



ВРАЧ

И ИНФОРМАЦИОННЫЕ
ТЕХНОЛОГИИ

№2 2026

MEDICAL DOCTOR AND IT



ISSN 1811-0193
9 771811 019000 >



№2 2026

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., член-корреспондент РАН, д.м.н., 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

ОТВЕТСТВЕННЫЙ СЕКРЕТАРЬ

Пулин А.А., к.м.н., заместитель генерального директора по научной и образовательной деятельности ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России, Москва, 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 автоматики 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., член-корреспондент РАН, 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:

Максименко В.А., д.ф.м.н., ведущий научный сотрудник Национального Университета Сингапура, Сингапур, Республика Сингапур

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., Corresponding Member of the RAS, DSc, 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

MANAGING EDITOR

Pulin A.A., PhD, Deputy General Director for Science and Education Pirogov National Medical and Surgical Center, Moscow, Russia

EDITORIAL BOARD

Andrikov D.A., PhD, Associate Prof. of the Engineering Academy of the RUDN University, Director of Immersed, 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., Corresponding Member of the RAS, 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:

Maksimenko V.A., DSc, National University of Singapore, Singapore, Republic of Singapore

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 29 июня 2026 г.

Общий тираж 1000 экз.

Распространяется бесплатно.

© Издательство Пироговского Центра

МНЕНИЕ РЕДАКЦИИ

Карпов О.Э., Максименко В.А., Храмов А.Е.

ИИ В КЛИНИКЕ: РИСК ДЕГРАДАЦИИ ПРОФЕССИОНАЛЬНЫХ НАВЫКОВ ВРАЧА И СПОСОБЫ ЕГО ПРЕОДОЛЕНИЯ 6

ОРИГИНАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

Куропаткина Т.А., Кильмишкин Н.В., Пантелеев В.И., Кубраков Д.Д.,
Иванова П.М., Титов Ю.П., Валентей С.Д., Шимановский Н.Л.

СРАВНЕНИЕ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ИЗВЛЕЧЕНИЯ ИМЕНОВАННЫХ СУЩНОСТЕЙ ИЗ ТЕКСТОВ ИНСТРУКЦИЙ ЛЕКАРСТВЕННЫХ СРЕДСТВ ДЛЯ ОЦЕНКИ РИСКОВ ПОЛИФАРМАКОТЕРАПИИ С ПОМОЩЬЮ СЕТИ БАЙЕСА 18

Ерижиков Р.А., Сахарова П.А., Курсанов В.В., Хоружая А.Н.,
Варюхина М.Д., Арзамасов К.М., Владимирский А.В., Васильев Ю.А.

ОЦЕНКА КЛИНИЧЕСКОЙ ПРИМЕНИМОСТИ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ ИНФИЛЬТРАТИВНЫХ ИЗМЕНЕНИЙ ПО РЕНТГЕНОГРАММАМ ОРГАНОВ ГРУДНОЙ КЛЕТКИ В УСЛОВИЯХ СТАЦИОНАРА 36

Стрельников С.С., Ушакова О.М., Брынза Н.С.,
Горбунова О.П., Паюсова Т.И.

ВАЛИДАЦИЯ И ОЦЕНКА ПРИГОДНОСТИ ОПРОСНИКА SNAIЛ ДЛЯ ИЗМЕРЕНИЯ ИИ-ГРАМОТНОСТИ МЕДИЦИНСКИХ РАБОТНИКОВ 50

Дроздова Л.Ю., Егоров В.А., Корсунский Д.В.,
Раковская Ю.С., Мещерякова А.М., Драпкина О.М.

ПОВЫШЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПОПУЛЯЦИОННОГО СКРИНИНГА РАКА МОЛОЧНОЙ ЖЕЛЕЗЫ С ПРИМЕНЕНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА: РЕЗУЛЬТАТЫ ПИЛОТНОГО ВНЕДРЕНИЯ В СУБЪЕКТАХ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ 58

ПРАКТИЧЕСКИЙ ОПЫТ

Бадарин А.А., Антипов В.М., Смирнов Н.М.

Драпкина О.М., Киселев А.Р., Храмов А.Е.

ПРОГРАММНО-АППАРАТНЫЙ КОМПЛЕКС ДЛЯ РЕАЛИЗАЦИИ ПОЛНОГО ЦИКЛА НЕЙРОРЕАБИЛИТАЦИИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОИНТЕРФЕЙСА С БИОЛОГИЧЕСКИМИ ОБРАТНЫМИ СВЯЗЯМИ 68

Орлов С.А., Карпов О.Э.

АЛГОРИТМ РАЗРАБОТКИ И АРХИТЕКТУРА ПРОТОТИПА ИНФОРМАЦИОННО-АНАЛИТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ В МЕДИЦИНСКОЙ ОРГАНИЗАЦИИ ПРИ РАБОТЕ В УСЛОВИЯХ БИОЛОГИЧЕСКИХ, ТЕХНОГЕННЫХ И ГЕОПОЛИТИЧЕСКИХ ВЫЗОВОВ 80

EDITORIAL

Karpov O.E., Maksimenko V.A., Hramov A.E.

AI IN THE CLINIC: THE RISK OF PHYSICIAN DESKILLING AND STRATEGIES FOR ITS MITIGATION	6
---	----------

ORIGINAL RESEARCH

Kuropatkina T.A., Kilmishkin N.V., Panteleev V.I., Kubrakov D.D., Ivanova P.M., Titov Yu.P., Valentey S.D., Shimanovsky N.L.

A COMPARATIVE STUDY OF LANGUAGE MODELS FOR NAMED ENTITY RECOGNITION FROM DRUG LABELS FOR POLYPHARMACY RISK ASSESSMENT USING BAYESIAN NETWORKS.....	18
---	-----------

Erizhokov R.A., Sakharova P.A., Kirsanov V.V., Khoruzhaya A.N., Varyukhina M.D., Arzamasov K.M., Vladzemyrskyy A.V., Vasilev Y.A.

EVALUATION OF THE CLINICAL APPLICABILITY OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS FOR DETECTING INFILTRATIVE CHANGES ON CHEST X-RAYS IN INPATIENT CARE	36
---	-----------

Strelnikov S.S., Ushakova O.M., Brynza N.S., Gorbunova O.P., Payusova T.I.

VALIDATION AND EVALUATION OF THE SNAIL QUESTIONNAIRE FOR MEASURING THE AI-LITERACY OF HEALTHCARE PROFESSIONALS	50
---	-----------

Drozdova L.Yu., Egorov V.A., Korsunskiy D.V., Rakovskaya Yu.S., Mesheryakova A.M., Drapkina O.M.

IMPROVING THE EFFECTIVENESS OF POPULATION-BASED BREAST CANCER SCREENING USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE: RESULTS OF A PILOT IMPLEMENTATION IN REGIONS OF THE RUSSIAN FEDERATION	58
--	-----------

PRACTICE EXPERIENCE

Badarin A.A., Antipov V.M., Smirnov N.M., Drapkina O.M., Kiselev A.R., Hramov A.E.

A HARDWARE AND SOFTWARE SYSTEM FOR IMPLEMENTING A FULL CYCLE OF NEUROREHABILITATION BASED ON A NEUROINTERFACE WITH BIOFEEDBACK	68
---	-----------

Orlov S.A., Karpov O.E.

ALGORITHM FOR THE DEVELOPMENT AND ARCHITECTURE OF A PROTOTYPE INFORMATION-ANALYTICAL SYSTEM FOR SUPPORTING MANAGEMENT DECISIONS IN A MEDICAL ORGANIZATION OPERATING UNDER BIOLOGICAL, TECHNOLOGICAL, AND GEOPOLITICAL CHALLENGES	80
---	-----------

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 June 29, 2026.

Circulation 1000 copies.

Free distribution.

© Pirogov Center Publishing House

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, ORCID: 0000-0002-5227-0657

МАКСИМЕНКО В.А.,

д.ф.-м.н., Национальный Университет Сингапура, г. Сингапур, Республика Сингапур;
ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», г. Москва, Россия,
e-mail: maximenkovl@gmail.com, ORCID: 0000-0002-4632-6896

ХРАМОВ А.Е.,

д.ф.-м.н., профессор, член-корреспондент РАН, ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», г. Москва, Россия;
ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: hramov.ae@rea.ru, ORCID: 0000-0003-2787-2530

ИИ В КЛИНИКЕ: РИСК ДЕГРАДАЦИИ ПРОФЕССИОНАЛЬНЫХ НАВЫКОВ ВРАЧА И СПОСОБЫ ЕГО ПРЕОДОЛЕНИЯ

DOI: 10.25881/18110193_2026_2_6

Аннотация. Введение: Стремительная интеграция систем искусственного интеллекта (ИИ) в здравоохранение, повышая эффективность диагностики и лечения, порождает серьёзные опасения относительно долгосрочного влияния на профессиональные компетенции врачей. Центральным риском является деqualификация — постепенная и необратимая утрата клинических навыков вследствие чрезмерной зависимости от автоматизированных систем. Цель: Провести анализ потенциальных механизмов деqualификации под влиянием ИИ и оценить возможности его объективной диагностики, а также предложить возможные пути решения данной проблемы.

Материалы и методы: В рамках настоящего короткого обзора проанализированы современные научные публикации, посвящённые влиянию ИИ на профессиональную деятельность врачей. Анализ сфокусирован на трёх ключевых аспектах клинической практики: физикальном обследовании, постановке диагноза и коммуникации с пациентом. Кроме того, детально разобран конкретный эмпирический кейс, в котором для оценки деградации навыков использовались объективные количественные метрики.

Результаты: Выявлены основные механизмы негативного воздействия ИИ, включая деградацию мануальных навыков, «иллюзию точности», «смещение, вызванное автоматизацией», а также ослабление диагностического мышления, эмпатии и моральной компетентности. Представленные данные свидетельствуют о том, что длительное использование ИИ может приводить к статистически значимому снижению клинической эффективности, что подтверждается объективными данными, например, снижением частоты выявления аденом при колоноскопии. В качестве решений предложены трансформация медицинского образования, оптимизация организации работы врача, внедрение систем автоматизированного контроля внимания и переход к персонализированным программам поддержания квалификации.

Заключение: Для минимизации рисков деqualификации необходима системная, а не стихийная интеграция ИИ в медицину, основанная на принципах этичности и педагогической целесообразности. Ключевой задачей является создание такой среды, где технологии служат усилению, а не подмене человеческой экспертизы, что позволит сохранить баланс между технологическим прогрессом и гуманистической сущностью медицинской практики.

Ключевые слова: искусственный интеллект, деградация, профессиональные навыки врача, клиническое суждение, автоматизация, медицинское образование, безопасность пациентов, этика.

Для цитирования: Карпов О.Э., Максименко В.А., Храмов А.Е. ИИ в клинике: риск деградации профессиональных навыков врача и способы его преодоления. Врач и информационные технологии. 2026; 2: 6-17. DOI: 10.25881/18110193_2026_2_6.

KARPOV O.E.,

DSc, Professor, Academician of the Russian Academy of Science, Pirogov National Medical and Surgical Center, Moscow, Russia, e-mail: nmhc_director@mail.ru, ORCID: 0000-0002-5227-0657

MAKSIMENKO V.A.,

DSc, National University of Singapore, Singapore, Republic of Singapore;
Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia,
e-mail: maximenkovl@gmail.com, ORCID: 0000-0002-4632-6896

HRAMOV A.E.,

DSc, Prof., Corresponding Member of the Russian Academy of Sciences,
Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia;
Pirogov National Medical and Surgical Center, Moscow, Russia,
e-mail: hramov.ae@rea.ru, ORCID: 0000-0003-2787-2530

AI IN THE CLINIC: THE RISK OF PHYSICIAN DESKILLING AND STRATEGIES FOR ITS MITIGATION

DOI: 10.25881/18110193_2026_2_6

Abstract. *Introduction: The rapid integration of artificial intelligence (AI) systems into healthcare, while improving diagnostic and therapeutic efficiency, raises serious concerns regarding the long-term impact on physicians' professional competencies. A central risk is deskilling — the gradual and irreversible loss of clinical skills resulting from excessive reliance on automated systems.*

Objective: To analyze the potential mechanisms of AI-induced deskilling, assess the feasibility of its objective diagnosis, and propose possible solutions to this problem.

Materials and Methods: This brief review examines latest scientific publications addressing the influence of AI on physicians' professional activities. The analysis focuses on three key aspects of clinical practice: physical examination, diagnosis, and patient communication. Additionally, a specific empirical case is examined in detail, in which objective quantitative metrics were employed to assess skill degradation.

Results: The key mechanisms of AI's negative impact were identified, including the degradation of manual skills, the "illusion of accuracy," "automation-induced bias," and the weakening of diagnostic reasoning, empathy, and moral competence. The evidence presented indicates that prolonged AI use can lead to a statistically significant decline in clinical performance, as substantiated by objective data such as a reduced adenoma detection rate during colonoscopy. Proposed solutions encompass the transformation of medical education, optimization of physician workflow, implementation of automated attention-monitoring systems, and a transition toward personalized competency maintenance programs.

Conclusion: Minimizing the risks of deskilling requires a systematic, rather than ad hoc, integration of AI into medicine, grounded in principles of ethics and pedagogical soundness. The central task is to create an environment in which technology serves to augment, rather than replace, human expertise, thereby preserving the balance between technological progress and the humanistic essence of medical practice.

Keywords: *artificial intelligence, degradation, physician professional skills, clinical judgment, automation, medical education, patient safety, ethics.*

For citation: Karpov O.E., Maksimenko V.A., Hramov A.E. AI in the Clinic: The Risk of Physician Deskilling and Strategies for Its Mitigation. Medical doctor and information technology. 2026; 2: 6-17. DOI: 10.25881/18110193_2026_2_6.

ВВЕДЕНИЕ

Быстрая интеграция систем искусственного интеллекта (ИИ) в процессы принятия решений в здравоохранении трансформирует медицинскую практику открывая широкие возможности для повышения точности диагностики и улучшения эффективности лечения [1]. Однако с внедрением ИИ в работу врачей усиливаются опасения относительно его влияния на их профессиональную компетентность, прежде всего относительно постепенной деградации критического мышления и клинического суждения [2, 3].

Основой этих опасений является тот факт, что постоянное делегирование профессиональных функций интеллектуальным системам ведёт к деградации навыков и квалификации (англ. *deskilling*), то есть к необратимой утрате знаний и навыков, которые перестают регулярно использоваться и совершенствоваться (см. рис. 1). Подобная закономерность наблюдается не только в медицине: аналогичные

эффекты зафиксированы и в других профессиях, требующих постоянных практических решений и глубокого когнитивного погружения специалиста [4]. По мере того, как человеческая компетентность деградирует, критические процессы становятся все более зависимыми от ИИ, а необходимые для автономной работы без участия ИИ практические навыки забываются [5]. Здравоохранение в данном контексте является наиболее чувствительной областью, поскольку постоянное погружение в практику и регулярное использование клинических навыков врачей имеют решающее значение для обеспечения высокого уровня качества медицинской помощи [6].

Стихийное внедрение ИИ в клиническую практику может спровоцировать трансформацию реальной роли врача от основного актора, принимающего решения, к роли наблюдателя, когда врач лишь проверяет рекомендации от ИИ, вместо того чтобы самостоятельно диагностировать и лечить пациента.

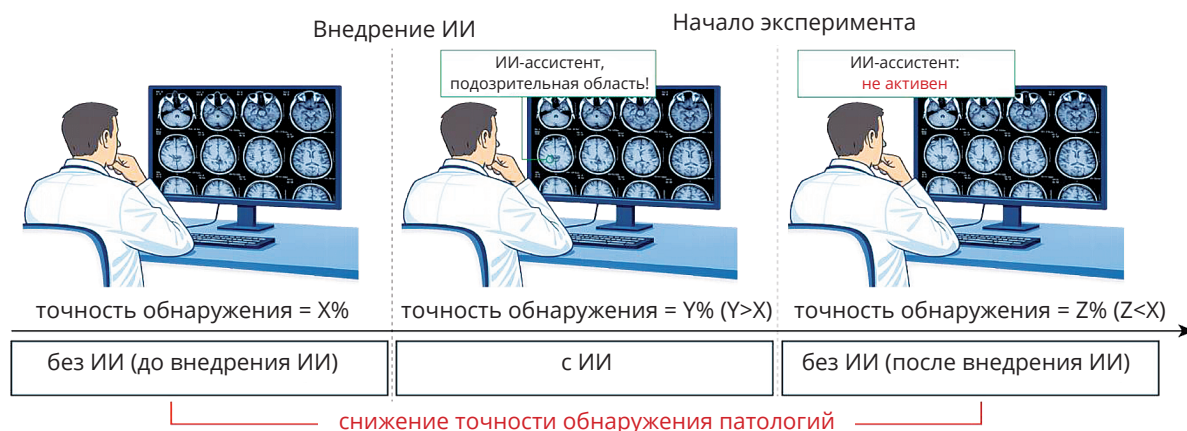


Рисунок 1 – Иллюстрация потенциального эффекта деградации профессиональных навыков врача при использовании ИИ на примере поиска патологий на МРТ-снимках. До внедрения ИИ врач выполнял ручной анализ изображений, при котором точность обнаружения аномалий составляла X%. После внедрения ИИ аналогичные диагностические операции выполнялись совместно с ИИ-ассистентом, подсвечивающим подозрительные области, что приводило к повышению точности обнаружения аномалий до Y%. Для оценки эффекта утраты навыков рассматривается гипотетическая ситуация, в которой ИИ-ассистент недоступен, и врач возвращается к полностью ручному анализу МРТ-снимков, как это было до внедрения ИИ. Ожидается, что в этом случае точность обнаружения аномалий Z% будет существенно ниже исходного уровня X%.

Такие изменения ведут к постепенному отстранению врача от сложных когнитивных и процедурных задач, снижению профессиональной компетентности и ослаблению клинического суждения, лежащего в основе эффективной медицинской практики. Помимо утраты практических навыков, этот процесс также подрывает профессиональную уверенность и автономию врачей, усиливая их зависимость от ИИ даже в тех ситуациях, где человеческий опыт остаётся незаменимым [7].

Деградация профессиональных навыков врача при взаимодействии с ИИ представляет в первую очередь серьёзную угрозу клинической эффективности и безопасности пациентов, поскольку затрагивает ключевые компетенции, включая проведение обследования, постановку диагноза, и коммуникацию с пациентом. Несмотря на актуальность этой проблемы, систематические эмпирические данные о масштабах и механизмах деградации навыков врачей под воздействием ИИ по-прежнему ограничены. Постепенный и зачастую незаметный на коротких временных масштабах характер этого явления делает его трудным для объективного измерения [8].

В настоящем кратком обзоре мы анализируем исследования, фокусирующиеся на этой проблеме. В частности, мы обсуждаем три основных аспекта. Во-первых, представлен анализ существующих точек зрения специалистов из различных областей медицины относительно потенциально негативных эффектов влияния ИИ на профессиональные компетенции и навыки врача. Во-вторых, на примере конкретного эмпирического кейса рассматривается возможность объективной оценки деградации профессиональных навыков после внедрения ИИ в клиническую практику. В-третьих, предложен ряд практических подходов для преодоления рассматриваемой проблемы.

