacotherapy risks by ant colony method. Medical doctor and information technology. 2024; 3: 86-94. doi: 10.25881/18110193_2024_3_86.*

ВВЕДЕНИЕ

Для совершенствования полифармакотерапии в последние годы все шире используется искусственный интеллект (машинное обучение, сетевой анализ, STOPP/START-критерии, критерии Бирса) и базы данных о лекарственных средствах (далее ЛС) (DrugBank, SIDER, TWOSIDES, Kyoto Encyclopedia of Genes and Genomes (KEGG), PubMed, VigiBase, Cochrane, ГРЛС и др.). Такой подход, как привило, позволяет анализировать взаимодействие 2-х лекарственных препаратов, но на практике все чаще одновременно больному назначают сразу несколько препаратов, что сразу повышает риски развития побочных реакций. В настоящий момент разрабатываются модели, часто основывающиеся на искусственном интеллекте, которые могут прогнозировать риски побочных реакций. Применение таких моделей для вычисления оптимальных комбинаций осложнено высокой размерностью задачи, поэтому поиск побочных реакций может проводиться продолжительное время. В таких системах врач отправляет запрос в систему на определение рисков применения назначаемых ЛС. Поиск «лучшего» уже основывается на знаниях и опыте врача, который может предложить различные альтернативные варианты.

Графовые модели позволяют удобно представлять однородную информацию, например, списки ЛС. Такие модели учитывают не только сами элементы, но и связи между этими элементами. В области хранения информации о ЛС такие системы используются для описания применения, взаимосвязей с другими ЛС, пищей, алкоголем, заболеваниями и иными возможными воздействиями. Разработаны системы рекомендаций на основе графовых моделей [1]. В системе MedRec, используются два графа: 1) граф знаний, соединяющий болезни, ЛС, применяемые для их лечения, симптомы и функциональные показатели; 2) граф атрибутов (типов активностей ЛС), соединяющий вершины, определяющие ЛС, через общие атрибуты или признаки (специфические активности ЛС) [1]. Существуют исследования многореляционной сети «ЛС-атрибут», содержащей различные типы отношений: межлекарственное, межатрибутное и ЛС-атрибут. В работе [2] представлена модель сети сведений на основе графа (GAT – Graph attention networks), основанная на множестве

отношений в сочетании с алгоритмом спектральной кластеризации (SC – spectral clustering), называемым MGAT-SC (multi-relation-based graph attention network and spectral clustering), для обучения применения ЛС и изучения частоты их комбинаций. Имеющиеся сведения о свойствах лекарственных веществ и их применении при различных заболеваниях должны быть помещены в графы знаний. Граф знаний позволяет сформировать базу правил для автоматического мониторинга назначаемых комбинаций ЛС [3]. Существуют системы [4], позволяющие связывать лекарственные вещества и их показания при соответствующих диагнозах. Для их анализа используются сверточная сеть гетерогенных графов и алгоритм спектральной кластеризации (SC), созданные на основе имеющихся сведений о лечении заболеваний специфичными ЛС.

Задачей новой графовой модели для работы модификации метаэвристического алгоритма муравьиных колоний является представление наборов ЛС из той же группы, что и назначаемое ЛС, для определения оптимальных (рациональных) наборов назначаемых ЛС. При построении рассматриваются ЛС, их показания, дозы, побочные эффекты, противопоказания и взаимодействие между ЛС. Модель искусственного интеллекта на основе анализа клинически значимых разделов Инструкций по медицинскому применению ЛС, Клинических рекомендаций, мета-анализов клинических исследований ЛС и других источников доказательной медицины должна определить, будут ли несколько ЛС взаимодействовать друг с другом и насколько это взаимодействие полезно или вредно. Степень взаимодействия ЛС определяется числовым значением, описывающим риск полифармакотерапии, в диапазоне от 0 (нет риска) до 100. Для соответствия техническим системам при построении графа применяются принципы близкие к построению аналитических OLAP кубов (OLAP – online analytical processing) [5–7], но не по схемам звезда или снежинка, а в виде слоев для решения задачи оптимизации полифармакотерапии. Результаты работы системы представляют комбинацию ЛС по их международным непатентованным названиям (ММН), их лекарственных форм, доз и способов применения для ЛС в комбинации и могут использоваться как медицинским персоналом, так и другими специалистами.