Мы полагаем, что данная работа будет полезна как практикующим врачам, использующим системы ИИ в своей деятельности, так и административным специалистам и менеджерам, отвечающим за организацию работы медицинских сотрудников, а также законодателям для разработки нормативных документов и государственных стандартов, регулирующих внедрение и использование ИИ в здравоохранении.

ПОТЕНЦИАЛЬНЫЕ МЕХАНИЗМЫ УТРАТЫ ПРОФЕССИОНАЛЬНЫХ НАВЫКОВ ВРАЧА

В данной разделе рассмотрим влияние ИИ на три ключевых аспекта клинической деятельности врача — физикальное обследование, постановку диагноза и коммуникацию с пациентом. Эти этапы образуют типичную траекторию взаимодействия врача с пациентом: от первичного осмотра и сбора клинических данных до интерпретации результатов и совместного принятия решений о лечении. Такой подход позволяет охватить весь цикл медицинской практики — от анализа симптомов до установления доверительных отношений, необходимых для эффективного лечения. Анализ влияния ИИ на каждом из этих этапов даёт целостное представление о том, как технологии могут не только поддерживать, но и негативно трансформировать профессиональные компетенции врача, затрагивая когнитивные, практические и коммуникативные компоненты клинического процесса.

Физикальное обследование — это один из основных этапов диагностического процесса, который включает сбор информации о состоянии пациента врачом с помощью его (врача) органов чувств. Этот метод позволяет врачу подтвердить или опровергнуть предполагаемый диагноз, оценить степень тяжести заболевания, получить информацию, необходимую для планирования лечения, а также дополняет результаты других исследований [9]. Физикальное обследование требует от врача развитых мануальных навыков и способностей всесторонне анализировать полученную информацию от своих органов чувств. Эти умения обеспечивают точное восприятие и интерпретацию физиологических признаков заболевания. Например, тактильная чувствительность позволяет врачу обнаруживать отклонения, не всегда фиксируемые приборами или визуальными методами диагностики. Мануальные навыки врача формируются и укрепляются в результате многолетней практики и постоянного взаимодействия с пациентами, где каждое касание, нажатие, выслушивание несёт диагностическую информацию. В отличие от инструментальных методов мануальные техники требуют от специалиста не только физической точности, но и когнитивной интерпретации своих ощущений.

Исследования показывают, что мануальные навыки деградируют, как только врач начинает зависеть от технологий, даже если эти навыки ранее успешно применялись в медицинской практике [10]. Основной причиной является снижение необходимости выполнять мануальные процедуры и больше полагаться на выводы, сделанные ИИ алгоритмами. Деграция мануальных навыков имеет серьёзные последствия: в случае технической неисправности или отказа автоматизированной системы недостаточная квалификация или потеря навыков в области традиционных ручных методов обследования может привести к невозможности точно поставить диагноз и, как следствие, значительно повысить риск медицинских ошибок.

Стоит отметить, что снижение роли физического обследования в клинической практике началось задолго до появления современных ИИ-систем и в первую очередь связано с широким внедрением инструментальных методов диагностики, таких как компьютерная томография и ультразвуковое исследование. В этом контексте ИИ следует рассматривать не как первопричину утраты навыков, а как фактор, способный усилить или модифицировать уже существующую тенденцию.

Постановка диагноза — это многокомпонентный процесс, требующий от врача широкого спектра навыков: от фундаментальных знаний о заболеваниях, синдромах и патологиях, до развитого клинического зрения и анализа сенсорной информации, а также различных практических умений, необходимых для обследования пациента. Цель диагностики — определить причины и последствия выявленного нарушения здоровья, чтобы разработать эффективный план лечения.

Во многих случаях совокупность симптомов может указывать сразу на несколько возможных диагнозов. Поэтому задача (дифференциальной) диагностики состоит в том, чтобы определить, какой из них является наиболее вероятным и точным. В работе [11] этот навык определяют как способность интерпретировать и использовать клиническую информацию, собранную как в результате мануального обследования пациента, так и из различных диагностических тестов, для выявления наиболее вероятной причины симптомов. Освоение этого навыка требует от врача

способности проводить анализ в условиях ограниченной информации и при дефиците времени, что типично для реальной клинической практики. При этом чрезмерная зависимость от автоматизированных диагностических ИИ-систем может привести к снижению точности клинического суждения и в значительной мере утрате способности врача проводить критический анализ полученных данных в ходе обследования. В частности, выделяют два основных механизма негативного воздействия автоматизации на диагностические навыки.

Во-первых, автоматизация процесса диагностики способна создать «иллюзию точности» — ситуацию, когда врач воспринимает результаты, выданные ИИ, как более надёжные, чем собственные наблюдения или клинический опыт [12]. Это, в свою очередь, снижает вероятность того, что врач подвергнет сомнению и распознает ошибочные рекомендации алгоритма, особенно в условиях высокой когнитивной нагрузки и ограниченного времени. Во-вторых, автоматизация может вызвать эффект «искажения, вызванного автоматизацией» (англ. *automation bias*), при котором врач склонен принимать решения, согласующиеся с выводами ИИ, даже если они противоречат клинической интуиции или данным осмотра [13].

В долгосрочной перспективе эти процессы могут привести к утрате способности врача к самостоятельной дифференциальной диагностике — фундаментальному компоненту клинической компетентности, лежащему в основе как безопасности пациента, так и доверия пациентов к медицинской профессии, с «заменой» врача только на алгоритмы диагностических интеллектуальных систем [14].

Коммуникация с пациентами — неотъемлемая часть медицины как в контексте непосредственного ухода за пациентами, так и в обеспечении эффективных клинических и организационных процессов в лечебных учреждениях. Она включает, помимо прочего, способность систематически и структурировано собирать информацию от пациента при сборе анамнеза, эффективно передавать сведения пациенту или членам его семьи, а также доносить ключевую информацию до других медицинских специалистов в команде. Клиническая коммуникация тесно связана со способностью врача эффективно

справляться с беспокойствами пациентов, членов их семей и опекунов. Это требует умения точно и деликатно реагировать на их вопросы, опасения и сомнения, проявляя эмпатию и готовность к совместному принятию решений. По мере того, как врачи все больше полагаются на ИИ в своей практике, их коммуникация с пациентами может ухудшаться, в частности, за счет указанных ниже факторов.

Во-первых, существует риск того, что при использовании систем ИИ врачи будут уделять чрезмерное внимание чтению результатов, выданных алгоритмом, вместо того, чтобы сосредоточиться на непосредственном взаимодействии с пациентом [15]. В результате может пострадать диагностическое мышление, в основе которого лежит взаимодействие с пациентами. Во-вторых, внедрение ИИ-инструментов в клинические рабочие процессы может сформировать такую модель взаимодействия врача и компьютера, которая игнорирует важные человеческие аспекты медицинского принятия решений [16]. Авторы утверждают, что коммуникация с пациентами и эмпатические навыки, необходимые для оказания медицинской помощи, требуют человеческой компетентности. Если эти аспекты будут заменены автоматизированными системами, лишёнными таких качеств, принцип благодеяния окажется под угрозой нарушения. В-третьих, возможна утрата врачом необходимых моральных качеств вследствие чрезмерной зависимости от ИИ технологий [17]. Известно, что моральные навыки, наряду с техническими, постепенно исчезают если их не использовать [18]. В свою очередь, именно эти навыки формируют добродетельный профессиональный характер врача и позволяют действовать с пониманием блага и ответственности перед пациентом. В условиях автоматизации, когда решения всё чаще делегируются ИИ-алгоритмам, у медицинских специалистов сокращаются возможности для этического размышления и сопереживающего взаимодействия с пациентом. В результате моральная деградация может стать не менее опасным последствием внедрения ИИ, чем техническая утрата навыков, поскольку она ведёт к обезчеловечиванию медицинской практики и ослаблению её этических оснований.

Таким образом, влияние ИИ на поддержание благополучия пациентов включает не только

технические, но и глубоко нравственные изменения, связанные с эмпатией, достоинством и долгом заботы о человеке. Эти аспекты могут быть утрачены в процессе деградации навыков, если врачи перестают воспринимать пациента как субъекта взаимодействия и доверия, а не как объект технологического вмешательства.

Важно дополнить, что трансформация коммуникации между врачом и пациентом, включая рост формализованных взаимодействий и снижение времени, уделяемого непосредственному диалогу, является следствием более широких процессов цифровизации здравоохранения, ужесточения требований к отчетности и стандартизации клинических решений, а не прямым результатом внедрения ИИ. В этом смысле ИИ может иметь и положительный эффект, например снижать административную нагрузку, автоматизируя документацию и позволяя врачу перераспределять внимание в пользу живого общения с пациентом.

ВОЗМОЖНОСТИ ОБЪЕКТИВНОЙ ДИАГНОСТИКИ СТЕПЕНИ УТРАТЫ НАВЫКОВ

Оценить утрату профессиональных навыков врача под воздействием ИИ объективно и количественно чрезвычайно сложно. Большинство существующих исследований, включая рассмотренные выше работы, основаны преимущественно на опросах и субъективных самооценках специалистов, что неизбежно влечёт риск когнитивных искажений и переоценки либо недооценки влияния технологий. Хотя такие исследования позволяют зафиксировать общие настроения и восприятие риска деградации навыков, они не дают достаточных оснований для вывода о фактическом изменении клинической эффективности врачей. В то же время число исследований, опирающихся на объективные показатели, таких как метрики точности диагностики, времени реакции, полноты осмотра или частоты диагностических ошибок, остаётся крайне ограниченным. Это подчёркивает необходимость проведения планомерных лонгитюдных эмпирических исследований в клинических условиях, направленных на количественную оценку изменений профессиональной деятельности после внедрения ИИ.

В данном разделе представлен подробный разбор одного из немногих примеров подобных работ [19], недавнего многоцентрового исследования, проведённого среди врачей-эндоскопистов, в котором использовались объективные метрики для оценки влияния постоянного взаимодействия с ИИ-системами на качество стандартных процедур. Это исследование демонстрирует, что регулярное использование автоматизированных инструментов способно оказывать негативное влияние на клинические навыки, снижая внимательность и точность действий врача при работе без поддержки ИИ. Ниже приводится детальное описание методологии эксперимента и основных полученных результатов.

Контекст: внедрение систем ИИ в эндоскопическую практику всё чаще ставит вопрос о том, как постоянное использование автоматизированных инструментов влияет на клинические навыки врачей, выполняющих колоноскопию.

Гипотеза: длительное использование ИИ может приводить к деградации внимания и моторных навыков эндоскопистов, что выражается в уменьшении частоты обнаружения аденом (ключевого показателя качества колоноскопии).

Статистическая модель: в качестве основной метрики (зависимой переменной) использовался показатель выявления аденом (ADR, adenoma detection rate), отражающий долю обследований, при которых был найден хотя бы один аденоматозный полип. Сравнение проводилось между двумя условиями: (1) стандартные колоноскопии, выполненные до внедрения ИИ, и (2) стандартные колоноскопии, проведённые после того, как врачи начали регулярно работать с ИИ-системами (в отсутствие ИИ на момент обследования). Для проверки гипотезы применялась многофакторная логистическая регрессионная модель, учитывающая пол, возраст пациентов и опыт врача как ковариаты.

Анализируемая выборка: 1443 пациента, обследованных в четырёх эндоскопических центрах Польши.

Полученные результаты: ADR в стандартных колоноскопиях снизился с 28,4% до 22,4% после внедрения ИИ ($p = 0,0089$), что

эквивалентно относительному снижению на 6%. В многофакторной модели воздействие ИИ оставалось значимым предиктором ($OR = 0,69$; 95% CI 0,52–0,91), наряду с мужским полом ($OR = 1,78$) и возрастом ≥ 60 лет ($OR = 3,60$).

Выводы: длительное использование ИИ может непреднамеренно снижать клиническую внимательность и когнитивную вовлечённость врачей при работе без поддержки системы. Этот результат представляет собой одно из первых объективных эмпирических подтверждений эффекта профессиональной деградации в медицине и указывает на необходимость разработки стратегий, направленных на сохранение профессиональных навыков в условиях технологической зависимости.

Данное исследование представляет собой редкий пример количественной оценки деградации профессиональных навыков врача на основе объективных поведенческих метрик, что делает его ценной методологической моделью для будущих работ. Применённый подход может быть адаптирован для других областей клинической деятельности, например, нейродиагностики, хирургии, радиологии или телемедицины, где возможно сравнение показателей точности, времени реакции и когнитивной нагрузки при работе с ИИ и без него. В перспективе подобные эксперименты могут включать такие поведенческие показатели, как отслеживание взгляда, и движений рук, чтобы фиксировать не только изменение внешней эффективности, но и внутренние когнитивные механизмы, отражающие снижение или утрату навыков. Таким образом, методология исследования, представленная в статье [19], может служить прототипом для систематического изучения деградации и адаптации врачебных компетенций в эпоху ИИ.

Исследование Budzyń et al. (2025) имеет ряд ограничений. Во-первых, когорты пациентов до и после внедрения ИИ могли различаться по исходным характеристикам и клиническим показателям; несмотря на контроль некоторых характеристик пациентов в регрессионном анализе, возможность остаточного смешения факторов исключить нельзя. Во-вторых, в работе оценивалась только одна ИИ-система и ограниченное

число опытных эндоскопистов, что может снижать обобщаемость результатов, особенно в отношении менее опытных операторов. В-третьих, число процедур на одного эндоскописта было недостаточным для надежной оценки индивидуальных изменений показателей качества, поэтому анализ на уровне отдельных специалистов следует интерпретировать с осторожностью. Эти ограничения должны быть приняты во внимание при планировании подобных экспериментов.

ВОЗМОЖНЫЕ МЕТОДЫ РЕШЕНИЯ

Трансформация образования. Современное медицинское образование требует глубокой трансформации, чтобы подготовить врачей к работе в условиях активного внедрения систем искусственного интеллекта. Необходимо одновременно развивать у будущих специалистов технологическую грамотность и умение опираться на традиционные клинические доказательства (анамнез, физикальное обследование) и собственное суждение. Эффективные образовательные программы должны сочетать обучение принципам рационального использования технологий с формированием автономии и критического мышления [15]. Важным компонентом образования должны стать программы изучения этических аспектов и основ осмысленного взаимодействия с алгоритмами ИИ [20]. В целом, ключевая задача модернизации медицинского образования заключается в достижении баланса между технологической автоматизацией и развитием человеческой компетентности, чтобы врачи не теряли способность мыслить критически, принимать решения и сохранять профессиональную ответственность в эпоху ИИ.

Стоит отметить, что анализ баланса между «новыми технологическими» и «традиционными мануальными» методами в профессиональной подготовке врача является принципиально важным, особенно в условиях ограниченной доступности технологических средств в полевой практике. Речь при этом идет не только об ИИ: возрастающая зависимость от инструментальных и цифровых решений в целом повышает чувствительность качества медицинской помощи к наличию соответствующей

технической инфраструктуры. В этой связи особенно важно, чтобы врач сохранял и развивал навыки традиционных мануальных методов и был готов оказывать помощь в критических ситуациях, когда доступ к технологическим средствам может быть временно ограничен или отсутствовать.

Трансформация организации работы врача. Для противодействия деградации профессиональных навыков, возникающей при систематическом использовании ИИ, необходимо внедрение организационных изменений в работу врача, направленных на сохранение автономного клинического мышления, внимательности и технической компетентности. Эти меры включают чередование периодов работы с использованием ИИ и без него, а также формализацию принципов распределения ответственности между врачом и ИИ. Кроме того, необходимо внесение изменений в систему оценки качества медицинской деятельности для учета степени когнитивного участия специалиста в процессе принятия решений. В совокупности такие меры формируют основу устойчивого взаимодействия врача и ИИ, при котором технологии усиливают, а не подменяют человеческий опыт, сохраняя баланс между эффективностью, безопасностью и профессиональной идентичностью.

Автоматизированные системы контроля внимания врача. Для заблаговременного предупреждения о снижении навыков и вовлеченности врача могут быть интегрированы автоматизированные тесты, такие как система объективного контроля и поддержания внимания врача при использовании ИИ.

Данные методы могут быть основаны на принципе классической Oddball-парадигмы, применяемой в когнитивной нейронауке для изучения базовых механизмов селективного внимания и детектирования отличающихся стимулов (см. рис. 2). В традиционной версии этой парадигмы испытуемому предъявляется поток однотипных стимулов, среди которых случайным образом появляются редкие, отличающиеся по своим признакам стимулы, что вызывает характерную реакцию перераспределения внимания. Реакция испытуемого на этот стимул, например, скорость и точность, являются объективными метриками внимания.

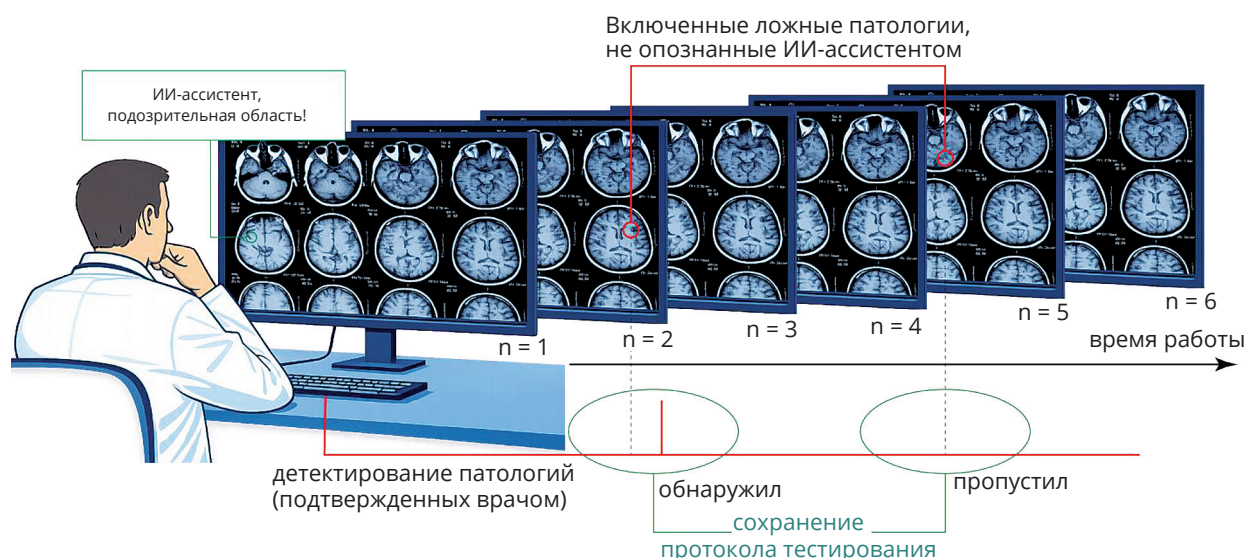


Рисунок 2 – Иллюстрация Oddball-парадигмы с подмешиванием ложноположительных стимулов на примере поиска патологий на МРТ-снимках.

Рассматривается ситуация, в которой врач последовательно анализирует большое число МРТ-изображений совместно с ИИ-ассистентом в симуляционной среде. В часть снимков целенаправленно встроены ложные аномалии, которые ИИ-ассистент не подсвечивает. При этом алгоритм оценки работы врача заранее «знает» о наличии этих аномалий, что позволяет сохранять контролируемый протокол тестирования и регистрировать реакции врача на пропущенные (англ. oddball) стимулы.

В адаптированной клинической версии данный тест может быть реализован следующим образом. Система ИИ периодически и непредсказуемо вводит в диагностические изображения (рентген, МРТ, КТ и т.д.) контролируемые ложноположительные сигналы, например, выделение области, имитирующей патологический участок. При этом система активирует запись действий врача, включая курсорные траектории, фиксации взгляда, последовательность манипуляций с изображением, комментарии и временные характеристики реакции. Если ложный сигнал остаётся без внимания в течение заданного временного окна, система формирует предупреждающее уведомление или помечает событие как потенциальный индикатор снижения концентрации.

Таким образом, возникает возможность объективно оценивать когнитивную вовлечённость специалиста, выявлять эпизоды невнимательности или когнитивной усталости в реальном

времени и фиксировать метрики клинической бдительности.

Следует подчеркнуть, что обсуждаемые в данном разделе подходы не предполагают внедрение контролируемых ложноположительных сигналов в реальную клиническую практику и не рассматриваются как инструмент работы с диагностическими данными пациентов в режиме реального времени. Мы рассматриваем данные механизмы в контексте симуляционных и обучающих сред, а также в рамках исследовательских протоколов, направленных на изучение внимания и когнитивной нагрузки специалистов.

Применение подобных подходов в клинической практике поднимает серьезные вопросы медицинской этики, безопасности пациента, юридической ответственности и психологических эффектов, включая риск «усталости от тревог» и подрыва доверия к системам поддержки принятия решений. Эти вопросы выходят за рамки

настоящей работы и требуют отдельного нормативного и эмпирического анализа.

Необходимость персонализированного подхода. Из опыта других профессиональных областей известно, что эффективным способом противодействия утрате навыков являются «освежающие тренировки» (англ. refresher training), позволяющие восстанавливать и стабилизировать компетенции после длительных перерывов в практике [21]. Однако традиционные подходы к обучению часто основаны на усреднённых схемах и не учитывают различия в характере навыков, скорости их деградации и индивидуальных особенностях специалистов. В результате такие программы не обеспечивают устойчивого эффекта и не позволяют точно определить, когда именно требуется повторное обучение [21]. Возникает необходимость перехода к персонализированным системам поддержания квалификации, основанным на мониторинге индивидуальных кривых сохранения навыков и адаптивном выборе интервалов между тренировками.

Рекомендации, предложенные в работе [21], имеют прямое прикладное значение для снижения эффекта деградации компетенций в медицине. Принципы освежающего обучения, основанные на индивидуализированных интервалах повторения и учёте характера навыков, могут быть эффективно адаптированы для подготовки и переобучения медицинского персонала. В частности, периодические краткие тренировки в симулированной среде, моделирующей реальные клинические ситуации, позволят поддерживать мануальные и диагностические навыки врачей даже при высокой автоматизации процессов. Использование оценок эффективности, полученных в рамках первой сессии, проведенной без помощи ИИ после долгого периода использования ИИ (принцип first-trial assessment), даст возможность объективно оценить степень деградации навыков и определить оптимальную интенсивность переобучения для каждого специалиста. Данные методики могут быть объединены с описанным выше способом контроля внимания в систему непрерывного мониторинга каждого специалиста индивидуально и рекомендовать интервенции, когда это необходимо, с минимальным влиянием на работу врача.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Современная медицина входит в эпоху, когда взаимодействие человека и ИИ становится неотъемлемой частью клинической практики. Роль врача постепенно смещается в сторону контроля алгоритмов, проверки их рекомендаций и интеграции данных ИИ в общий процесс лечения [22, 23]. Потенциал ИИ как инструмента для повышения эффективности, точности и когнитивной поддержки врача очевиден, однако возникают риски утраты профессиональных навыков врачей в результате чрезмерного использования ИИ. Деградация навыков может проявляться не только в утрате мануальной или диагностической компетентности, но и в ослаблении морального суждения, эмпатии и клинического мышления. Поэтому ключевая задача медицинского образования и профессионального развития заключается в формировании условий, где технологии служат не заменой, а расширением человеческой экспертизы.

Для достижения этих целей требуются совместные усилия в области образования, мониторинга и регулирования. В частности, необходима разработка обновлённых учебных программ, сочетающих обучение врачей работе с ИИ, критическое осмысление алгоритмов и развитие у них навыков клинического рассуждения. Кроме того, необходимо развитие объективных методик оценки изменений профессиональных навыков под воздействием ИИ, включая когнитивные, коммуникативные и моральные аспекты. Только комплексный и междисциплинарный подход позволит сохранить баланс между технологическим прогрессом и человеческим мастерством, обеспечивая эффективность и гуманистический характер медицины будущего.

Следует отметить, что выводы о рисках профессиональной деградации врача и их возможной связи с качеством и безопасностью медицинской помощи в настоящее время имеют лишь ограниченное эмпирическое обоснование. Существующая литература по данной тематике остаётся фрагментарной: большинство доступных исследований опирается на опросы и субъективные оценки медицинских специалистов, тогда как объективно измеряемые эффекты утраты квалификации

продемонстрированы лишь в единичных работах и ограничены отдельными клиническими областями, такими как колоноскопия. Исследования, напрямую анализирующие связь между утратой квалификации врача и объективными метриками качества и безопасности медицинской помощи, на данный момент практически отсутствуют.

Важно подчеркнуть, что утрата отдельных профессиональных навыков при внедрении ИИ не тождественна автоматическому снижению качества или безопасности медицинской помощи. Имеющиеся в литературе эмпирические данные указывают на то, что ухудшение качества медицинской помощи может проявляться прежде всего в ситуациях, когда врач, привыкший работать с ИИ, вынужден принимать решения без его поддержки. При совместной работе врача и ИИ автоматизированные системы способны компенсировать трансформацию отдельных навыков за счёт ассистирования и поддержки принятия решений, тем самым

повышая точность, скорость и воспроизводимость медицинской помощи даже при снижении роли традиционных диагностических навыков.

В то же время, даже при отсутствии снижения качества медицинской помощи в среднем, сохраняется потенциальный риск, связанный со снижением способности врача критически оценивать решения ИИ и своевременно выявлять его ошибки. В этом контексте ключевым фактором становится не сам факт утраты отдельных навыков, а степень сохранения клинической ответственности, ситуационной осознанности и готовности врача включаться в принятие решений в тех случаях, когда ИИ оказывается неспособным предложить корректное решение. Дальнейшие исследования должны быть направлены не только на выявление эффекта декомпетентности, но и на оценку его влияния на качество и безопасность медицинской помощи в различных клинических и организационных контекстах.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Карпов О.Э., Храмов А.Е. Информационные технологии, вычислительные системы и искусственный интеллект в медицине. – М., ДПК-Пресс, 2022. [Karpov OE, Hramov AE. Informacionnye tekhnologii, vychislitel'nye sistemy i iskusstvennyj intellekt v medicine. M.: DPK-Press, 2022. (In Russ.)]
2. Natali C, Marconi L, Dias Duran LD, Cabitza F. AI-induced Deskilling in Medicine: A Mixed-Method Review and Research Agenda for Healthcare and Beyond. *Artificial Intelligence Review*. 2025; 58(11): 1-40.
3. Berzin TM, Topol EJ. Preserving clinical skills in the age of AI assistance. *The Lancet*. 2025; 406(10513): 1719.
4. Tatel CE, Ackerman PL. Procedural skill retention and decay: A meta-analytic review. *Psychological Bulletin*. 2025.
5. Sparrow R, Hatherley JJ. The promise and perils of AI in medicine. *Int J Chin Compar Philos Med*. 2019; 17(2): 79-109.
6. Michels ME, Evans DE, Blok GA. What is a clinical skill? Searching for order in chaos through a modified Delphi process. *Med Teach*. 2012; 34(8): e573-e581.
7. Bainbridge L. Ironies of automation. In: *Analysis, design and evaluation of man-machine systems*. Elsevier. 1983: 129-135.

8. Anichini G, Natali C, Cabitza F. Invisible to machines: designing ai that supports vision work in radiology. In: Computer supported cooperative work (CSCW). 2024: 1-44.
9. Simpkin AL, Vyas JM, Armstrong KA. Diagnostic reasoning: an endangered competency in internal medicine training. *Annals of Internal Medicine*. 2017; 167(7): 507-508.
10. Smith PJ, Baumann E. Human-automation teaming: unintended consequences of automation on user performance. In: 2020 AIAA/IEEE 39th Digital Avionics Systems Conference (DASC). 2020: 1-9.
11. Elder A, McManus C, McAlpine L, Dacre J. What skills are tested in the new paces examination? *Ann Acad Med Singapore*. 2011; 40(3): 119.
12. Cabitza F, Rasoini R, Gensini GF. Unintended consequences of machine learning in medicine. *JAMA*. 2017; 318(6): 517-518.
13. Kashou AH, Noseworthy PA, Anavekar NS, Rowlandson I, May AM. Bridging ecg learning with emerging technologies: advancing clinical excellence. *J Electrocardiol*. 2024; 86: 153765.
14. Rafner J, Dellermann D, Hjorth A, Veraszto D, Kampf C, MacKay W, Sherson J. Deskilling, upskilling, and reskilling: a case for hybrid intelligence. *Morals Mach*. 2022; 1(2): 24-39.
15. Lu J. Will medical technology deskill doctors? *Int Educ Stud*. 2016; 9(7): 130-134.
16. Parchmann N, Hansen D, Orzechowski M, Steger F. An ethical assessment of professional opinions on concerns, chances, and limitations of the implementation of an artificial intelligence-based technology into the geriatric patient treatment and continuity of care. *Geroscience*. 2024; 46(6): 6269-6282.
17. Duran LDD. Deskilling of medical professionals: an unintended consequence of ai implementation? *Giornale di filosofia*. 2021; 2(2): 47-59.
18. Vallor S. Moral Deskilling and Upskilling in a New Machine Age: Reflections on the Ambiguous Future of Character. *Philosophy & Technology*. 2015; 28(1): 107-124.
19. Budzyń K, Romańczyk M, Kitala D, Kołodziej P, Bugajski M, Adami HO, Mori Y. Endoscopist deskilling risk after exposure to artificial intelligence in colonoscopy: a multicentre, observational study. *The Lancet Gastroenterology & Hepatology*. 2025; 10(10): 896-903.
20. Zulkipli IN, Alam F, Lim M-A. Integrating AI in medical education: embracing ethical usage and critical understanding. *Front Med*. 2023; 10: 1279707.
21. Ackerman PL, Tatel CE. Resolving problems with the skill retention literature: An empirical demonstration and recommendations for researchers. *Journal of Experimental Psychology: Applied*. 2023.
22. Aslam TM, Hoyle DC. Translating the machine: skills that human clinicians must develop in the era of artificial intelligence. *Ophthalmology and therapy*. 2022; 11(1): 69-80.
23. 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. – С.32-43. [Vankov VV, Artemova OR, Karpov OE, Matvienko AV, Gusev AV, Enikeev IM, Kostina EV. Results of the implementation of artificial intelligence in the Russian healthcare. *Medical doctor and information technology*. 2024; 3: 32-43. (In Russ.)] doi: 10.25881/18110193_2024_3_32.

КУРОПАТКИНА Т.А.,

к.б.н., ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», г. Москва, Россия,
e-mail: 0sylphide0@gmail.com

КИЛЬМИШКИН Н.В.,

ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», г. Москва, Россия,
e-mail: kilmiskinn@gmail.com

ПАНТЕЛЕЕВ В.И.,

к.м.н., ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», г. Москва, Россия,
e-mail: panteleev.vi@rea.ru

КУБРАКОВ Д.Д.,

ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», г. Москва, Россия,
e-mail: kubrakoff.dmitry@yandex.ru

ИВАНОВА П.М.,

ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», г. Москва, Россия,
e-mail: polianna_654@mail.ru

ТИТОВ Ю.П.,

к.т.н., ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», г. Москва, Россия,
e-mail: kalengul@mail.ru

ВАЛЕНТЕЙ С.Д.,

д.э.н., профессор, ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова»,
г. Москва, Россия, e-mail: svalentey@yandex.ru

ШИМАНОВСКИЙ Н.Л.,

д.м.н., профессор, член-корреспондент РАН, ФГБОУ ВО «Российский экономический
университет имени Г.В. Плеханова», г. Москва, Россия, e-mail: shimann@yandex.ru

СРАВНЕНИЕ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ИЗВЛЕЧЕНИЯ ИМЕНОВАННЫХ СУЩНОСТЕЙ ИЗ ТЕКСТОВ ИНСТРУКЦИЙ ЛЕКАРСТВЕННЫХ СРЕДСТВ ДЛЯ ОЦЕНКИ РИСКОВ ПОЛИФАРМАКОТЕРАПИИ С ПОМОЩЬЮ СЕТИ БАЙЕСА

DOI: 10.25881/18110193_2026_2_18

Аннотация. Актуальность. На сегодняшний день не существует алгоритмов, способных учитывать взаимодействие трех и более одновременно применяемых лекарственных средств, что необходимо для снижения рисков проявления побочных эффектов при полипрагмазии. Для создания подобного алгоритма предлагается использовать байесовскую сеть — графическую вероятностную модель на основе семантического графа, который строится на информации, полученной из медицинских текстов. Однако для его построения необходимо проводить анализ обширного объема имеющихся медицинских текстов, что требует чрезвычайно больших временных и интеллектуальных затрат медицинских специалистов, ввиду чего существует необходимость автоматизации этого процесса.

Цель. Сравнение различных архитектур обработки естественного языка и технологий глубокого обучения для создания инструмента автоматического анализа текстовой медицинской информации о фармакокинетике и фармакодинамике, побочных эффектах и взаимодействиях для создания семантических графов, использующихся впоследствии для построения байесовской сети анализа лекарственных взаимодействий.

Материалы и методы. Для автоматической разметки текстов медицинских инструкций можно использовать метод обработки естественного языка. В данной работе для выделения именованных сущностей в рамках исследования были протестированы модели глубокого обучения на основе архитектур BERT и T5 с использованием формата BIO.

Результаты. Наиболее высокую точность показали модели на базе BERT: RuBioBERT достигла показателя accuracy равного $0,9569 \pm 0,0052$, немного опережая ruBERT, которая показала сопоставимые результаты. Выявлено, что предобучение на общих текстах дает преимущество на начальных этапах, тогда как специализированные модели, такие как RuBioBERT, становятся эффективнее при увеличении числа эпох обучения. Это связано с тем, что общеупотребительные тексты обеспечивают более универсальное представление языка, в то время как научные медицинские статьи отличаются своей спецификой, не полностью соответствующей структуре инструкций по медицинскому применению лекарственных средств.

Выводы. Модели BERT позволяют добиться качества разметки, близкого к экспертному, что делает их эффективным инструментом для построения семантического графа лекарственных взаимодействий. Автоматизация NER-разметки позволяет сократить трудозатраты экспертов и повысить точность обработки текстов. Таким образом, применение моделей BERT, таких как ruBERT и RuBioBERT, является перспективным методом для автоматизации анализа медицинских текстов и построения платформ для оценки сложных лекарственных взаимодействий.

Ключевые слова: полифармация, байесовские сети, обработка естественного языка, искусственный интеллект, лекарственные взаимодействия, побочные эффекты.

Для цитирования: Куропаткина Т.А., Кильмишкин Н.В., Пантелеев В.И., Кубраков Д.Д., Иванова П.М., Титов Ю.П., Валентей С.Д., Шимановский Н.Л. Сравнение языковых моделей для извлечения именованных сущностей из текстов инструкций лекарственных средств для оценки рисков полифармакотерапии с помощью сети Байеса. Врач и информационные технологии. 2026; 2: 18-35. DOI: 10.25881/18110193_2026_2_18.

KUROPATKINA T.A.,

PhD, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia,
e-mail: 0sylphide0@gmail.com

KILMISHKIN N.V.,

Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia,
e-mail: kilmiskinn@gmail.com

PANTELEEV V.I.,

PhD, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia,
e-mail: panteleev.vi@rea.ru

KUBRAKOV D.D.,

Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia,
e-mail: kubrakoff.dmitry@yandex.ru

IVANOVA P.M.,

Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia,
e-mail: polianna_654@mail.ru

TITOV YU.P.,

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

VALENTEY S.D.,

DSc, Professor, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia,
e-mail: svalentey@yandex.ru

SHIMANOVSKY N.L.,

DSc, Professor, Corresponding Member of the Russian Academy of Sciences, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia, e-mail: shimann@yandex.ru

A COMPARATIVE STUDY OF LANGUAGE MODELS FOR NAMED ENTITY RECOGNITION FROM DRUG LABELS FOR POLYPHARMACY RISK ASSESSMENT USING BAYESIAN NETWORKS

DOI: 10.25881/18110193_2026_2_18

Abstract. *Background.* Currently, there are no algorithms capable of accounting for interactions of three or more concomitantly administered medications, which is necessary to reduce the risks of side effects associated with polypharmacy. To develop such an algorithm, we propose using a Bayesian network — a graphical probabilistic model based on a semantic graph constructed using information extracted from medical texts. However, constructing such a network requires analyzing a vast amount of available medical texts, which is extremely time-consuming and intellectually demanding for medical professionals, necessitating the automation of this process.

Objective. To compare various natural language processing architectures and deep learning technologies for the creation a tool for automatic analysis of medical text information on pharmacokinetics and pharmacodynamics, side effects, and interactions to create semantic graphs, subsequently used to build a Bayesian network for drug interaction analysis.

Methods. Natural language processing can be used to automatically tag medical instruction texts. In this study, deep learning models based on the BERT and T5 architectures were tested using the BIO format to extract named entities.

Results. BERT-based models showed the highest accuracy: RuBioBERT achieved an accuracy of 0.9569 ± 0.0052 , slightly outperforming ruBERT, which showed comparable results. It was found that pre-training on general texts provides an advantage in the initial stages, while specialized models such as RuBioBERT become more effective with an increasing number of training epochs. This is due to the fact that general texts provide a more universal language representation, while scientific medical articles have their own specific features which do not fully correspond to the structure of drug labels.

Conclusion. BERT models achieve near-expert-quality annotation, making them an effective tool for constructing semantic graphs of drug interactions. Automated NER annotation reduces expert workload and improves text processing accuracy. Therefore, the use of BERT models, such as ruBERT and RuBioBERT, is a promising method for automating medical text analysis and building platforms for assessing complex drug interactions.

Keywords: polypharmacy, Bayesian networks, natural language processing, artificial intelligence, drug interactions, side effects.

For citation: Kuropatkina T.A., Kilmishkin N.V., Panteleev V.I., Kubrakov D.D., Ivanova P.M., Titov Yu.P., Valentey S.D., Shimanovsky N.L. A comparative study of language models for named entity recognition from drug labels for polypharmacy risk assessment using Bayesian networks. *Medical doctor and information technology.* 2026; 2: 18-35. DOI: 10.25881/18110193_2026_2_18.