ПАРАМЕТРИЧЕСКИЙ ГРАФ

Для составления набора альтернатив ЛС используют существующие объединения ЛС по группам, например, ингибиторы АПФ, бета-адреноблокаторы, петлевые диуретики и т.д. Также альтернативными могут быть способ и режим применения. Вершины соединяются дугами таким образом, чтобы путь в данном графе определял комбинацию применяемых ЛС (пример на рис. 1). Путь в таком графе начинается от стартовой вершины и проходит по одной вершине из каждой группы, т.е. по одному конкретному ЛС из каждой группы. Каждый путь определяет альтернативную комбинацию ЛС. Полученная комбинация ЛС и их дополнительных параметров отправляется в модель полифармакотерпии, и по результатам работы искусственного интеллекта определяются риски взаимодействия ЛС.

Для примера на рисунке 1 отображено 3 пути в графе, определяющие альтернативные комбинации ЛС, применяемых у больного с аритмией, сахарным диабетом и артериальной гипертонией: амиодарон внутривенно 600 мг + спиронолактон + метформин; верапамил в таблетках + спиронолактон + метформин; амиодарон в таблетках + фуросемид + инсулин. Лекарственная форма и доза в графе указывается для всех ЛС. Поэтому такой граф имеет большую размерность и количество путей в нем не позволяет осуществлять поиск оптимальной комбинации методом полного перебора. На рисунке

приведена лекарственная форма и доза только у некоторых ЛС для наглядности отображения.

Кроме основных терминов теории графов – вершин и дуг (ребра), в работе предложено объединение нескольких вершин в слой. Слой определяет группу ЛС, а вершины, включенные в данный слой, – названия ЛС из данной группы. Вершины, определяющие способ введения дозу и другие дополнительные параметры, тоже объединяются в дополнительные слои. На рисунке 1 выделено 3 основных слоя: Антиаритмики, Диуретики и Гипогликемические препараты, а также дополнительные слои, определяющие способ применения ЛС Амиодарон со способом применения ЛС, Верапамил и слой дозировки.

ПОИСК ОПТИМАЛЬНОЙ ИЛИ РАЦИОНАЛЬНОЙ КОМБИНАЦИИ ЛС В ПАРАМЕТРИЧЕСКОМ ГРАФЕ

При поиске оптимальной комбинации математические методы можно разделить на два типа: методы полного перебора, позволяющие рассмотреть все возможные варианты путем сравнения значений «целевой функции» – риска взаимодействия ЛС; методы оптимизации, которые рассматривают не все решения и используют значение целевой функции для сходимости к оптимальному решению. Алгоритмы оптимизации сходятся к одному решению. Если оптимальных решений несколько или существуют

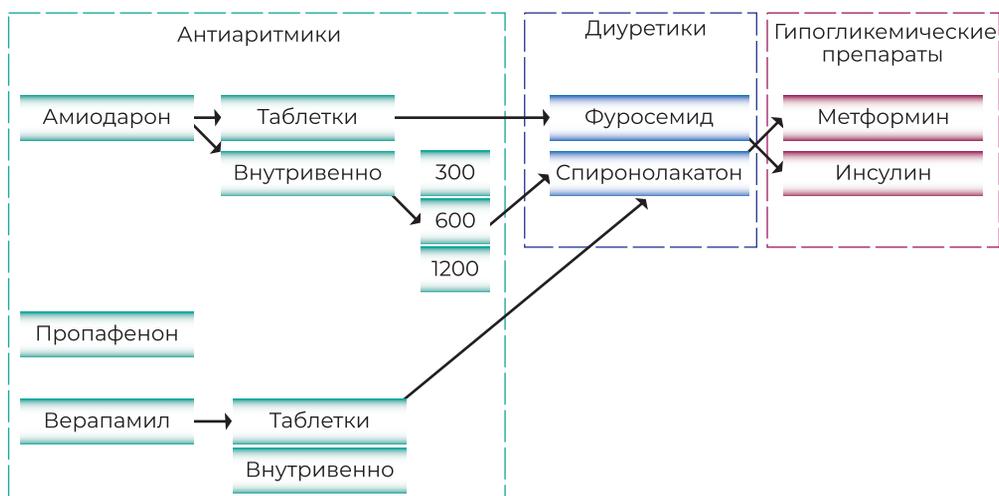


Рисунок 1 — Пример графа для составления альтернативных комбинаций лекарственных средств.

решения, близкие к оптимальному, то алгоритмы оптимизации сойдутся только к одному решению. Для решения данной проблемы применяют процедуру мультистарта, повторного многократного запуска метода оптимизации из различных начальных точек. В результате методы оптимизации зависят от вида целевой функции и требуют наличия формулы данной функции. При определении значения целевой функции – риска взаимодействия ЛС с помощью модели искусственного интеллекта, получение функциональной зависимости невозможно. Метод полного перебора позволяет рассмотреть все решения и найти все оптимальные решения, комбинации ЛС с минимальным риском взаимодействия, но при этом требуется обязательное рассмотрение всех комбинаций, в том числе с высоким риском взаимодействия и считающиеся «нелогичными» с точки зрения медицинской целесообразности. В работе рассматривается метаэвристический метод муравьиных колоний, который позволяет не только решать задачу оптимизации изначально заданных ЛС, но и продолжить поиск более рациональных, альтернативных комбинаций ЛС.

Метод муравьиных колоний обеспечивает поиск оптимального решения на графе путем вероятностного перемещения агентов-муравьев, определяя пути. В зависимости от «оптимальности» пути изменяются вероятности выбора вершин. В медицине методом муравьиных колоний решают задачи поиска оптимальных логистических маршрутов транспортировки медицинских препаратов [8]. При этом используется «классический» метод муравьиных колоний для поиска пути коммивояжера с модификациями. Современные разработки в области муравьиных колоний [9–10] уже решают задачи подбора параметров для решателей на основе нейронных сетей и систем машинного обучения.

Задача определения альтернативных наборов ЛС возникает, когда для той или иной комбинации имеются риски осложнений, противопоказания или какого-то препарата нет в наличии (недоступен). При этом альтернативное ЛС может быть выбрано из группы ЛС, а вот правильность выбора определяется экспертной оценкой эффективности и безопасности искомого ЛС. Решение о доступности набора ЛС может

принять только пользователь системы, поэтому в данном алгоритме необходимо непосредственное взаимодействие с пользователем. После нахождения наилучшего метод муравьиных колоний при необходимости может продолжить поиск альтернатив. Если пользователь не останавливает работу системы, то программа должна рассмотреть все возможные альтернативы. Но, в отличие от алгоритма полного перебора, метод муравьиных колоний позволит рассмотреть лучшие комбинации альтернативных ЛС на ранних итерациях. Модифицированный метод муравьиных колоний не зависит от модели, определяющей риск полифармакотерапии, может работать с минимизируемыми, максимизируемыми и многокритериальными результатами работы модели.

Отдельно можно отметить обход параметрического графа (рис. 1) в виде дерева с возможностью полного последовательного перебора всех вариантов.

МОДИФИКАЦИИ МЕТОДА МУРАВЬИНЫХ КОЛОНИЙ ДЛЯ ПОИСКА РАЦИОНАЛЬНЫХ НАБОРОВ ЛС, ДОЗИРОВОК И СПОСОБОВ ИХ ПРИМЕНЕНИЯ

Предлагается использовать модификации метода муравьиных колоний, предназначенные для решения параметрической задачи [11–12]. В предложенной графовой модели дуги не несут информации, и поэтому веса заносятся на вершины графа. Данный вес применяется для выбора конкретного ЛС из аналогов. Выбор вершины муравьем-агентом происходит в результате реализации случайного. Чем больше веса у вершины (вершина определяет конкретное ЛС или дозу, способ применения), тем больше вероятность выбора данной вершины агентами. Также большая вероятность у вершины означает, что у данного ЛС наименьшие риски полифармакотерапии среди его аналогов. Пример такого распределения вероятностей приведен на рисунке 2. Из-за вероятностного выбора агентом пути данное распределение будет отличаться при нескольких запусках программы с одинаковыми данными и моделями. Тем не менее, следует отметить возможность априорной задачи получения информации о предпочтениях пользователя, конкретных ЛС, его аналогах, перед началом работы системы.



Рисунок 2 — Пример распределения весов и вероятностей на *i*-ой итерации работы метода муравьиных колоний.