ВВЕДЕНИЕ

Полифармация представляет собой одновременное применение нескольких лекарственных средств (ЛС) и становится все более распространенной в условиях роста числа пациентов с полиморбидностью, особенно в пожилом возрасте [1, 2]. Для контроля сопутствующих заболеваний комбинированная терапия зачастую неизбежна, однако она повышает риск развития нежелательных взаимодействий и побочных эффектов [3]. В таких случаях применение большого числа ЛС требует тщательной оптимизации и анализа с целью предотвращения нежелательных лекарственных взаимодействий и снижения риска неблагоприятных исходов. Исследования, проведенные Н.В. Измозжеровой и соавторами, показали, что необоснованная и нерациональная полифармация встречается у 28–30% пожилых пациентов, наблюдаемых в амбулаторных условиях [4]. Это подчеркивает актуальность проблемы рационального назначения ЛС и необходимости разработки инструментов, способных автоматизировать анализ сложных лекарственных схем.

Современные платформы для анализа лекарственных взаимодействий, такие как Drugs.com [5], MedScape.com [6], DrugBank.com [7], WebMD.com [8], основаны преимущественно на данных клинических исследований парных комбинаций ЛС и не позволяют оценить риски при одновременном применении трех и более ЛС, а также не обеспечивают персонализацию. В связи с этим, разработка и внедрение систем, основанных на методах искусственного интеллекта (ИИ), становятся ценным инструментом для решения данной проблемы, поскольку они могут обучаться на текстовых данных, данных из баз международного фармаконадзора и клинических случаях, полученных от реальных пациентов, выявляя новые паттерны возможных взаимодействий и повышая адаптивность медицинских систем [9, 10].

Одним из перспективных методов создания математической модели (машинного алгоритма) являются байесовские сети — вероятностные модели, позволяющие учитывать множество факторов и их взаимосвязей [11]. Байесовские сети строятся на основе семантических графов [12], которые могут применяться для решения медицинских задач диагностики,

прогнозирования течения болезни [13] и расчета вероятности возникновения конкретных побочных эффектов при комбинации различных ЛС. Качество построения байесовской сети и предсказаний напрямую зависят от качества составления семантических графов, которые требуют выявления из текста важной и специфической информации, установление связей между семантическими структурами (рис. 1).

Важным этапом для обеспечения адаптивности и точности предсказаний такой модели является обучение на реальных данных, включая информацию из текстов медицинских инструкций, профильных литературных источников, баз фармаконадзора и других источников достоверных медицинских материалов [9, 10, 14]. Это позволяет выявлять истинные закономерности и потенциальные взаимодействия, которые могут быть упущены практикующим врачом из-за огромного потока информации и ограниченности человеческой памяти.

Однако ключевым препятствием на пути создания байесовской сети является отсутствие высококачественных структурированных данных о фармакологических свойствах ЛС. Современные инструкции по медицинскому применению ЛС представляют собой объемные тексты, написанные на естественном языке с использованием свободных формулировок. Эти документы содержат критически важные сведения о фармакокинетике, фармакодинамике, метаболических путях, побочных эффектах и типах взаимодействий, но в форме, непригодной для прямого использования в вычислительных моделях. Ручное извлечение и аннотация такой информации требуют значительных временных ресурсов эксперта, что делает масштабирование системы весьма затруднительным. Кроме того, субъективность интерпретации и вариативность формулировок между разными инструкциями существенно осложняют обработку текстовых данных.

В этих условиях автоматизация этапа подготовки текстовых данных становится актуальной задачей при разработке надежных ИИ-систем в фармакотерапии. Применение алгоритмов обработки естественного языка (NLP, Natural Language Processing) [15] позволяет автоматически извлекать именованные сущности (NER, Named Entity Recognition) из любых текстов, в

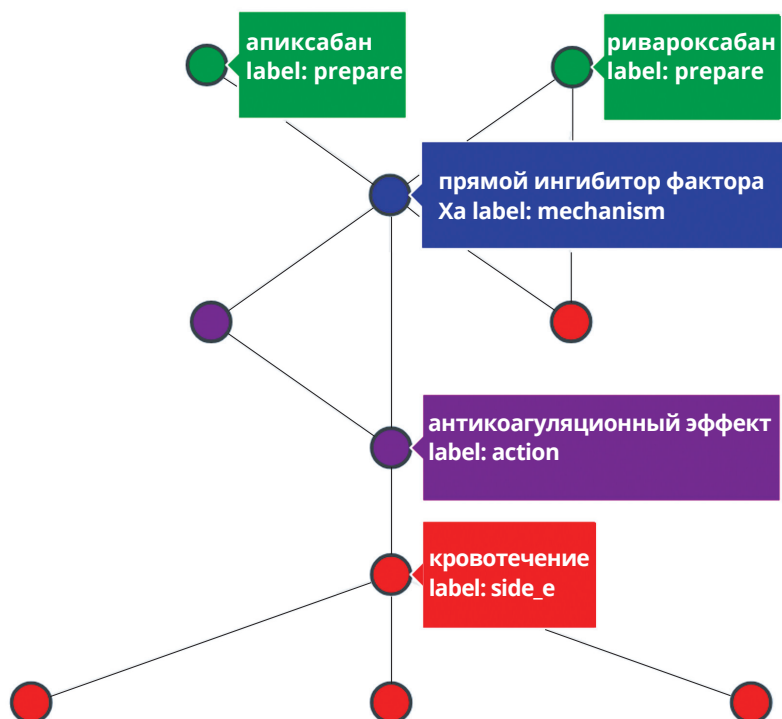


Рисунок 1 – Пример семантического графа для ЛС Аписабан и Ривароксабан на основе инструкций по медицинскому применению ЛС.

том числе текстов медицинских инструкций, ключевую информацию, включая наименования ЛС, рекомендуемые дозы, метаболические пути, ферменты, целевые рецепторы, побочные эффекты и типы взаимодействий, лежащих в основе семантических графов, которые моделируют взаимосвязи между лекарственными веществами с учетом их влияния друг на друга через общие механизмы действия, метаболические пути и клинические проявления. Такой подход позволяет систематизировать и анализировать сложные фармакологические взаимодействия, способствуя более точному прогнозированию их последствий.

Целью настоящей работы была сравнительная оценка различных методов NLP и технологий глубокого обучения для последующего создания инструмента автоматического анализа текстовой медицинской информации о фармакокинетике и фармакодинамике, побочных эффектах, определяющих лекарственные взаимодействия для создания семантических графов (пример семантического графа представлен на рисунке 1), использующихся в последствии для

построения байесовской сети анализа взаимодействий ЛС.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

В качестве анализируемых текстов, которые вошли в основу разрабатываемого алгоритма, были использованы инструкции по медицинскому применению по 59 ЛС из государственного реестра лекарственных средств (ГРЛС) [16], отобранных на основании клинических рекомендаций для комплексной терапии хронической сердечной недостаточности [17]. Данная патология была выбрана ввиду того, что она имеет огромное социальное значение и зачастую характеризуется назначением множества ЛС. Международная классификация болезней (МКБ-10) [18] была использована для добавления наименований патологических состояний, их синонимов, названий синдромов, или симптомов, используемых в инструкциях. Работа с данными из МКБ-10 потребовала дополнительной обработки. Табличные данные были структурированы, а текстовые — нормализованы, что включало унификацию терминологии, удаление

неоднозначностей и преобразование в удобный для машинного анализа формат.

Подготовка набора данных для обучения осуществлялась с использованием реализованного алгоритма [19], автоматизирующего процессы очистки и форматирования текста, включая удаление скобок с их содержимым, неинформативных таблиц и метаданных, а также разбиение текста на отдельные предложения. Исключение данной информации позволило выделить ключевые смысловые элементы текста, а разбиение на предложения способствовало упрощению обработки, поскольку предложения представляют собой логически завершённые языковые конструкции, что облегчает анализ и структурирование данных.

Для реализации поиска именованных сущностей на основе правил был создан специализированный словарь именованных сущностей [20]. В данной задаче именованная сущность представляла собой определённый фрагмент текста, конкретную информацию, такую как международное непатентованное название ЛС, побочный эффект, механизм действия, реализуемый эффект, прочие медицинские термины и т.д.

В рамках обработки текстовых данных применялись процедуры сегментации на предложения и токенизации, а также лемматизации, направленной на нормализацию словоформ путём приведения их к исходной словарной форме [21]. Подготовка обучающего корпуса осуществлялась с помощью реализованного программного обеспечения на языке программирования Python [22], автоматизирующего ключевые этапы предобработки текстов, включая очистку и нормализацию формата исходных текстовых данных. Разработанные алгоритмы выполняли обработку исходных текстовых данных с устранением избыточной информации, такой как конструкции в скобках, второстепенные табличные данные и метаданные, не релевантные для последующего анализа. Использование собственных алгоритмических решений позволило оптимизировать качество обработки текстов на естественном языке.

Далее текст сегментировали на предложения с использованием python-библиотеки «razdel» (проект с открытым исходным кодом, разработанный Лабораторией анализа данных

Александра Кукушкина [23]), которая обеспечивает высокую точность сегментации для русского языка. Это позволило сохранить структурированность данных, что критически важно для задач классификации и других этапов NLP. Выделение аббревиатур проводили с помощью разработанного алгоритма, который проверял слова на наличие двух или более заглавных букв, что позволяло автоматически классифицировать их как аббревиатуры (например, ВИЧ, НПВС).

Тексты были размечены с помощью BIO (Begin, Inside, Outside)-нотации (таблица 1) [24], которая является стандартным методом аннотирования текстов для обучения моделей распознавания именованных сущностей. Этот формат позволяет моделям точно определять границы и категории сущностей.

В представленной таблице 1 приведен пример разметки текста, где каждому слову или знаку препинания соответствует определённая

Таблица 1 – Разметки в нотации BIO

Слово	Разметка BIO
Периндоприл	B-prepare
оказывает	B-mechanism
сосудорасширяющее	I-mechanism
действие	I-mechanism
,	O
способствует	B-mechanism
восстановлению	I-mechanism
эластичности	O
крупных	B-noun
артерий	I-noun
и	O
структуры	B-noun
сосудистой	I-noun
стенки	I-noun
мелких	I-noun
артерий	I-noun
,	O
а	O
также	O
уменьшает	B-mechanism
гипертрофию	B-side_e
левого	I-side_e
желудочка	I-side_e

метка BIO. Например, слово "Периндоприл" помечено как B-prepare, что означает начало сущности категории "препарат". Следующие слова, такие как "оказывает" (B-mechanism) и "сосудорасширяющее" (I-mechanism), обозначают механизм действия, где "B-mechanism" — начало, а "I-mechanism" — продолжение этой категории. Слова, не относящиеся к выделенным сущностям, например, запятые или союзы, помечены как O.

В формате BIO каждому слову или токenu — минимальной значимой единице, которая может быть не только словом, но и знаком препинания, числом или даже частью сложного слова в зависимости от языка в тексте, присваивается один из следующих тегов: B-XXX — начало сущности типа XXX; I-XXX — внутренняя часть сущности типа XXX; O — слово не является частью какой-либо сущности. Такой подход позволяет алгоритмам машинного обучения точно определять границы сущностей в тексте, даже если они состоят из нескольких слов.

Реализованный алгоритм [25] использовал библиотеки и инструменты NLP, такие как spaCy (библиотека для python компании Explosion AI, Германия [26,27]) для синтаксического анализа предложения и razdel для токенизации и разбиения текста на предложения на этапе подготовки структурированной коллекции текстовых данных, собранных для анализа и обучения моделей (Рисунок 2).

Алгоритм разметки включал несколько этапов: сначала проводился лексический анализ, при котором текст алгоритмом [28] разбивался на токены, определяя их текстовое представление и часть речи. Затем токены нормализовали с помощью лемматизации, чтобы исключить

грамматическую вариабельность одного и того же слова. После этого каждому токenu присваивали тег, отражающий его грамматическую и контекстуальную роль. Также была разработана функция для обработки отрицательной частицы "не", корректирующая её тег в зависимости от контекста.

В результате алгоритм выделял слова как показано на схеме, показанной ниже (Рисунок 3).

Автоматическая разметка на основе правил применялась в качестве первоначально этапа. Для получения более корректных результатов разметка была скорректирована экспертами, после чего было произведено дообучение на инструкциях для ЛС, размеченных алгоритмом, упомянутым ранее, по нотации BIO. Дообучение модели проводилось на архитектурах BERT (ruBERT, RuBioBERT) и T5 (ruT5 и ruT5-multitask). Архитектура BERT разработана компанией Google, США [29]. RuBERT (разработана лабораторией нейронных систем и глубокого обучения Московского физико-технического института (МФТИ) при поддержке Сбербанка и Национальной технологической инициативы (НТИ), Россия [30]), исходно предобученная на крупном корпусе общего русскоязычного текста, служит надёжной базой для широкого спектра NLP-задач на русском языке. RuBioBERT (разработана российскими исследователями для биомедицинских задач, Россия [31]), дополнительно дообученная на биомедицинских текстах (научные статьи, клинические протоколы, фармакологические описания) позволяет учесть предметную семантику, терминологию заболеваний, действующих веществ, побочных эффектов и дозировок. Модели T5 (разработана компанией Google, США [32]) и

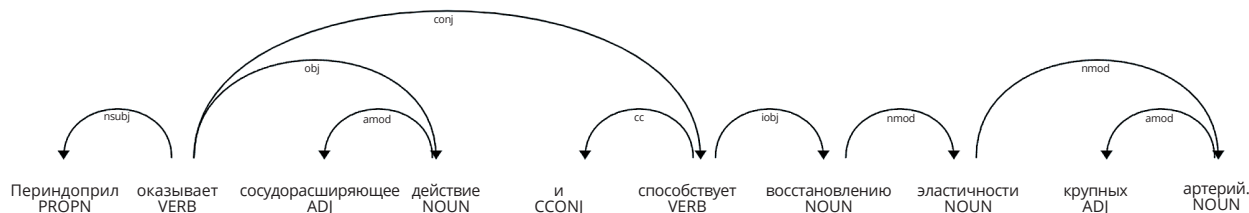


Рисунок 2 – Дерево зависимостей слов в предложении, построенное с помощью библиотеки «spaCy».

Периндоприл *prepar* оказывает сосудорасширяющее действие *mechanism*, способствует восстановлению *mechanism* эластичности крупных артерий *noun* и структуры сосудистой стенки мелких артерий *noun*, а также уменьшает *mechanism* гипертрофию левого желудочка *side_e*. Исследование периндоприла *prepar* по сравнению с плацебо *noun* показало *mechanism*, что изменение *mechanism* АД *abbr* после деменции *side_e*, связанной *mechanism* с инсультом *side_e*, а также серьезных ухудшений *mechanism* когнитивных функций *noun*. Исследование периндоприла *prepar* по сравнению с плацебо *noun* показало *mechanism*, приема диуретиков *noun*. Сердечная недостаточность Периндоприл *side_e* нормализует *mechanism* работу сердца *noun*, снижая *mechanism* преднагрузку *side_e* и постнагрузку *side_e*. Прекращение лечения не сопровождается *mechanism* развитием синдрома *side_e* «отмены *side_e*». Одновременно применение тиазидных диуретиков *prepar* усиливает *mechanism* выраженность антигипертензивного эффекта *noun*. У пациентов с хронической сердечной недостаточностью *noun* (ХСН *abbr*), получавших *mechanism* периндоприл *prepar*, было выявлено снижение *mechanism* давления наполнения в левом и правом желудочках сердца *noun*, снижение *mechanism* ОПСС *abbr*, повышение *mechanism* сердечного выброса и увеличение *mechanism* сердечного индекса *noun*. Кроме этого, комбинирование *mechanism* ингибитора АПФ *noun* и тиазидного диуретика *prepar* также приводит *mechanism* к снижению *mechanism* риска развития гипокалиемии *noun* на фоне снижения *mechanism* ОПСС *abbr*, повышение *mechanism* сердечного выброса и увеличение *mechanism* сердечного индекса *noun*. Данные терапевтические преимущества наблюдаются *mechanism* как у пациентов *noun* с артериальной первого приема *noun* периндоприла *prepar* у пациентов *noun* с ХСН *abbr* (II *noun* – III функциональный класс по классификации *noun* NYHA *abbr*) статистически гипертензией *side_e*, так и при нормальном АД *abbr*, независимо от *abbr* возраста *noun*, пола *noun*, наличия или отсутствия сахарного диабета *side_e* и типа инсульта *noun*.

Рисунок 3 – Автоматическая разметка на основе алгоритма [25].

её русскоязычные версии ruT5 и ruT5-multitask (разработаны Sber AI, Россия [33, 34]) были выбраны для сравнения генеративного подхода к NER с традиционной токен-классификацией. Архитектура T5 позволяет формулировать задачу NER как генерацию текста, что особенно эффективно при работе с нестандартной, неполной или ограниченной разметкой, характерной для регуляторных и медицинских документов. Модель ruT5-multitask, дообученная на разнообразных мультизадачных корпусах русского языка, демонстрирует повышенную адаптивность к извлечению структурированной информации из неструктурированных текстов, что даёт возможность оценить вклад мультизадачного предобучения в точность распознавания медицинских сущностей.

Описание инструмента для ручной разметки данных экспертами

Для проведения медицинскими специалистами ручной разметки использовали Doccano, созданный командой разработчиков из Японии [35], — интуитивно понятный, настраиваемый и масштабируемый веб-интерфейс, который широко применяется для разметки данных в таких задачах, как NER [36].

Для определения иерархии именованных сущностей в системе будущего графа были выделены такие семантические группы, как

«фармакологическая группа», «название препарата», «механизм действия», «реализуемый эффект», «побочное действие», «метаболизм», «распределение», «выведение» и «рекомендации». После определения принадлежности слова или фразы к конкретному токenu вручную устанавливалась связь между ними.

Для примера взят текст из инструкции по применению препарата, действующим веществом которого является периндоприл (Рисунок 4).

Далее медицинскими специалистами были указаны последовательные связи, между выделенными фрагментами (Рисунок 5).

Обучение моделей

До начала обучения модели для NER специалистами были настроены гиперпараметры (Таблица 2), управляющие его процессом. От правильного подбора этих параметров зависит, насколько хорошо модель обучится и насколько быстро она достигнет приемлемого качества распознавания, а также будет ли она обобщать знания на новых данных. Оптимальные значения этих гиперпараметров были определены экспериментально авторами на основании метрик качества, что позволило достичь наибольшей эффективности модели.

Для оценки качества работы модели использовались метрики accuracy, precision, recall и F-score [37].

Периндоприл (название препарата) представляет собой ингибитор АПФ (фармакологическая группа) - фермента, превращающего ангиотензин I в ангиотензин II. АПФ (кининаза) является экзопептидазой, которая осуществляет как превращение ангиотензина I в сосудосуживающее вещество ангиотензин II, так и разрушение брадикинина, обладающего сосудорасширяющим действием, до неактивного гептапептида. Подавление АПФ (механизм действия) приводит к снижению содержания ангиотензина II (механизм действия) в плазме крови, в результате чего повышается активность ренина (механизм действия) в плазме крови (вследствие угнетения отрицательной обратной связи, которая препятствует высвобождению ренина) и снижается секреция альдостерона (механизм действия). Поскольку АПФ инактивирует брадикинин, подавление АПФ сопровождается повышением активности как циркулирующей, так и тканевой калликреин-кининовой системы, при этом активируется система простагландинов. Периндоприл (название препарата) уменьшает общее периферическое сосудистое сопротивление (ОПСС) (реализуемый эффект), что приводит к снижению артериального давления (АД) (реализуемый эффект), при этом периферический кровоток ускоряется без изменения частоты сердечных сокращений (ЧСС).