Модификация метода муравьиных колоний позволяет определять пути в графовой модели путем выбора по одной вершине из слоя. Агент начинает движение из «виртуальной» вершины и выбирает вершину из первого слоя, исходя из вероятности. После определения вершины первого слоя агент осуществляет вероятностный выбор вершины следующего слоя и так далее, пока не выберет вершину последнего слоя. Выбранные вершины образуют путь агента, решение, определяющее конкретные ЛС и их конкретные дополнительные параметры. Полученное решение отправляется в модель искусственного интеллекта для вычисления применимости данной комбинации, противопоказаний и т.д. На основе полученных результатов определяется значение целевой функции, и в соответствии с полученным значением заносятся дополнительные веса на все вершины, по которым прошел агент.

В основе метода муравьиных колоний лежит сходимость к одному решению. Муравьи-агенты могут выбирать одинаковые маршруты, т.е. одинаковые наборы ЛС. Так как осложнения, риски и т.д. определяются на внешней модели на вычислителе, то проводить повторные вычисления для уже рассмотренного набора ЛС не эффективно. Для хранения рассмотренных наборов ЛС применяется хэш-таблица. После определения маршрута муравья-агента в графе данный маршрут проверяется

в хэш-таблице. И только если маршрут не найден, значения параметров отправляются в систему для вычисления рисков. Для полного перебора всех вариантов, включая и неоптимальные, необходимо изменить поведение муравьев-агентов, нашедших решение, которое уже присутствует в хэш-таблице. Таких муравьев-агентов назовем «нулевыми». Обработка нулевых муравьев-агентов может быть различной, но в работе рассмотрим работу методов [13–14]:

1. ACOCNI (ACO Cluster New Ignore) – если найдено решение, уже записанное в хэш-таблицу, то данный агент игнорируется, не заносит веса на вершины графа.
2. ACOCYI (ACO Cluster Cycle Infinity) – если найдено решение, уже записанное в хэш-таблицу, то производится повторный поиск решения методом муравьиных колоний.
3. ACOCT (ACO Cluster Tree) – если найдено решение, уже записанное в хэш-таблицу, то производится повторный поиск нового решения другим алгоритмом. Рассматривается обход параметрического графа, как дерева.
4. ACOCTSort (ACO Cluster Tree Sort) – если найдено решение, уже записанное в хэш-таблицу, то производится повторный поиск нового решения другим алгоритмом. Рассматривается обход параметрического графа, как дерева с сортировкой вершин в слоях относительно количества весов на них.

При направленном переборе альтернатив необходимо не сойтись к одному оптимальному набору, как это делает метод муравьиных колоний, а рассмотреть все наборы значений параметров, пока не найдутся удовлетворяющие пользователя. В таком виде модификация метода непосредственно управляется пользователем, т.е. ожидает от пользователя сигнала к остановке работы. В программной реализации такая задача решается с помощью многопоточного приложения. В случае если ни одно из найденных решений не удовлетворяет пользователя (например, дорогое ЛС, нет в наличии или другие предпочтения), необходимо обеспечить полный перебор абсолютно всех комбинаций ЛС.

ИССЛЕДОВАНИЕ СТРУКТУРЫ ГРАФА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ПОДБОРА ЛС, ДОЗИРОВОК И СПОСОБОВ ПРИМЕНЕНИЯ МОДИФИЦИРОВАННЫМИ МЕТОДАМИ МУРАВЬИНЫХ КОЛОНИЙ

Использование метода муравьиных колоний предполагает, что он не чувствителен к порядку прохождения слоев графа, так как по результатам его работы образуются пути, в которых каждому слою графа соответствует конкретная вершина. Последовательность слоев выбранного графа может быть образована случайно по результатам последовательной выгрузки вершин (ЛС, и информации о них) в порядке их расположения в базе данных. В работе рассматриваются и различные отсортированные графы. Оптимальным называется граф, у которого слои отсортированы в соответствии с влиянием слоев на риски и побочные эффекты. На первом слое расположены вершины, максимально взаимодействующие с другими ЛС, и далее по уменьшению влияния. В противоположность оптимальному, не оптимальный граф расположен в обратном порядке. Также для улучшения работы алгоритмов АСОСТ и АСОСТSort рассмотрен граф с сортировкой слоев по возрастанию количества вершин в слое. В дереве, построенном на основе такого графа, на листьях будет минимальное количество вершин, когда как корень будет состоять из максимального.