Рисунок 4 – Пример разметки текста медицинским специалистом с выделением семантических групп.

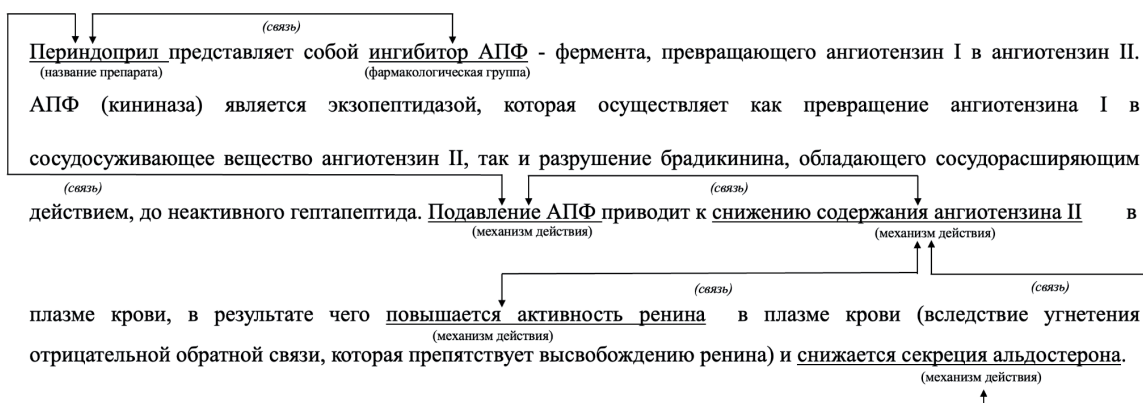


Рисунок 5 – Пример построения смысловых связей между выделенными семантическими группами.

Таблица 2 – Гиперпараметры, использующиеся для обучения модели

Наименование гиперпараметра	Значение	Краткое описание
Скорость обучения (learning rate)	2e-5	Определяет размер шага при обновлении весов модели нейронной сети. Слишком высокий — может пропустить оптимум, слишком низкий — замедляет обучение.
Размер пакета данных для обучения (train batch size)	16	Влияет на стабильность и скорость обучения. Малые пакеты дают шумные градиенты, большие — требуют больше памяти и могут привести к переобучению.
Размер пакета данных для проверки (eval batch size)	16	Аналогично train batch size, но применяется при валидации модели.
Количество эпох (epochs)	10	Полные проходы по обучающим данным. Слишком мало – недообучение, слишком много – переобучение.
Коэффициент регуляризации (weight decay)	0.01	Штрафует большие веса, предотвращая переобучение. Слишком высокий – недообучение, слишком низкий – переобучение.

Для обучения модели использовался корпус текстов, размеченных медицинскими специалистами, который был строго разделён на три непересекающиеся подвыборки: обучающую (47 088 токенов), валидационную (5 886 токенов) и тестовую (5 887 токенов). Оценка качества проводилась исключительно на тестовой выборке, не участвовавшей в обучении и в настройке гиперпараметров.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Самый высокий показатель accuracy оказался у RuBioBERT $0,9569 \pm 0,0052$, сразу за ним был ruBERT $0,9534 \pm 0,0053$. У моделей ruT5 и ruT5-multitask самые низкие значения этой метрики — $0,7441 \pm 0,0111$ и $0,7792 \pm 0,0106$, соответственно. RuBioBERT превзошел ruBERT по метрикам после 8 эпох обучения (Таблицы 2, 3).

Таблица 3 – Сравнение оценок качества работы ruBERT и RuBioBERT

Название модели	№ эпохи	Accuracy	Precision	Recall	F1
rubert	3	0.779528	0.466102	0.48246	0.474138
RuBioBERT	3	0.770284	0.430595	0.44444	0.43741
rubert	4	0.832592	0.528967	0.61404	0.568336
RuBioBERT	4	0.823348	0.55914	0.60819	0.582633
rubert	5	0.888394	0.666667	0.73684	0.7
RuBioBERT	5	0.868538	0.605744	0.67836	0.64
rubert	6	0.925368	0.777188	0.85673	0.815021
RuBioBERT	6	0.912701	0.721622	0.7807	0.75
rubert	7	0.942485	0.865385	0.92105	0.892351
RuBioBERT	7	0.939062	0.814516	0.88597	0.848739
rubert	8	0.949332	0.869919	0.9386	0.902954
RuBioBERT	8	0.951729	0.86921	0.93275	0.899859
rubert	9	0.953783	0.888283	0.95322	0.919605
RuBioBERT	9	0.953441	0.882834	0.94737	0.913963
rubert	10	0.953441	0.887978	0.95029	0.918079
RuBioBERT	10	0.956864	0.892562	0.94737	0.919149

Таблица 4 – Сравнение оценок качества работы ruT5 и ruT5-multitask

Название модели	№ эпохи	Accuracy	Precision	Recall	F1
rut5	3	0.365666	0.034612	0.107981	0.052422
rut5 multitask	3	0.398087	0.03681	0.112676	0.055491
rut5	4	0.41164	0.062689	0.194836	0.094857
rut5 multitask	4	0.702099	0.166234	0.150235	0.15783
rut5	5	0.715387	0.200846	0.223005	0.211346
rut5 multitask	5	0.725485	0.193478	0.20892	0.200903
rut5	6	0.731331	0.215352	0.237089	0.225698
rut5 multitask	6	0.738772	0.2103	0.230047	0.219731
rut5	7	0.735849	0.221766	0.253521	0.236583
rut5 multitask	7	0.749668	0.217039	0.251174	0.232862
rut5	8	0.735318	0.211503	0.267606	0.236269
rut5 multitask	8	0.75392	0.214936	0.276995	0.242051
rut5	9	0.744087	0.231618	0.295775	0.259794
rut5 multitask	9	0.766144	0.234676	0.314554	0.268806
rut5	10	0.744087	0.232558	0.305164	0.263959
rut5 multitask	10	0.779166	0.258467	0.340376	0.29382

Сравнительный анализ архитектур BERT и T5 в задаче автоматической разметки текстов для NER продемонстрировал явное превосходство моделей на основе BERT в условиях решения нашей задачи. Лишь к десятой эпохе обучения модели ruT5 и ruT5 multitask достигали приемлемого уровня производительности. При этом качество их результатов в финальных этапах обучения было сопоставимо с уровнем, достигнутым моделями ruBERT и RuBioBERT на более ранних этапах.

Модели BERT (ruBERT, RuBioBERT) обеспечили качество разметки, близкое к ручной, что подтверждается высокими значениями F1-score, поскольку этот параметр учитывает точное совпадение границ сущностей и их типов в сравнении с размеченными экспертами текстами. В таблице 4 показан наглядный пример автоматической разметки для NER моделями BERT и T5. Она вполне подтверждает значения метрики ассигасы, показанные в таблицах 2 и 3.

ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

В данной работе была использована модель, основанная на методе NLP в текстах инструкций по медицинскому применению для последующего составления семантического графа на его основе. Для нашей задачи рассматривались модели на основе архитектуры BERT и архитектуры T5: ruBERT, RuBioBERT, ruT5 и ruT5-multitask, загруженные из хранилища huggingface.

Модель BERT основана на архитектуре трансформера и использует исключительно механизм энкодера части нейронной сети, которая преобразует входные текстовые данные в семантическое представление, удобное для дальнейшей обработки. Его ключевая особенность — двунаправленное внимание, позволяющее учитывать контекст как предшествующих, так и последующих слов в предложении. Это обеспечивает глубокое понимание семантики текста, в связи с чем архитектура BERT особенно эффективна для задач классификации и извлечения информации. Модель ruBERT обучена на общих русскоязычных текстах, RuBioBERT — на медицинских статьях, что делает ее более подходящей для медицинского текста. Модели T5, такие как ruT5 и ruT5-multitask, решают широкий спектр задач NLP в формате «входной текст → выходной текст» и подходят для генеративных задач.

Все четыре модели дообучались на инструкциях к ЛС, размеченных по нотации BIO, что позволяет применять их для автоматической разметки текста инструкций по медицинскому применению ЛС. Инструкции к ЛС были размечены по нотации BIO таким образом, чтобы каждому слову в предложении соответствовал свой тег BIO. То есть в результате получается размеченный текст в формате «слово» — «BIO-тег».

Сравнительный анализ ruBERT и RuBioBERT показал, что качество, оцениваемое по метрикам F1-score, точность (precision) и полнота (recall) работы, модели ruBERT выше, чем модели RuBioBERT. Результаты сравнительного анализа показаны в таблице 5. Интересно отметить, что, хотя модель RuBioBERT специально обучена для работы с медицинской терминологией при числе эпох 7, она уступает модели ruBERT по показателям F1-score, точность (precision) и полнота (recall) метрик качества. Вероятно, это связано с тем, что её обучение проводилось на медицинских статьях. Научные статьи сами по себе имеют определённую специфику, а тексты медицинских инструкций к ЛС — еще более узкую специфику. Эта особенность обуславливает различия в закономерностях, характерных для научных и медицинских текстов, по сравнению с общеупотребительными текстами, на которых была обучена модель ruBERT (таблица 3). Вместе с тем из результатов видно, что при увеличении числа эпох до 8 включительно и выше RuBioBERT приближается к ruBERT и немного превосходит его по части показателей.

На основе анализа этих результатов можно сделать вывод, что на ранних эпохах на силу предсказательной способности моделей большее влияние оказывают структура и специфика текстов инструкций для ЛС, особенно если он не очень большой. Из этого следует, что для более быстрого получения убедительного качества работы модели, лучше дообучать модель, предобученную на общезыковых текстах. Однако при увеличении объёма текстовых данных для обучения, состоящего из корректно размеченных медицинскими специалистами текстов, увеличения эффективности модели от общезыковых паттернов отмечено не было.

Следовательно, для приближения закономерностей, свойственных текстам инструкций для применения ЛС, больше подходят

Таблица 5 – Сравнение результатов работы ruBERT-base-cased, RuBioBERT, ruT5-base, ruT5-base-multitask

RuBERT		RuBioBERT		ruT5-base		ruT5-base-multitask		Мнение эксперта	
[CLS]	O	[CLS]	O	Периндоприл	V-preregrate	Периндоприл	V-preregrate	[CLS]	O
Периндоприл	V-preregrate	Периндоприл	V-preregrate	оказывает	O	оказывает	O	Периндоприл	V-preregrate
оказывает	V-action	оказывает	V-mechanism	сосудорасширяющее	V-action	сосудорасширяющее	V-mechanism	оказывает	V-action
сосудорасширяющее	I-action	сосудорасширяющее	I-mechanism	действие	O	действие	O	сосудорасширяющее	I-action
действие	I-action	действие	I-mechanism	,	O	,	O	действие	I-action
,	O	,	O	способствует	V-action	способствует	V-action	,	O
способствует	V-action	способствует	V-mechanism	восстановлению	I-mechanism	восстановлению	I-mechanism	способствует	V-action
восстановлению	I-mechanism	восстановлению	I-mechanism	эластичности	I-action	эластичности	I-mechanism	восстановлению	I-action
эластичности	I-mechanism	эластичности	I-mechanism	крупных	I-action	крупных	I-mechanism	эластичности	I-action
крупных	I-mechanism	крупных	I-mechanism	артерий	O	артерий	O	крупных	I-action
артерий	I-action	артерий	I-mechanism	и	O	и	O	артерий	I-action
и	I-mechanism	и	I-mechanism	структуры	I-mechanism	структуры	I-mechanism	и	O
структуры	I-mechanism	структуры	I-mechanism	сосудистой	I-mechanism	сосудистой	I-mechanism	структуры	I-action
сосудистой	I-mechanism	сосудистой	I-mechanism	стенки	I-mechanism	стенки	I-mechanism	сосудистой	I-action
стенки	I-mechanism	стенки	I-mechanism	мелких	I-action	мелких	I-mechanism	стенки	I-action
мелких	I-mechanism	мелких	I-mechanism	артерий	O	артерий	O	мелких	I-action
артерий	I-action	артерий	I-mechanism	,	O	,	O	артерий	I-action
,	O	,	O	а	O	а	O	,	O
а	O	а	O	также	O	также	O	а	O
также	O	также	O	уменьшает	V-action	уменьшает	V-action	также	O
уменьшает	V-mechanism	уменьшает	V-mechanism	гипертрофию	I-action	гипертрофию	I-mechanism	уменьшает	V-action
гипертрофию	I-action	гипертрофию	I-mechanism	левого	I-action	левого	I-action	гипертрофию	I-action
левого	I-action	левого	I-mechanism	желудочка	I-action	желудочка	I-action	левого	I-action
желудочка	I-action	желудочка	I-mechanism	.	O	.	O	желудочка	I-action
.	O	.	O	Одновременное	O	Одновременное	O	.	O

RuBERT		RuBioBERT		ruT5-base		ruT5-base-multitask		Мнение эксперта	
[CLS]	O	[CLS]	O	Периндоприл	V-prerepare	Периндоприл	V-prerepare	[CLS]	O
Одновременное	B-action	Одновременное	O	применение	O	применение	O	Одновременное	O
применение	I-action	применение	O	тиазидных	B-group	тиазидных	B-group	применение	B-action
тиазидных	B-group	тиазидных	B-group	диуретиков	I-group	диуретиков	I-group	тиазидных	B-group
диуретиков	I-group	диуретиков	I-group	group	I-group	group	I-group	диуретиков	I-group
group	O	group	O	усиливает	B-action	усиливает	B-action	group	O
усиливает	B-action	усиливает	B-action	выраженность	O	выраженность	O	усиливает	B-action
выраженность	I-action	выраженность	I-action	антигипертензивного	I-action	антигипертензивного	I-action	выраженность	I-action
антигипертензивного	I-action	антигипертензивного	I-action	эффекта.	I-action	эффекта.	I-action	антигипертензивного	I-action
эффекта	I-action	эффекта	I-action	Сердечная	B-illness	Сердечная	B-illness	эффекта	I-action
.	O	.	O	недостаточность	I-illness	недостаточность	I-illness	.	O
Сердечная	B-illness	Сердечная	B-illness	Периндоприл	B-prerepare	Периндоприл	B-prerepare	Сердечная	B-illness
недостаточность	I-illness	недостаточность	I-illness	prerepare	O	prerepare	O	недостаточность	I-illness
Периндоприл	B-prerepare	Периндоприл	B-prerepare	нормализует	B-action	нормализует	B-action	Периндоприл	B-prerepare
prerepare	I-prerepare	prerepare	O	работу	O	работу	O	prerepare	O
нормализует	B-action	нормализует	B-action	сердца	I-action	сердца	I-mechanism	нормализует	B-action
работу	I-action	работу	I-action	,	O	,	O	работу	I-action
сердца	I-action	сердца	I-action	снижая	B-action	снижая	I-action	сердца	I-action
,	O	,	O	преднагрузку	I-action	преднагрузку	I-action	,	O
снижая	B-action	снижая	B-action	и	O	и	O	снижая	B-action
преднагрузку	I-action	преднагрузку	I-action	постнагрузку.	I-action	постнагрузку.	I-mechanism	преднагрузку	I-action
и	I-action	и	I-action	у	O	у	O	и	O
постнагрузку	I-action	постнагрузку	I-action	пациентов	O	пациентов	O	постнагрузку	I-action
.	O	.	O	с	O	с	O	.	O
у	O	у	O	хронической	B-illness	хронической	B-illness	у	O

закономерности, характерные для общих текстов, поскольку они отражают более универсальные свойства естественного языка. В отличие от специализированных текстов эти общие закономерности применимы к любым разновидностям языка и дают более точные результаты.

Сравнительный анализ результатов работы моделей показал, что метрики качества однозадачных моделей ruT5 ниже, чем у многозадачной модели ruT5 (таблица 4). Сравнительный анализ архитектур BERT и T5 в задаче автоматической разметки текстов для NER продемонстрировал явное превосходство моделей на основе BERT в условиях решения нашей задачи. Лишь к десятой эпохе обучения модели ruT5 и ruT5 multitask достигли приемлемого уровня производительности. При этом качество их результатов в финальных этапах обучения было сопоставимо с уровнем, достигнутым моделями ruBERT и RuBioBERT на более ранних этапах.

Самый высокий показатель точности (accuracy) был достигнут моделью RuBioBERT — $0,9569 \pm 0,0052$, тогда как у модели ruBERT этот показатель составил $0,9534 \pm 0,0053$. Значения погрешностей получены как половина ширины 95% доверительных интервалов, рассчитанных на основе биномиального распределения для текстовой выборки объёмом $N = 5887$. Несмотря на несколько более высокую точечную оценку у RuBioBERT, результаты сопоставимы ($p > 0,05$, парный t-тест), что не позволяет утверждать о статистически значимом превосходстве одной модели над другой при уровне значимости $\alpha = 0,05$. В то же время обе BERT-подобные модели (RuBioBERT и ruBERT) значительно превосходят архитектуры на основе T5: у ruT5 accuracy $0,7441 \pm 0,0111$, у ruT5-multitask — $0,7792 \pm 0,0106$ ($p < 0,05$, t-тест для независимых выборок), что подтверждает преимущество подхода на основе токен-классификации (BERT) над генеративным (T5) для данной задачи извлечения именованных сущностей из текстов медицинских инструкций.

Таким образом, разметка текста, выполненная разновидностями модели BERT (ruBERT и RuBioBERT), близка к ручной разметке, выполненной экспертом по предметной области, и может быть использована для автоматической разметки текстов инструкций по медицинскому применению ЛС для NER. Дальнейшим

развитием технологии может стать реализация и применение самообучения для регулярного самообновления моделей с целью адаптации к новым паттернам и закономерностям, присутствующим в новых данных. Кроме того, агрессивное обучение может использоваться для адаптации моделей к спорным данным и разрешения неоднозначных ситуаций, когда модель не уверена в правильности своего ответа.

В контексте обработки большого объёма неструктурированных инструкций по медицинскому применению ЛС использование дообученных моделей машинного обучения позволяет автоматически и с высокой точностью извлекать именованные сущности, включая препараты, активные вещества, показания, противопоказания и побочные эффекты. Такой подход не только минимизирует необходимость ручной аннотации, но и обеспечивает масштабируемость процесса предобработки данных, что особенно критично при работе с постоянно расширяющимися корпусами медицинской документации. После автоматического извлечения именованных сущностей осуществляется их интеграция в единую структуру на основе существующей базы знаний. Эта стадия позволяет установить семантические отношения между выделенными элементами, отражая как фармакологические взаимодействия, так и клинические корреляции. В результате формируется единый семантический граф (Рисунок 6), который интегрирует информацию из множества источников и обеспечивает структурированное представление знаний о ЛС и их взаимодействиях.