По результатам исследований оценивалась статистическая различимость оценок по критериям χ^2 Пирсона и t-Стьюдента, построены

доверительные интервалы для доверительной вероятности 0,99 (на графиках не приведены, чтобы не «захламлять» рисунок 3).

При сравнении эффективности работы различных модификаций при статистически неразличимой оценке номера итерации, на которой найдено оптимальное решение, частота нахождения оптимального решения выше при использовании алгоритмов АСОСТ и АСОСТSort.

На рисунке 3 видно, как существенно возрастает время работы алгоритма из-за большого количества нулевых агентов и дополнительных итераций этих агентов. При этом зависимость оценки времени поиска нового решения одним агентом сильно зависят от последовательности слоев графа. Для оптимального расположения слоев данная оценка статистически не различима и является постоянной. Оценка времени для алгоритма АСОСТ при оптимальном размещении слоев статистически близка к оценке времени алгоритмов АСОСNI и АСОССуI.

При тестировании алгоритма на различных структурах данных и различных моделях модификация метода муравьиных колоний остается не чувствительной к порядку слоев и на всех моделях показывает хорошую и отличную скорость поиска рациональной комбинации, рассматриваемая менее 0,05% от всех решений в графе.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предложена структура графа для решения задачи поиска и перебора альтернативных комбинаций ЛС и способов их применения. В предложенной структуре графа ЛС объединяются в слои по группам ЛС. В таком графе дугами соединяется вершина с каждой вершиной всех других слоев. Вершины в одном слое не соединяются дугами. Предложена оптимизация структуры графа, в которой все слои выстраиваются в список и вершины соединяются дугами со всеми вершинами соседнего слоя. В результате существенно уменьшается количество дуг.

Для поиска рациональных комбинаций ЛС применяется модификация метода муравьиных колоний. Поиск наилучшей комбинации ЛС не может быть осуществлен без участия пользователя, так как наилучшей с точки зрения противопоказаний комбинации ЛС может не быть в наличии. Поэтому модификация метода муравьиных колоний отображает рассмотренные

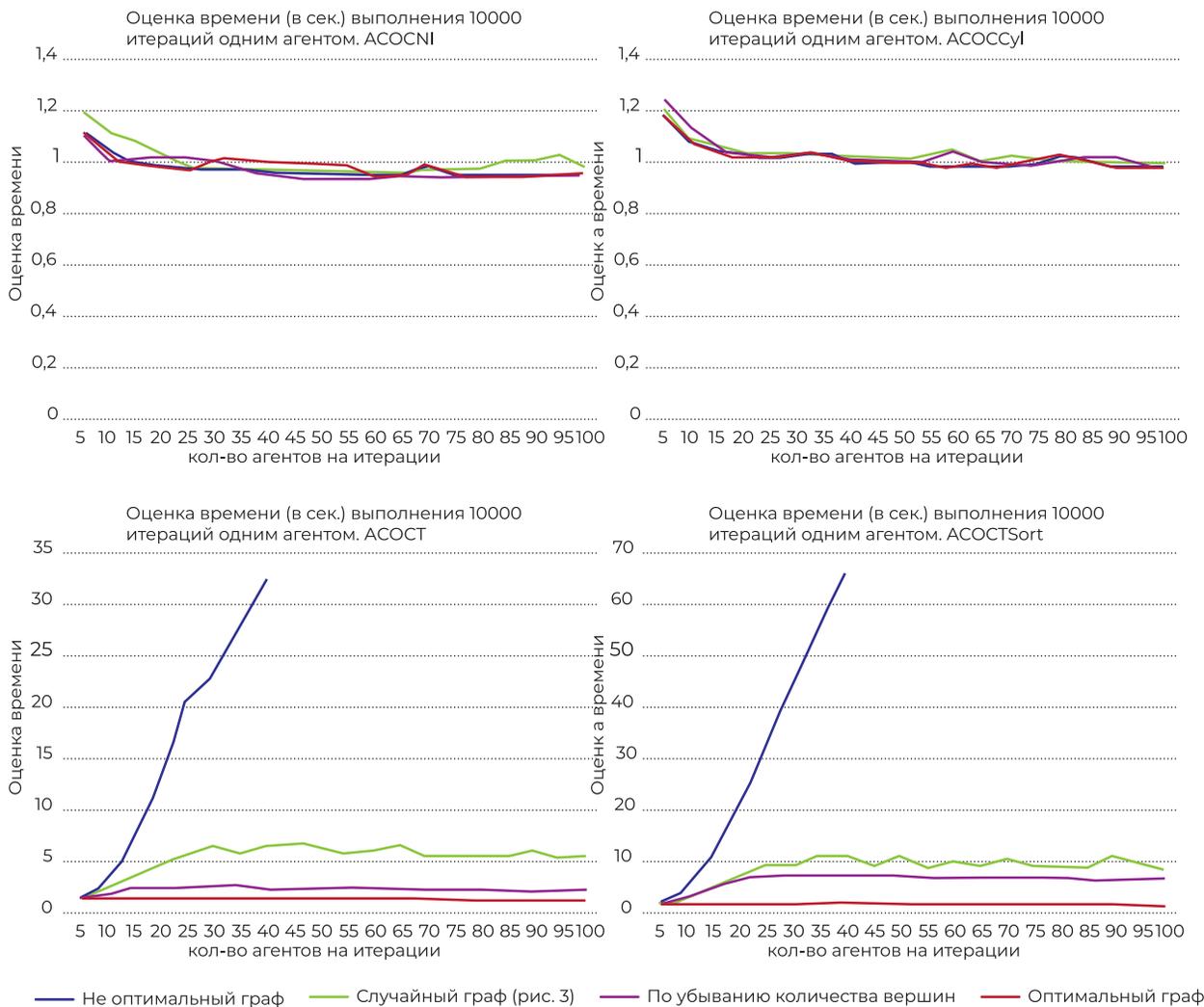


Рисунок 3 — Исследование времени выполнения модификаций метода муравьиных колоний для различных структур графа.

комбинации ЛС пользователю. Если пользователь не останавливает работу метода, то модификация метода муравьиных колоний должна рассмотреть все возможные комбинации, т.е. осуществить полный перебор.

Упорядочивание слоев графа и возможность перехода агента только в вершины соседнего слоя является наложением ограничений определенной последовательности слоев. В работе рассмотрено влияние наложенного ограничения на эффективность работы метода муравьиных колоний. По результатам исследований выявлено, что модификации метода муравьиных колоний не чувствительны к порядку слоев в графе, и наложенные ограничения не влияют

на эффективность работы алгоритма. Если для агентов, не нашедших новую комбинацию ЛС, использовать алгоритм поиска нового решения путем обхода дерева, то эффективность работы метода будет зависеть от расположения слоев графа. Но такой алгоритм неэффективен по времени и требует дальнейшего исследования.

Источник финансирования. Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФ №23-75-30012.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов (The authors declare no conflict of interest).