На основе данного графа строится байесовская сеть, предназначенная для вероятностной оценки рисков возникновения побочных эффектов при полифармакотерапии. Архитектура такой сети позволяет учитывать сложные зависимости между различными факторами, включая фармакокинетические и фармакодинамические параметры, индивидуальные особенности пациента и комбинационные эффекты ЛС. Автоматизация этапа извлечения и структурирования информации повышает эффективность подготовки данных и способствует созданию более надёжных и интерпретируемых моделей для оценки лекарственных рисков в условиях реальной клинической практики.

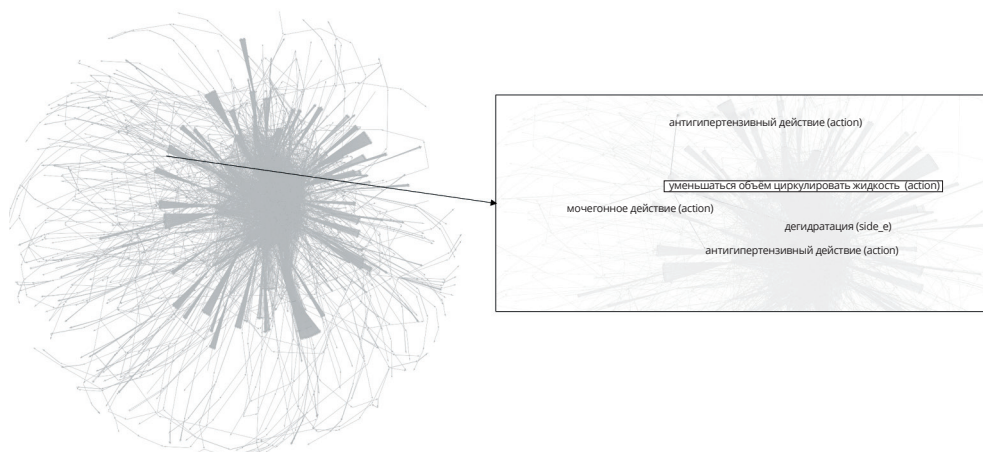


Рисунок 6 – Семантический граф, использующийся для построения сети Байеса.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В исследовании описана разработка автоматизированного анализа текстов медицинских инструкций, которая является одним из этапов для создания платформы анализа рисков проявления побочных эффектов при полифармакотерапии. Модели на основе архитектуры BERT, в частности ruBERT и RuBioBERT, достигают высокой точности (accuracy $0,9534 \pm 0,0053$ и $0,9569 \pm 0,0052$ соответственно) при NER, демонстрируя результаты, сопоставимые с экспертной оценкой. В то же время модели семейства T5 показали более низкую эффективность (accuracy $0,7441 \pm 0,0111$ и $0,7792 \pm 0,0106$ соответственно), особенно на начальных стадиях обучения. Результаты проведенного исследования

подтверждают, что применение методов автоматической разметки текстов позволяет существенно сократить временные и ресурсные затраты на подготовку обучающих данных, необходимых для построения семантического графа, выступающего в качестве основы функционирования байесовской сети.

Источники финансирования

Исследование выполнено коллективом авторов за счет гранта Российского научного фонда № 23-75-30012.

Конфликт интересов

Авторы подтверждают отсутствие конфликта интересов.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Королева М.В., Ильницкий А.Н., Кудашкина Е.В., Коршун Е.И., Шарова А.А., Полев А.В. Современные направления фармакотерапии гериатрических пациентов: полиморбидность — полипрагмазия — депрескрайбинг // Современные проблемы здравоохранения и медицинской статистики. — 2019. — №3. — С.150-171. [Koroleva MV, Ilinititskiy AN, Kudashkina EV, Korshun EI, Sharova AA, Polev AV. Sovremennye napravleniya farmakoterapii geriatricheskikh pacientov: polimorbidnost' — polipragmaziya — depreskraibing. Modern directions in pharmacotherapy for geriatric patients: multimorbidity — polypharmacy — deprescribing. Sovremennye problemy zdorov'ya i meditsinskoy statistiki. 2019; 3: 150-171. (In Russ.)]
2. Cucinotta D. Multimorbidity and polypharmacy: a risk factor for older patients. Acta Biomed. 2022; 93(2): e2022137.
3. Сычев Д.А., Отделенов В.А., Краснова Н.М., Ильина Е.С. Полипрагмазия: взгляд клинического фармаколога // Терапевтический архив. — 2016. — №12. — С.94-102. [Sychev DA, Otelenov VA, Krasnova NM, Ilina ES. Polipragmaziya: vzglyad klinicheskogo farmakologa. Polypharmacy: a clinical pharmacologist's perspective. Terapevticheskii arkhiv. 2016; 12: 94-102. (In Russ.)]

4. Изможерова Н.В., Попов А.А., Курындина А.А., Гаврилова Е.И., Шамбатов М.А., Бахтин В.М. Полиморбидность и полипрагмазия у пациентов высокого и очень высокого сердечно-сосудистого риска // Рациональная фармакотерапия в кардиологии. — 2022. — №1. — С.20-26. [Izmozherova NV, Popov AA, Kuryndina AA, Gavrilova EI, Shambatov MA, Bakhtin VM. Polimorbidnost' i polipragmaziya u pacientov vysokogo i ochen' vysokogo serdechno-sosudistogo riska. Multimorbidity and polypharmacy in patients with high and very high cardiovascular risk. Ratsional'naya farmakoterapiya v kardiologii. 2022; 1: 20-26. (In Russ.)]
5. drugs.com. Available at: <https://www.drugs.com>. Accessed 07.06.2025.
6. medscape.com. Available at: <https://www.medscape.com>. Accessed 05.07.2025.
7. DrugBank: Drug Interaction Checker Available at: https://www.drugbank.com/clinical/drug_drug_interaction_checker. Accessed 05.07.2025.
8. WebMD. Available at: <https://www.webmd.com>. Accessed 06.07.2025.
9. Murali K, Kaur S, Prakash A, Medhi B. Artificial intelligence in pharmacovigilance: Practical utility. Indian J Pharmacol. 2019; 51(6): 373-376.
10. Li Z, Wu W, Kang H. Machine Learning-Driven Metabolic Syndrome Prediction: An International Cohort Validation Study. Healthcare. 2024; 12(24): 2527.
11. Rodrigues PP, Ferreira-Santos D, Silva A, Polónia J, Ribeiro-Vaz I. Causality assessment of adverse drug reaction reports using an expert-defined Bayesian network. Artif. Intell. 2018; 91: 12-22.
12. Wang L, Hao H, Yan X, et al. From biomedical knowledge graph construction to semantic querying: a comprehensive approach. Sci Rep. 2025; 15: 8523.
13. Polotskaya K, Muñoz-Valencia CS, Rabasa A, Quesada-Rico JA, Orozco-Beltrán D, Barber X. Bayesian Networks for the Diagnosis and Prognosis of Diseases: A Scoping Review. Machine Learning and Knowledge Extraction. 2024; 6(2): 1243-1262.
14. Arora P, Boyne D, Slater JJ, Gupta A, Brenner DR, Druzdzet MJ. Bayesian networks for risk prediction using real-world data: a tool for precision medicine. Value Health. 2019; 22(4): 439-445.
15. Sarem M, Saeed F, Alsaeedi A, et al. A survey on text preprocessing techniques based on NLP tasks. Multimedia Tools and Applications. 2022; 81(20): 28443-28470.
16. Единая государственная система регистрации лекарственных средств и медицинских изделий. [доступ от 07.07.2025]. Доступ по ссылке: <https://grls.rosminzdrav.ru/Default.aspx>.
17. Бойцов С.А., Бубнова М.Г., Васюк Ю.А. и др. Хроническая сердечная недостаточность. Клинические рекомендации 2024 // Российский кардиологический журнал. — 2024. — №29(11). — С.6162. [Boytssov SA, Bubnova MG, Vasyuk YA, et al. Khronicheskaya serdechnaya nedostatochnost'. Klinicheskie rekomendatsii 2024. Rossiiskii kardiologicheskii zhurnal. 2024; 29(11): 6162. (In Russ.)]
18. Международная классификация болезней 10-го пересмотра (МКБ-10) [интернет]. [доступ от 07.07.2025]. Доступ по ссылке: <https://mkb-10.com>.
19. export_from_pdf.py. GitHub. Available at: https://github.com/kalengul/graph_model_midicine/blob/main/doccano/data_jsonl_export/export_from_pdf.py — Emhyr713 / graph_model_midicine. Accessed 30.06.2025.
20. Finding. GitHub Available at: https://github.com/kalengul/graph_model_midicine/tree/main/semantic_graph/finding. — Emhyr713 / graph_model_midicine. Accessed 30.06.2025.
21. Tabassum A, Patil DR. A Survey on Text Pre-Processing & Feature Extraction Techniques in Natural Language Processing. IRJET. 2020; 7(6).
22. Python 3.11 [интернет]. Версия 3.11 [доступ от 08.07.2025]. Доступ по ссылке: <https://docs.python.org/3.11/>

23. Кукушкин А.Е. Razdel — сегментация русскоязычного текста на токены и предложения [интернет]. [доступ от 11.07.2025]. Доступ по ссылке: <https://github.com/natasha/razdel>
24. Alshammari N, Alanazi S. The impact of using different annotation schemes on named entity recognition. *Egypt Inform J*. 2021; 22: 295-302.
25. Creator_graph. GitHub. Available at: https://github.com/kalengul/graph_model_midicine/blob/main/Creator_graph/mark_BIO_spacy.py. — Emhыр713 / graph_model_midicine. Accessed 30.06.2025.
26. Библиотека spaCy [интернет]. [доступ от 10.07.2025]. Доступ по ссылке: <https://github.com/explosion/spaCy>.
27. Кукушкин А.Е. Razdel — сегментация русскоязычного текста на токены и предложения [интернет]. [доступ от 11.07.2025]. Доступ по ссылке: <https://github.com/natasha/razdel>.
28. mark_sent_1.py. GitHub. Available at: https://github.com/kalengul/graph_model_midicine/blob/main/semantic_graph/full_pipeline/mark_sent_1.py. — Emhыр713 / graph_model_midicine. Accessed 30.06.2025.
29. Devlin J, Chang M-W, Lee K, Toutanova K. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In: Burstein J, Doran C, Solorio T, eds. *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Vol. 1 (Long and Short Papers)*. Minneapolis, MN: Association for Computational Linguistics; 2019: 4171-4186.
30. Kuratov Y, Arkhipov M. Adaptation of deep bidirectional multilingual transformers for Russian language. *arXiv preprint arXiv: 1905.07213*. 2019.
31. Bobrova EV, Makanov AZ, Osnovin SS, et al. Generating medical opinions and classification according to Bethesda using deep learning. *Int J Open Inf Technol*. 2023; 11(10): 119-129.
32. Ni J, Hernandez Abrego G, Constant N, Ma J, Hall K, Cer D, Yang Y. Sentence-T5: scalable sentence encoders from pre-trained text-to-text models. In: *Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2022*. Dublin, Ireland: Association for Computational Linguistics; 2022: 1864-1874.
33. ruT5-base: модель для генерации текста на русском языке [интернет]. [доступ от 12.07.2025]. Доступ по ссылке: <https://huggingface.co/ai-forever/ruT5-base>.
34. ruT5-base-multitask: модель для выполнения нескольких текстовых задач на русском языке [интернет]. [доступ от 14.07.2025]. Доступ по ссылке: <https://huggingface.co/cointegrated/rut5-base-multitask>.
35. Doccano: инструмент с открытым исходным кодом для аннотации текстовых данных в задачах NLP [интернет]. [доступ от 14.07.2025]. Доступ по ссылке: <https://github.com/doccano/doccano>.
36. Nadeau D, Sekine S. A survey of named entity recognition and classification. *Linguisticæ Investigationes*. 2007; 30(1): 3-26.
37. Powers D. Evaluation: From precision, recall and F-factor to ROC, informedness, markedness & correlation. *Machine Learning Technology*. 2008; 2: 2229-3981.

ЕРИЖОКОВ Р.А.,

ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ», г. Москва, Россия,
e-mail: ErizhokovRA@zdrav.mos.ru, ORCID: 0009-0007-3636-2889

САХАРОВА П.А.,

ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ», г. Москва, Россия,
e-mail: SakharovaPA@zdrav.mos.ru, ORCID: 0009-0008-1323-9308

КИРСАНОВ В.В.,

ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ», г. Москва, Россия,
e-mail: KirsanovVV2@zdrav.mos.ru, ORCID: 0009-0004-7467-0573

ХОРУЖАЯ А.Н.,

ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ», г. Москва, Россия,
e-mail: KhoruzhayaAN@zdrav.mos.ru, ORCID: 0000-0003-4857-5404

ВАРЮХИНА М.Д.,

к.м.н., ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ», г. Москва, Россия,
e-mail: VaryukhinaMD@zdrav.mos.ru, ORCID: 0000-0001-8870-7649

АРЗАМАСОВ К.М.,

д.м.н., ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ», г. Москва, Россия,
e-mail: ArzamasovKM@zdrav.mos.ru, ORCID: 0000-0001-7786-0349

ВЛАДЗИМИРСКИЙ А.В.,

д.м.н., ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ», г. Москва, Россия,
e-mail: VladzimirskijAV@zdrav.mos.ru, ORCID: 0000-0002-2990-7736

ВАСИЛЬЕВ Ю.А.,

д.м.н., ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ», г. Москва, Россия,
e-mail: VasilevYA1@zdrav.mos.ru, ORCID: 0000-0002-5283-5961

ОЦЕНКА КЛИНИЧЕСКОЙ ПРИМЕНИМОСТИ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ ИНФИЛЬТРАТИВНЫХ ИЗМЕНЕНИЙ ПО РЕНТГЕНОГРАММАМ ОРГАНОВ ГРУДНОЙ КЛЕТКИ В УСЛОВИЯХ СТАЦИОНАРА

DOI: 10.25881/18110193_2026_2_36

Аннотация. Цель исследования: изучить возможности систем искусственного интеллекта (СИИ) в стационарных условиях, в частности в выявлении признаков инфильтрации по рентгенограммам органов грудной клетки (РГ ОГК).

Материалы и методы. Исходными данными являлись РГ ОГК в прямой проекции 1537 пациентов стационарных отделений в возрасте от 18 до 102 лет, полученные из Единой Радиологической Информационной Системы Единого Медицинского Информационно-Аналитического Сервиса (ЕРИС ЕМИАС). Факт наличия инфильтрации на РГ ОГК определялся врачом-рентгенологом (Рентгенолог 1) и рентгенологом-экспертом (Рентгенолог 2) со стажем работы больше 5 лет. Рентгенолог 2 размечал исследования в два этапа: на первом этапе были предоставлены только РГ ОГК, на втором этапе в дополнение к рентгенологическим данным был предоставлен доступ к информации о состоянии пациента.

Результаты. Показатели точности для пациентов с переходным состоянием составили 0,755 для СИИ, 0,756 для Рентгенолога 1 и 0,856 для Рентгенолога 2 соответственно. Статистически значимых различий точности между СИИ и Рентгенологом 1 не было выявлено ($p > 0,05$). При рассмотрении сценария использования СИИ как второго мнения точность для пациентов с переходным состоянием составила 0,833, что статистически значимо превышает точность Рентгенолога 1 и СИИ ($p < 0,05$).

Выводы. СИИ могут использоваться в качестве второго мнения при обнаружении признаков инфильтрации по данным РГ ОГК в условиях стационара. Однако в связи с тем, что диагностическая точность СИИ пока недостаточна для практического применения, требуется продолжение дальнейших исследований, направленных на обучение алгоритмов с использованием как визуальных данных, так и данных электронной медицинской карты.

Ключевые слова: рентгенография органов грудной клетки, инфильтрация, система искусственного интеллекта, клиническая применимость.

Для цитирования: Ерижиков Р.А., Сахарова П.А., Кирсанов В.В., Хоружая А.Н., Варюхина М.Д., Арзамасов К.М., Владимирский А.В., Васильев Ю.А. Оценка клинической применимости систем искусственного интеллекта для выявления инфильтративных изменений по рентгенограммам органов грудной клетки в условиях стационара. Врач и информационные технологии. 2026; 2: 36-49. DOI: 10.25881/18110193_2026_2_36.

ERIZHOKOV R.A.,

Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow, Russia,
e-mail: ErizhokovRA@zdrav.mos.ru, ORCID: 0009-0007-3636-2889

SAKHAROVA P.A.,

Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow, Russia,
e-mail: SakharovaPA@zdrav.mos.ru, ORCID: 0009-0008-1323-9308

KIRSANOV V.V.,

Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow, Russia,
e-mail: KirsanovVV2@zdrav.mos.ru, ORCID: 0009-0004-7467-0573

KHORUZHAYA A.N.,

Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow, Russia,
e-mail: KhoruzhayaAN@zdrav.mos.ru, ORCID: 0000-0003-4857-5404

VARYUKHINA M.D.,

PhD, Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow, Russia,
e-mail: VaryukhinaMD@zdrav.mos.ru, ORCID: 0000-0001-8870-7649

ARZAMASOV K.M.,

DSc, Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow, Russia,
e-mail: ArzamasovKM@zdrav.mos.ru, ORCID: 0000-0001-7786-0349

VLADZYMYRSKYY A.V.,

DSc, Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow, Russia,
e-mail: VladzimirskijAV@zdrav.mos.ru, ORCID: 0000-0002-2990-7736

VASILEV Y.A.,

DSc, Moscow Center for Diagnostics and Telemedicine, Moscow, Russia,
e-mail: VasilevYA1@zdrav.mos.ru, ORCID: 0000-0002-5283-5961

EVALUATION OF THE CLINICAL APPLICABILITY OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS FOR DETECTING INFILTRATIVE CHANGES ON CHEST X-RAYS IN INPATIENT CARE

DOI: 10.25881/18110193_2026_2_36

Abstract. Aim: to investigate the capabilities of artificial intelligence systems (AIS) in an inpatient setting, specifically in identifying signs of infiltration in chest radiographs (RG OGK)

Materials and methods. The initial data were chest X-rays (CXRs) in a frontal projection of 1,537 inpatients aged 18 to 102 years, obtained from the Unified Radiological Information System of the Unified Medical Information and Analytical Service (ERIS EMIAS). The presence of infiltration on the chest X-ray was determined by a radiologist (Radiologist 1) and an expert radiologist (Radiologist 2) with more than 5 years of experience. Radiologist 2 annotated the studies in two stages: at the first stage, only the chest X-rays were provided; at the second stage, in addition to the radiological data, access to information about the patient's condition was provided.

Results. The accuracy rates for patients with a shifting state were 0.755 for AIS, 0.756 for Radiologist 1, and 0.856 for Radiologist 2, respectively. No statistically significant differences in accuracy were found between AIS and Radiologist 1 ($p > 0.05$). When considering the scenario of using the AIS as a second opinion the accuracy for patients with a shifting state was 0.833, which is statistically significantly higher than the accuracy of Radiologist 1 and the AIS ($p < 0.05$).

Conclusion. AIS can be used as a second opinion when detecting signs of infiltration based on RG OGK data in a hospital setting. However, since the diagnostic accuracy of the AIS is still insufficient for practical use, further research is needed to train algorithms using both visual data and electronic medical record data.

Keywords: chest x-ray, infiltration, artificial intelligence system, clinical applicability.