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Yingying Z, Xian W, Quan F. Knowledge-Enhanced Attributed Multi-Task Learning for Medicine Recommendation. *ACM Transactions on Information Systems*. 2023; 17(1): 1-24, doi: 10.1145/3527662.
2. Xingyu Y, Yin Z, Mingfang H, Xiaolian Y, Yi Y, Fang H. Graph-based medicine embedding learning via multiple attentions. *Computers and Electrical Engineering*. 2023; 105. doi: 10.1016/j.compeleceng.2022.108494.
3. Wangping X, Jun C, Xian Z. Design and Evaluation of a Prescription Drug Monitoring Program for Chinese Patent Medicine based on Knowledge Graph Innovative Methods and Technologies for Efficacy Evaluation of Traditional Medicine. 2021. doi: 10.1155/2021/9970063.
4. Hu F, Zhang Y, Yan X, Huang M, Zhang X. An Improved Heterogeneous Graph Convolutional Network for Inter-Relational Medicine Representation Learning. *IEEE MultiMedia*. 2023; 30(1): 52-61. doi: 10.1109/MMUL.2022.3200205.
5. Walid Q. Apply On-Line Analytical Processing (OLAP) With Data Mining For Clinical Decision Support. *International Journal of Managing Information Technology*. 2012; 4(1): 25-37. doi: 10.5121/ijmit.2012.4103.
6. Anjana Y. Improving the Performance of Multidimensional Clinical Data for OLAP using an Optimized Data Clustering approach. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education (TURCOMAT)*. 2021;12(3): 3269-3275. doi: 10.17762/turcomat.v12i3.1575.
7. Думанская Л.А., Думанский С.М. Применение информационно-аналитических систем на основе OLAP-технологий // Вестник университета. – 2016. – № 11. – С.195-200. [Dumanskaya LA, Dumanskij SM. Primenenie informacionno-analiticheskikh sistem na osnove OLAP-tehnologij. Vestnik universiteta. 2016; 11: 195-200. (In Russ.)]
8. Alencar RC, Santana CJ, Bastos-Filho CJA. Optimizing Routes for Medicine Distribution Using Team Ant Colony System. *Hybrid Intelligent Systems. Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020; 923. doi: 10.1007/978-3-030-14347-3_5.
9. Dorigo M, Stutzle T. *Ant Colony Optimization*. MIT Press. 2004. p. 321.
10. Joseph MP, Richard FH, Karl FD. Solving a Bi-objective Flowshop Scheduling Problem by Pareto-Ant Colony Optimization. *ANTS*. 2006. pp. 294-305.
11. Синицын И.Н., Титов Ю.П. Оптимизация порядка следования гиперпараметров вычислительного кластера методом муравьиных колоний // Системы высокой доступности. – 2022. – Т.18. – №3. – С.23-37. [Sinicy IN, Titov YUP. Optimizaciya poryadka sledovaniya giperparametrov vychislitel'nogo klastera metodom murav'inyh kolonij. Sistemy vysokoj dostupnosti. 2022; 18(3): 23-37. (In Russ.)] doi: 10.18127/jj20729472-202203-02.
12. Судаков В.А., Титов Ю.П., Сивакова Т.В., Иванова П.М. Применение метода муравьиных колоний для поиска рациональных значений параметров технической системы // Препринты ИПМ им. М.В.Келдыша РАН. – 2023. – №38. – С.1-15. [Sudakov VA, Titov YUP, Sivakova TV, Ivanova PM. Primenenie metoda murav'inyh kolonij dlya poiska racional'nyh znachenij parametrov tekhnicheskoy sistemy. Preprinty IPM im. M.V.Keldysha RAN. 2023; 38: 1-15. (In Russ.)] doi: 10.20948/prepr-2023-38.
13. Синицын И.Н., Титов Ю.П. Исследование возможности получения всех решений методом муравьиных колоний для задачи // Системы высокой доступности. – 2023. – Т.20. – №2. – С.55-69. [Sinicy IN, Titov YUP. Issledovanie vozmozhnosti polucheniya vseh reshenij metodom murav'inyh kolonij dlya zadachi. Sistemy vysokoj dostupnosti. 2023; 20(2): 55-69. (In Russ.)] doi: 10.31857/S000523102308010X.
14. Синицын И.Н., Титов Ю.П. Управление наборами значений параметров системы методом муравьиных колоний // Автоматика и телемеханика. – 2023. – №8. – С.153-168. [Sinicy IN, Titov YUP. Upravlenie naborami znachenij parametrov sistemy metodom murav'inyh kolonij. Avtomatika i telemekhanika. 2023; 8: 153-168. (In Russ.)] doi: 10.31857/S000523102308010X.

ПРАВИЛА ДЛЯ АВТОРОВ

В журнал «Врач и информационные технологии» принимаются статьи и сообщения по наиболее значимым вопросам здравоохранения, информатизации и создания единого отраслевого информационного пространства. Принятые статьи публикуются бесплатно. Рукописи статей авторам не возвращаются.