For citation: Erizhokov R.A., Sakharova P.A., Kirsanov V.V., Khoruzhaya A.N., Varyukhina M.D., Arzamasov K.M., Vladzymyrskyy A.V., Vasilev Y.A. Evaluation of the clinical applicability of artificial intelligence systems for detecting infiltrative changes on chest X-rays in inpatient care. Medical doctor and information technology. 2026; 2: 36-49. DOI: 10.25881/18110193_2026_2_36.

ВВЕДЕНИЕ

Лидирующую позицию среди медицинских исследований, анализ которых автоматизируется, занимают рентгенография органов грудной клетки (РГ ОГК) и флюорография (ФЛГ): из всех лучевых исследований, обработанных медицинскими изделиями с искусственным интеллектом в России, на конец 2023 года 45% составили РГ ОГК и ФЛГ [1].

В настоящее время самым перспективным направлением является разработка систем искусственного интеллекта (СИИ), которые обладают высокой чувствительностью и позволяют не пропустить целевую патологию. Так, например, в исследовании представлены результаты модели, выполняющей автоматическую сортировку РГ ОГК [2]. В 99,95% случаев исследования были правильно отнесены СИИ к категории «норма».

Использование системы поддержки принятия врачебных решений (СППВР) позволяет врачу-рентгенологу снизить число пропущенных патологий на медицинских изображениях, однако так же приводит к росту числа ложноположительных результатов. Hwang E.J. и соавт. тестировали СИИ на выборке из 4208 РГ ОГК, изначально оцененных врачами как нормальные, с целью поиска пропущенных признаков патологии [3]. СИИ обнаружила патологию на 694 РГ, при этом из них только 103 действительно были с патологией.

Важно отметить, что задача для СИИ в диагностике патологий на РГ ОГК осложнена по нескольким причинам. В частности, образования разного происхождения на РГ ОГК могут иметь схожие визуальные характеристики (форму или интенсивность), что заставляет врачей интерпретировать рентгенологическую картину, опираясь на историю болезни и результаты клинических анализов, однако СИИ, как правило, обучаются только на данных лучевых исследований. При этом сужение фокуса внимания рентгенолога на основной патологии, которая послужила причиной направления на исследование, может приводить к пропуску другой патологии. Кроме того, ещё один фактор возможных ошибок — склонность повторять ошибки предыдущего рентгенолога, т.е. полагать, что, если коллега описал предыдущее исследование как нормальное, значит, так оно и есть [4].

Также особенности проектирования СИИ не позволяют им учитывать клиническую информацию. Поэтому использование СИИ для оценки состояния пациента в динамике может быть осложнено тем, что СИИ воспринимает остаточные проявления перенесенного заболевания как признаки вновь выявленной патологии, в связи с чем возрастает число ложноположительных результатов [5].

С другой стороны, недостаток клинической информации может привести к пропуску патологии. Так, Hofmeister и соавт. протестировали СИИ на двух когортах госпитализированных пациентов с подозрением на пневмонию [6]. В одной из когорт у врача с данными компьютерной томографии (КТ) AUROC выявления пневмонии составила 0,92 по сравнению с СИИ (0,74) и врачом-рентгенологом (0,72). Также авторы отмечают, что эффективность СИИ в диагностике заболеваний ОГК может быть переоценена, особенно если оценивать работу СИИ на реальных данных. Точность и чувствительность СИИ составили в среднем 0,72 и 0,73, соответственно, по обоим когортам. Авторы объясняют более низкую, чем ожидалось, точность тем, что около 60% РГ были выполнены пациентам в лежачем положении.

Таким образом, целью нашего исследования является оценка диагностической точности СИИ в выявлении признаков инфильтрации по данным РГ ОГК среди пациентов стационарных отделений, наблюдаемых в динамике.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Расчет и обоснование размера выборки

Материалом для ретроспективного исследования послужили доступные в Единой Радиологической Информационной Системе Единого Медицинского Информационно-Аналитического Сервиса (ЕРИС ЕМИАС) г. Москвы результаты РГ ОГК 1537 пациентов в возрасте от 18 до 102 лет, находившихся на стационарном лечении в лечебных учреждениях г. Москвы в 2024 году.

Исследования были выбраны в ЕРИС ЕМИАС случайным образом и были предварительно анонимизированы.

Критериями включения пациентов в исследование были:

- возраст пациентов не менее 18 лет;
- наличие трех последовательных РГ ОГК, выполненных в пределах одного месяца

(разница между первым и последним исследованием должна составлять не более 30 дней);

- наличие результатов работы одного из трех СИИ, предназначенных для выявления нескольких патологий РГ ОГК: «Третье Мнение», «Цельс» и «АрхиМед Aivory Chest X».

Таким образом, исходная выборка составила 4611 исследований с описаниями и заключениями Рентгенолога 1 (врач-рентгенолог без требований к опыту работы, работающий в условиях круглосуточного стационара клинической больницы) и СИИ. Все исследования были выполнены пациентам только в прямой проекции.

Все сервисы участвовали в Московском Эксперименте по применению компьютерного зрения в лучевой диагностике [7, 8]. Поскольку условием участия СИИ в данном эксперименте было соответствие единым базовым функциональным и диагностическим требованиям к СИИ для выявления признаков патологии на РГ ОГК [9], в рамках данной задачи было принято решение считать три сервиса взаимозаменяемыми.

Согласно разметке Рентгенолога 1, соотношение численности классов «патология» и «норма» составило 851:3760. В качестве ожидаемого значения AUROC рассматривалось значение 0,74, полученное Hofmeister и соавт., поскольку данная работа также содержит оценку СИИ в стационаре. В качестве значения AUROC нулевой гипотезы рассматривалось значение 0,81 согласно требованиям к СИИ, участвующим в Московском Эксперименте по применению компьютерного зрения в лучевой диагностике. Расчет размера выборки производился с помощью программного обеспечения MedCalc при установленном значении ошибки первого рода 0,05 и мощности теста 80% [10]. Согласно расчету, минимальное число случаев нормы и патологии, которое необходимо включить в выборку, составило 562 и 127, соответственно, то есть выборка отвечала требованиям минимального размера для получения статистически значимых результатов.

Методы исследования

Исследования пациентов были разбиты на три группы:

- исследования пациентов, у которых по данным всех трех РГ Рентгенологом 1 не было выявлено признаков инфильтрации

легочной ткани (только «норма») (67,1% исследований);

- исследования пациентов, у которых по данным всех трех РГ Рентгенологом 1 были выявлены признаки инфильтрации легочной ткани (только «патология») (6,3% исследований);
- остальные исследования (пациенты с переходным состоянием) (26,6% исследований).

Схема отбора исследований показана на рисунке 1.

Разметка исследований

Разметка исследований подразумевала отнесение каждого исследования к категории «норма» или «патология». Первая разметка исследований была выполнена Рентгенологом 1 в процессе описания исследований в стационарах г. Москвы.

Для следующего этапа разметки привлекался Рентгенолог 2 (врач-рентгенолог с опытом работы более 5 лет), который оценивал только данные РГ ОГК. У Рентгенолога 2 не было доступа к ЭМК, а также к предыдущим и последующим исследованиям пациента. На оценку к Рентгенологу 2 были отправлены исследования только тех пациентов, которые были отнесены к группе с переходным состоянием и у которых хотя бы одно из трех исследований было интерпретировано по-разному СИИ и Рентгенологом 1. В остальных случаях, когда ответ СИИ и Рентгенолога 1 не противоречили друг другу, за истинное значение был принят консенсусный результат.

На третьем этапе разметки Рентгенологу 2 в дополнение к РГ предоставлялся доступ к ЭМК пациента. Поскольку при данном типе разметки были учтены не только визуальные характеристики РГ, но и результаты предыдущих инструментальных исследований и клинические данные, в дальнейшем при исследовании групп пациентов с переходным состоянием она использовалась в качестве эталонной разметки.

На рисунке 2 показана схема исследования.

Дополнительно в рамках исследования была проведена оценка возможностей СИИ при её использовании в качестве второго мнения для Рентгенолога 1. Для этого применялся метод консенсусной оценки: заключение о наличии патологии выносилось в том случае, если хотя бы один из участников (Рентгенолог 1 или СИИ) выявлял патологию. Данный подход позволил

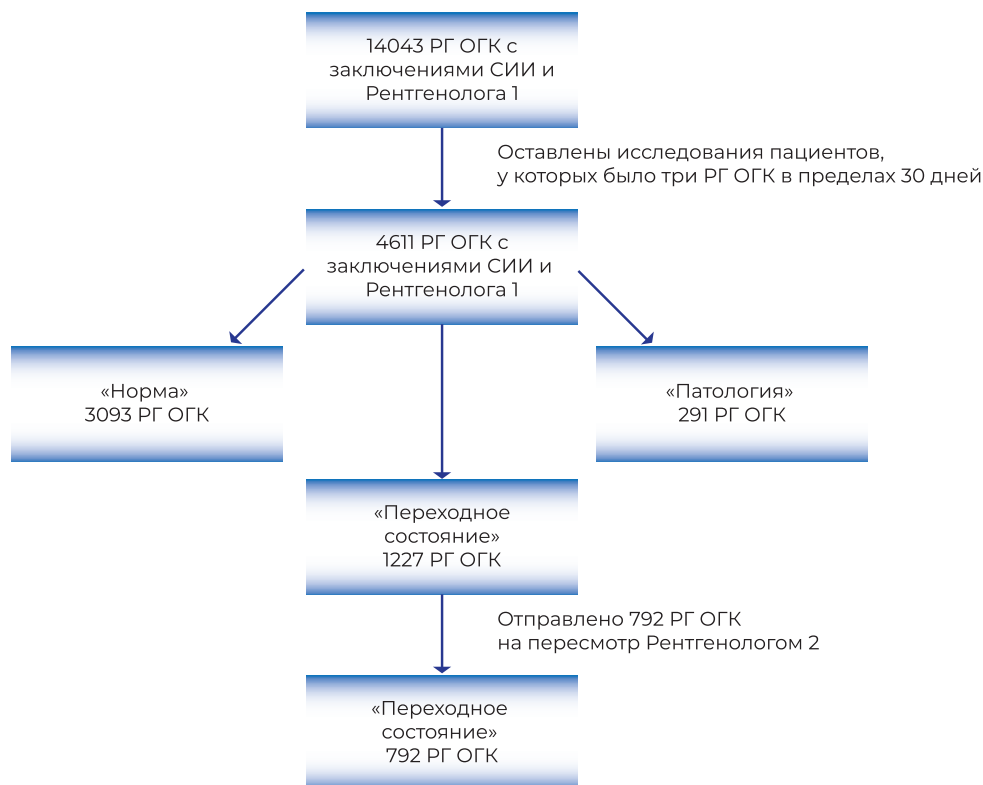


Рисунок 1 – Схема отбора исследований РГ ОГК.

нам оценить максимально достижимую чувствительность при совместном анализе РГ ОГК.

Методы оценки разметки

Поскольку не для всех исследований от СИИ были представлены вероятности наличия патологии (инфильтрации), было принято решение перевести предсказания в бинарный вид «патология/норма» с порогом $\geq 0,5$.

В качестве метрик оценки эффективности СИИ использовались точность (Acc), чувствительность (Se) и специфичность (Sp).

Для определения степени согласованности между разметками рассчитывался коэффициент Каппа Козна. Его значения интерпретировались следующим образом: незначимое согласие (до 0,4), умеренное согласие (от 0,41 до 0,6), существенное согласие (от 0,61 до 0,8) и полное согласие (0,81 и выше) разметок [11].

Статистические методы

Статистическая значимость различий значений метрик классификации между разметками

исследовалась с помощью теста МакНемара [12]. Для сравнения долей признака и распределения категориальных переменных в двух выборках использовался тест хи-квадрат.

Доверительные интервалы метрик рассчитывались с использованием бутстрапа, где за нижнюю и верхнюю границу были взяты 2,5 и 97,5 процентиля бутстрапированных выборок соответственно.

Статистические гипотезы проверялись при уровне доверительной вероятности (р-значение) 0,05.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Характеристика исходной выборки

Характеристика выборки приведена в таблице 1. Возраст представлен как среднее (стандартное отклонение).

Сравнение диагностической точности СИИ с оценкой Рентгенолога 1

На основании разметки РГ ОГК Рентгенологом 1 были рассчитаны метрики классификации

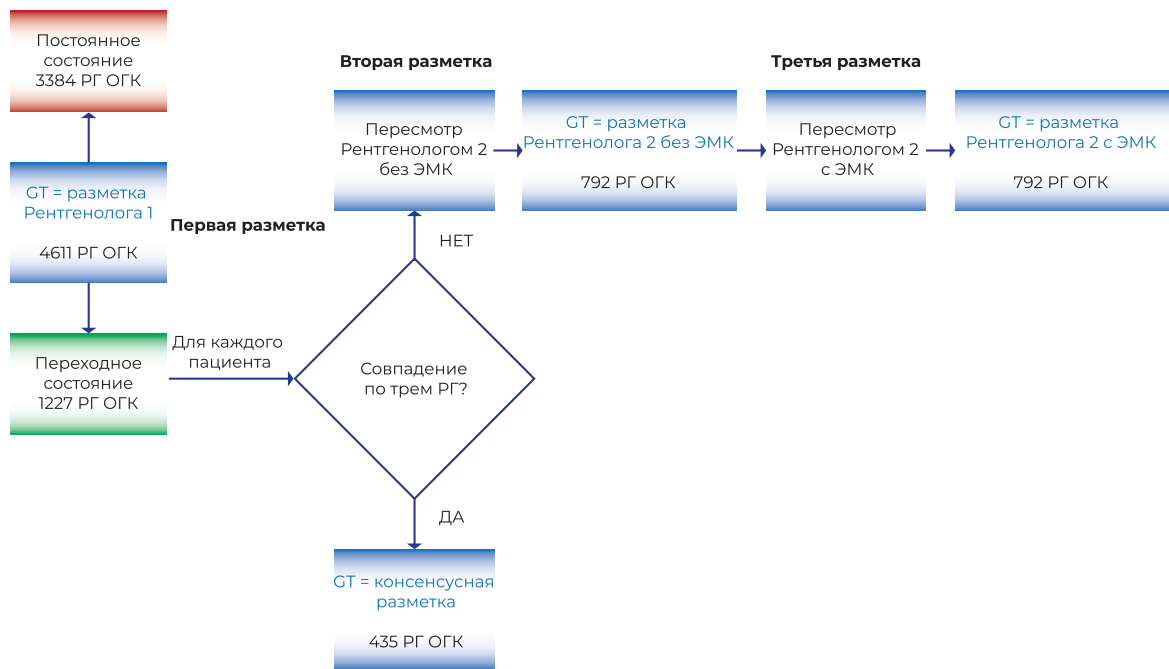


Рисунок 2 – Схема исследования.

Таблица 1 – Характеристика пациентов

Состояние	Пол	Число пациентов (n, %)	Возраст (лет)
Переходное	Мужской	214 (52,3%)	60,3 (16,9)
	Женский	195 (47,7%)	74,2 (15,1)
	Всего	409 (100%)	66,9 (17,5)
Норма	Мужской	518 (50,2%)	61,4 (16,2)
	Женский	513 (49,8%)	70,7 (16,0)
	Всего	1031 (100%)	66,0 (16,8)
Патология	Мужской	60 (61,9%)	61,1 (19,8)
	Женский	37 (38,1%)	72,2 (15,3)
	Всего	97 (100%)	65,4 (18,9)

Таблица 2 – Метрики СИИ в группах пациентов с нормой, патологией и переходным состоянием: Ground Truth (GT) = разметка Рентгенолога 1

Состояние	Асс	Se	Sp
Норма	0,808 (0,794-0,822)	–	0,808 (0,794-0,822)
Патология	0,773 (0,725-0,818)	0,772 (0,725-0,821)	–
Переходное	0,707 (0,682-0,732)	0,708 (0,674-0,744)	0,708 (0,672-0,742)

СИИ для всех трех групп. Результаты представлены в таблице 2 значениями метрик и доверительными интервалами.

Различия в точности диагностики СИИ патологии у пациентов с постоянным (нормой и патологией) и переходным состоянием были

Таблица 3 – Оценка статистической значимости доли правильных результатов классификации в зависимости от состояния пациента с помощью теста хи-квадрат: GT = разметка Рентгенолога 1

Состояние	Acc	p-значение
Постоянное	0,805	< 0,0001
Переходное	0,707	

изучены с помощью теста хи-квадрат. Результаты представлены в таблице 3.

Сравнение диагностической точности СИИ с оценкой Рентгенолога 2 без доступа к ЭМК

Чтобы сравнить диагностическую точность врача и СИИ в сходных условиях (у Рентгенолога 2 и СИИ есть доступ только к РГ пациента), мы решили пересмотреть РГ пациентов с переходным состоянием без обращения к другим исследованиям пациента и сравнить разметки, полученные СИИ и Рентгенологом 2.

В таблице 4 приведены метрики СИИ и Рентгенолога 1, рассчитанные в группе с переходным состоянием относительно разметки Рентгенолога 2 без ЭМК.

Для установления статистически значимых различий между разметкой СИИ и разметкой Рентгенолога 1 относительно разметки Рентгенолога 2 без ЭМК был проведен тест МакНемара, результат которого представлен таблицей сопряженности, р-значением и значением отношения шансов (OR) с 95%-ым доверительным интервалом.

Сравнение диагностической точности СИИ с оценкой Рентгенолога 2 с ЭМК

Следующим этапом Рентгенологу 2 было предложено повторно разметить те же РГ, но уже имея возможность использовать ЭМК пациента для получения клинической информации. Данная разметка в дальнейшем была использована

Таблица 4 – Метрики СИИ и Рентгенолога 1 в группе пациентов с переходным состоянием после второй разметки: GT = разметка Рентгенолога 2 без ЭМК

Разметка	Acc	Se	Sp
СИИ	0,817 (0,796-0,838)	0,750 (0,720-0,783)	0,917 (0,892-0,940)
Рентгенолог 1	0,758 (0,735-0,781)	0,678 (0,645-0,712)	0,874 (0,844-0,901)

Таблица 5 – Результаты теста МакНемара для разметок СИИ и Рентгенолога 1: GT = разметка Рентгенолога 2 без ЭМК

СИИ	Рентгенолог 1		Всего	p-значение	OR
	True	False			
True	787	216	1003	0,0001	1,510 (1,217-1,879)
False	143	81	224		
Всего	930	297	1227		

Таблица 6 – Метрики разметок СИИ, Рентгенолога 1 и Рентгенолога 2 без ЭМК в группе пациентов с переходным состоянием: GT = разметка Рентгенолога 2 с ЭМК

Разметка	Acc	Se	Sp
Рентгенолог 1	0,756 (0,733-0,780)	0,674 (0,638-0,707)	0,881 (0,852-0,909)
Рентгенолог 2 без ЭМК	0,856 (0,836-0,874)	0,872 (0,848-0,897)	0,830 (0,794-0,864)
СИИ	0,755 (0,731-0,778)	0,694 (0,660-0,730)	0,849 (0,817-0,878)

в качестве референсной. В таблице 6 приведены метрики диагностической точности для всех разметок относительно разметки Рентгенолога 2 с ЭМК.

На рисунке 3 показана матрица коэффициентов Каппа Коэна между разметками исследований пациентов из группы с переходным состоянием.