1. Работы для опубликования в журнале должны быть представлены в соответствии с данными требованиями. Рукописи, оформленные не в соответствии с требованиями, к публикации не принимаются и не рассматриваются.
2. Статья должна сопровождаться:
 - направлением руководителя организации/учреждения в редакцию журнала. Письмо должно быть выполнено на официальном бланке учреждения, подписано руководителем учреждения и заверено печатью;
 - экспертным заключением организации/учреждения о возможности опубликования в открытой печати;
 - подписями всех авторов, заявленных в исследовании, и сведениями, включающими имя, отчество, фамилию, ученую степень и/или звание, и место работы;
 - сопроводительные документы должны быть в формате pdf или jpg.
3. Не допускается направление в редколлегию работ, напечатанных в других изданиях или уже отправленных в другие редакции. Объем оригинальных научных статей не должен превышать 15 страниц, с учетом вышеизложенных требований; обзорных статей — 25 страниц.
4. Авторы опубликованных материалов несут ответственность за подбор и точность приведенных фактов, цитат, статистических данных и прочих сведений.
 - Автор несет ответственность за достоверность информации.
 - Автор, направляя рукопись в Редакцию, принимает личную ответственность за оригинальность исследования, поручает Редакции обнародовать произведение посредством его опубликования в печати.
 - Плагиатом считается умышленное присвоение авторства чужого произведения науки, мысли, искусства или изобретения. Плагиат может быть нарушением авторско-правового законодательства и патентного законодательства и в качестве таковых может повлечь за собой юридическую ответственность Автора.
 - Автор гарантирует наличие у него исключительных прав на использование переданного Редакции материала.
 - Редакция не несет ответственности перед третьими лицами за нарушение данных Автором гарантий.
5. Текст рукописи должен быть тщательно выверен и не содержать грамматических, орфографических и стилистических ошибок.
6. Текст рукописи должен быть выполнен в формате MS (*.doc, *.docx), размер кегля 14, шрифт Times New Roman, межстрочный интервал 1,5, поля обычные, выравнивание по ширине. Страницы нумеруют, начальной считается титульная страница. Необходимо удалить из текста статьи двойные пробелы. Статья должна быть представлена в электронном варианте и переслана по электронной почте: vit-j@pirogov-center.ru в виде прикрепленного файла.
7. При описании клинических наблюдений не допускается упоминание фамилий пациентов, номеров историй болезни, в том числе на рисунках.
8. Иллюстративный материал (черно-белые и цветные фотографии, рисунки, диаграммы, схемы, графики) размещают в тексте статьи в месте упоминания (jpg, разрешение не менее 300 dpi). Они должны быть четкие, контрастные. Цифровые версии иллюстраций должны быть сохранены в отдельных файлах в формате Tiff или JPEG, с разрешением не менее 300 dpi и последовательно пронумерованы. Диаграммы должны быть представлены в исходных файлах. Перед каждым рисунком, диаграммой или таблицей в тексте обязательно должна быть ссылка. Подписи к рисункам должны быть отделены от рисунков, располагаться под рисунками, содержать порядковый номер рисунка, и (вне зависимости от того, располагаются ли рисунки в тексте или на отдельных страницах) представляются на отдельных страницах в конце публикации.
9. Таблицы (вне зависимости от того, располагаются ли они в тексте или на отдельных страницах) должны быть представлены каждая на отдельной странице в конце рукописи. Таблица должна иметь порядковый номер и заголовок, кратко отражающий ее содержание. Заглавие «Таблица ...» располагается в отдельной строке и центрируется по правому краю.
10. Сокращения расшифровывают при первом упоминании в тексте. Не используются сокращения, если термин появляется в тексте менее трех раз. Не используются сокращения в аннотации, заголовках и названиях статей. В конце статьи прилагается расшифровка всех аббревиатур, встречаемых в тексте.
11. Все физические величины рекомендуется приводить в международной системе СИ. Без точек пишется: ч, мин, мл, см, мм (но мм рт. ст.), с, мг, кг, мкг (в соответствии с ГОСТ 7.12-93). С точками: мес., сут., г. (год), рис., табл. Для индексов используется верхние (кг/м²) или нижние (CH₂DS₂-VASC) регистры. Знак мат. действий и соотношений (+, —, x, /, =, ~) отделяют от символов и чисел: p = 0,05. Знак ± пишется слитно с цифровыми обозначениями: 27,0±17,18. Знаки >, <, ≤ и ≥ пишутся слитно: p>0,05. В тексте рекомендуется заменять символы словами: более (>), менее (<), не более (≤), не менее (≥). Знак % пишется слитно с цифровым показателем: 50%; при двух и более цифрах знак % указывается один раз после чисел: от 50 до 70%: на 50 и 70%. Знак № не отделяется от числа: №3. Знак °C отделяется от числа: 13 °C. Обозначения единиц физических величин отделяется от цифр: 13 мм. Названия и символы генов выделяются курсивом: ген *KCNH2*.
12. Редакция имеет право вести переговоры с авторами по уточнению, изменению, сокращению рукописи.
13. Присланные материалы направляются для рецензирования членам редакционного совета по усмотрению редколлегии.

Более подробная информация по оформлению статьи размещена на сайте журнала <http://vit-j.ru>