С помощью теста хи-квадрат были рассчитаны р-значения. Все коэффициенты Каппа Коэна являются статистически значимыми ($p < 0,0001$).

В таблицах 7–9 представлены результаты теста МакНемара, выраженные р-значениями.

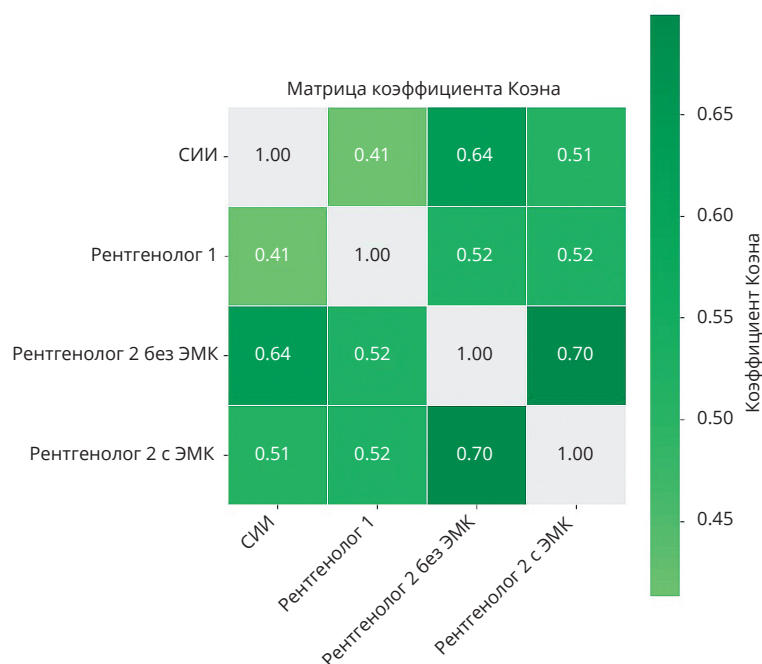


Рисунок 3 – Матрица коэффициентов Каппа Коэна между разметками.

Таблица 7 – Результаты теста МакНемара для разметок СИИ и Рентгенолога 1: GT = разметка Рентгенолога 2 с ЭМК

СИИ	Рентгенолог 1		Всего	р-значение	OR
	True	False			
True	747	179	926	1	0,994 (0,804-1,230)
False	180	121	301		
Всего	927	300	1227		

Таблица 8 – Результаты теста МакНемара для разметок СИИ и Рентгенолога 2 без ЭМК: GT = разметка Рентгенолога 2 с ЭМК

СИИ	Рентгенолог 2 без ЭМК		Всего	р-значение	OR
	True	False			
True	876	50	926	<0,0001	3,480 (2,528-4,867)
False	174	127	301		
Всего	1050	177	1227		

**Таблица 9 – Результаты теста МакНемара для разметок СИИ и Рентгенолога 1:
GT = разметка Рентгенолога 2 без ЭМК**

Рентгенолог 1	Рентгенолог 2 без ЭМК		Всего	p-значение	OR
	True	False			
True	840	87	927	0,0001	2,414 (1,871-3,136)
False	210	90	300		
Всего	1050	177	1227		

Таблица 10 – Метрики совместной разметки и доля ЛО в группе пациентов с переходным состоянием: GT = разметка Рентгенолога 2 с ЭМК

Разметка	Acc	Se	Sp	ЛО (%)
Совместная разметка	0,833 (0,812-0,855)	0,868 (0,844-0,892)	0,778 (0,741-0,815)	8,0
СИИ	0,755 (0,731-0,778)	0,694 (0,660-0,730)	0,849 (0,817-0,878)	18,6
Рентгенолог 1	0,756 (0,733-0,780)	0,674 (0,638-0,707)	0,881 (0,852-0,909)	19,8

**Таблица 11 – Результаты теста МакНемара для разметки СИИ и совместной разметки:
GT = разметка Рентгенолога 2 с ЭМК**

СИИ	Совместная разметка		Всего	p-значение	OR
	True	False			
True	892	34	926	<0,0001	3,824 (2,604-5,754)
False	130	171	301		
Всего	1022	177	1227		

Таблица 12 – Результаты теста МакНемара для разметки Рентгенолога 1 и совместной разметки: GT = разметка Рентгенолога 2 с ЭМК

СИИ	Совместная разметка		Всего	p-значение	OR
	True	False			
True	877	50	927	<0,0001	2,900 (2,089-4,084)
False	145	155	300		
Всего	1022	205	1227		

Таблица 13 – Результаты теста МакНемара для разметки Рентгенолога 2 без ЭМК и совместной разметки: GT = разметка Рентгенолога 2 с ЭМК

СИИ	Совместная разметка		Всего	p-значение	OR
	True	False			
True	957	93	1050	0,031	0,699 (0,501-0,970)
False	65	112	177		
Всего	1022	205	1227		

С целью изучения возможности уменьшить число пропущенных случаев инфильтрации был рассмотрен сценарий использования СИИ в качестве второго мнения для Рентгенолога 1. Метрики классификации и доля

ложноотрицательных результатов (ЛО) совместной разметки, СИИ и Рентгенолога 1 представлены в таблице 10.

В таблицах 11–13 представлены результаты теста МакНемара, выраженные p-значениями.

ОБСУЖДЕНИЕ

Как правило, ошибки работы СИИ обусловлены рядом причин. Так, в случае оценки РГ, выполненных только в прямой проекции, даже врач-рентгенолог может пропустить патологию, т.к. в ряде случаев вывод о наличии признаков инфильтрации можно будет сделать только при наличии боковой проекции. Исследования нашей выборки были выполнены только в прямой проекции. Ценную помощь в выявлении инфильтрации могут также оказать результаты дополнительного обследования: в частности, КТ, однако в нашем исследовании в большинстве случаев она не была выполнена пациентам. Таким образом,

данные обстоятельства обуславливают большое количество пропусков патологии как в случае оценки Рентгенологом 2 без доступа к клинической информации из ЭМК, так и СИИ.

На рисунке 4а приведена РГ, на которой Рентгенолог 1 и СИИ не выявили патологию из-за низкой информативности РГ в прямой проекции. При этом на рисунке 4б приведены данные КТ ОГК пациента, по которым можно однозначно установить наличие признаков инфильтрации.

Небольшая часть ложноотрицательных предсказаний СИИ была связана с тем, что они локализовывали область инфильтрации и гидроторакса, но выявляли только гидроторакс. На рисунке 5

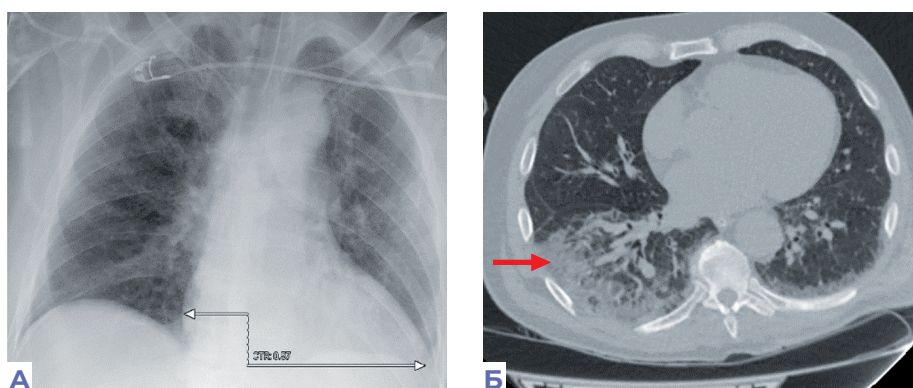


Рисунок 4 – Инфильтрация, пропущенная СИИ и Рентгенологом 1.
На рисунке а) показана РГ после обработки СИИ. На рисунке б) приведен результат КТ-исследования, с помощью которого Рентгенологом 2 была выявлена патология (зона инфильтрации указана стрелкой).

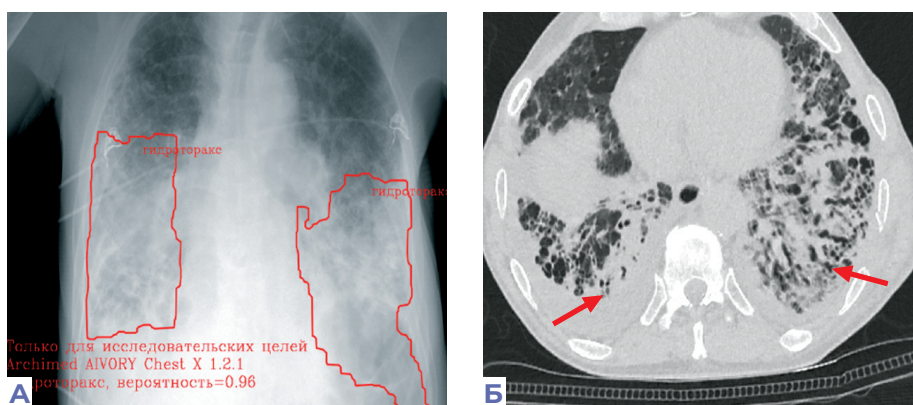


Рисунок 5 – Ложноотрицательный случай обработки РГ.
На рисунке а) СИИ верно локализовал патологию и верно выявил гидроторакс, но пропустил инфильтрацию. По данным КТ на рисунке б), зоны соответствуют инфильтрации (указаны стрелкой).

приведена РГ, на которой СИИ верно выявил гидроторакс, но пропустил инфильтрацию.

Настоящее исследование показало, что применение СИИ как самостоятельной системы выявления признаков инфильтрации в стационарных отделениях в настоящее время нецелесообразно из-за большой вероятности пропуска целевой патологии. Согласно таблице 11, среди пациентов с переходным состоянием чувствительность СИИ составила 0,678, что является низким показателем для клинического применения и демонстрирует необходимость доработки СИИ для данного сценария использования.

Разметка Рентгенолога 1 наиболее часто согласуется с разметкой СИИ, если состояние пациента не изменяется. Согласно таблице 3, точность СИИ для пациентов с постоянным и переходным состоянием относительно разметки Рентгенолога 1 составила 0,805 и 0,707, соответственно. Согласно результатам теста хи-квадрат, приведенным в таблице 3, это различие является статистически значимым ($p < 0,0001$).

Наибольшую согласованность сервис показал с Рентгенологом 2, который выносит заключение о состоянии пациента непосредственно по РГ ОГК, не имея при этом анамнеза заболевания и предыдущих инструментальных исследований. Это объясняется тем, что в данном случае как врач, так и СИИ, опираются только на данные РГ. Согласно метрикам таблицы 4 и результатам теста МакНемара, приведенным в таблице 5, точность сервиса (0,817) статистически значимо выше, чем точность Рентгенолога 1 (0,758) относительно разметки Рентгенолога 2 без ЭМК. Согласно рисунку 3, коэффициент Каппа Козна разметки СИИ с разметкой Рентгенолога 2 без ЭМК составил 0,64, что является показателем существенного согласия.

Понимание истории возникновения и развития заболевания, а также доступ к результатам дополнительных исследований, оказывает значительное влияние на итоговый результат. При пересмотре РГ с возможностью доступа к ЭМК Рентгенолог 2 изменил свое мнение в 22,4% случаев.

Согласно таблице 7, относительно эталонной разметки статистически значимых различий между диагностической точностью разметок Рентгенолога 1 и СИИ не выявлено ($p = 1$).

Согласно таблицам 8 и 9, разметка Рентгенолога 2 без ЭМК статистически значимо превосходит разметку Рентгенолога 1 и СИИ по точности ($p < 0,0001$).

Кроме того, нами был протестирован сценарий использования СИИ в качестве СППВР. Согласно таблицам 10–13, точность совместной разметки составила 0,833, что статистически значимо превышает точность Рентгенолога 1 (0,756) и СИИ (0,755), работающих самостоятельно. Совместное принятие решения о наличии патологии помогло снизить долю ЛО с 19,8% у Рентгенолога 1 и 18,6% у СИИ до 8,0%.

Наше исследование имеет ряд ограничений. В частности, результаты дополнительных КТ-исследований были доступны лишь в 80% случаев, что могло повлиять на качество референсной разметки. Ещё одно ограничение состоит в том, что у нас нет информации о положении, в котором пациентам были выполнены исследования (стоя или лежа). Также, ввиду большого количества РГ для пересмотра, Рентгенологом 2 были отобраны только исследования пациентов с переходным состоянием, что сократило исходную выборку и не позволило обобщить результаты для пациентов, состояние которых не менялось.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Согласно проведенному исследованию, мнения врача-рентгенолога и СИИ наиболее часто расходятся при обработке РГ пациентов, у которых при оценке инфильтрации легочной ткани в динамике отмечалось появление или исчезновение признаков данной патологии на РГ. Таким образом, клиническое применение СИИ, в основе которых лежат алгоритмы, анализирующие РГ без учета клинического контекста или информации о результатах дополнительных обследований, для оценки патологических процессов в динамике в настоящее время нецелесообразно ввиду низкой диагностической точности.

Наибольшую согласованность с врачом СИИ демонстрируют в случаях, когда врач и сервис имеют в распоряжении одинаковые исходные данные, то есть исключительно РГ, описывающие текущее состояние пациента. При добавлении клинического контекста мнение врача часто меняется, однако сервис не может воспользоваться новой информацией, что приводит к снижению качества его работы.

В настоящем исследовании показано, что использование СИИ в качестве СППВР может существенно снизить долю ЛО и повысить диагностическую точность при оценке инфильтрации легочной ткани на РГ ОГК. Требуется продолжение исследования возможностей СИИ, в частности с использованием иного подхода к

проектированию СИИ, позволяющего им учитывать дополнительную клиническую информацию.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Gusev AV, Artemova OR, Vasiliev YuA, et al. Integration of AI-based software as a medical device into Russian healthcare system: results of 2023. *National Health Care (Russia)*. 2024; 5: 17-24. doi: 10.47093/2713-069X.2024.5.2.17-24.
2. Vasilev YA, Sychev DA, Bazhin AV, et al. Autonomous artificial intelligence for sorting results of preventive radiological examinations of chest organs: medical and economic efficiency. *Digital Diagnostics*. 2025; 6: 5-22. doi: 10.17816/DD641703.
3. Hwang EJ, Park J, Hong W, et al. Artificial intelligence system for identification of false-negative interpretations in chest radiographs. *European Radiology*. 2022; 32: 4468-4478. doi: 10.1007/s00330-022-08593-x.
4. De Groot PM, Carter BW, Abbott GF, et al. Pitfalls in Chest Radiographic Interpretation: Blind Spots. *Seminars in Roentgenology*. 2015; 50: 197-209. doi: 10.1053/j.ro.2015.01.008.
5. Пилус П.С., Дрокин И.С., Баженова Д.А., и др. Оценка перспектив использования технологий искусственного интеллекта для анализа КТ-изображений органов грудной клетки с целью выявления признаков злокачественных новообразований в легких. *Медицинская визуализация*. 2023; 27(2): 138-146. [Pilyus PS, Drokin IS, Bazhenova DA, et al. Otsenka perspektiv ispol'zovaniya tekhnologiy iskusstvennogo intellekta dlya analiza KT-izobrazheniy organov grudnoy kletki s tsel'yu vyyavleniya priznakov zlokachestvennykh novoobrazovaniy v legkikh. *Meditinskaya vizualizatsiya*. 2023; 27(2): 138-146. (In Russ.)]. doi: 10.24835/1607-0763-2023-2-138-146.
6. Hofmeister J, Garin N, Montet X, et al. Validating the accuracy of deep learning for the diagnosis of pneumonia on chest x-ray against a robust multimodal reference diagnosis: a post hoc analysis of two prospective studies. *European Radiology Experimental*. 2024; 8: 20. doi: 10.1186/s41747-023-00416-y.
7. Сервисы искусственного интеллекта в лучевой диагностике.. Доступно по: <https://mosmed.ai/>. Ссылка активна на 05.09.2025. [Servisy iskusstvennogo intellekta v luchevoi diagnostike. Available at: <https://mosmed.ai/>. Accessed: 05.09.2025. (In Russ.)]
8. Искусственный интеллект в лучевой диагностике: Per Aspera Ad Astra / Под ред. Ю.А. Васильева и А.В. Владзимирского. М.: Издательские решения; 2025. 491 с. [Vasil'ev YuA, Vladzimyrskiy AV, editors. *Iskusstvennyy intellekt v luchevoi diagnostike: Per Aspera Ad Astra*. Moscow: Izdatel'skie resheniya; 2025: 491. (In Russ.)]
9. Морозов С.П., Абуладзе Л.Р., Андрейченко А.Е. и др. Базовые рекомендации к работе сервисов искусственного интеллекта для лучевой диагностики: методические рекомендации. Серия «Лучшие практики лучевой и инструментальной диагностики». Вып. 119. — М.: ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ», 2022. 68 с. [Morozov SP, Abuladze LR, Andreychenko AE, et al. *Bazovye rekomendatsii k rabote servisov iskusstvennogo intellekta dlya luchevoi diagnostiki: metodicheskiye rekomendatsii. Seriya «Luchshiye praktiki luchevoy i instrumental'noy diagnostiki»*. Vyp. 119. Moscow: GBUZ «NPKTs DiT DZM»; 2022: 68. (In Russ.)]
10. Schoonjans F. MedCalc's Sample size for Area under ROC curve. Available at: <https://www.medcalc.org/calculator/sample-size-area-under-roc-curve.php>. Accessed April 05.09.2025.
11. Andropova PL, Gavrilov PV, Kazantseva IP, et al. Interexpert Agreement Between Emergency Neuroradiologists with Different Levels of Experience in the Rating of ASPECTS. *Radiology — practice*. 2022; 5: 10-25. doi: 10.52560/2713-0118-2022-5-10-25.
12. Wetcher-Hendricks D. An Expanded McNemar Approach for Evaluation of Longitudinal Data 2025. Preprints 2025. doi: 10.20944/preprints202503.2111.v1.

СТРЕЛЬНИКОВ С.С.,

к.ф.н., ФГБОУ ВО «Тюменский государственный медицинский университет»
Министерства здравоохранения Российской Федерации, г. Тюмень, Россия,
e-mail: sss15@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-3092-0022

УШАКОВА О.М.,

к.ф.н., ФГБОУ ВО «Тюменский государственный медицинский университет»
Министерства здравоохранения Российской Федерации, г. Тюмень, Россия,
e-mail: ushakova.om@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-2247-9003

БРЫНЗА Н.С.,

д.м.н., профессор, ФГБОУ ВО «Тюменский государственный медицинский университет»
Министерства здравоохранения Российской Федерации, г. Тюмень, Россия,
e-mail: brynzans@tyumsmu.ru, ORCID: 0000-0001-5985-1780

ГОРБУНОВА О.П.,

к.м.н., ФГБОУ ВО «Тюменский государственный медицинский университет»
Министерства здравоохранения Российской Федерации, г. Тюмень, Россия,
e-mail: gorbunovaop@tyumsmu.ru, ORCID: 0000-0003-2830-2038

ПАЮСОВА Т.И.,

ФГАОУ ВО «Тюменский государственный университет», г. Тюмень, Россия,
e-mail: t.i.payusova@utmn.ru, ORCID: 0000-0003-4923-1689

ВАЛИДАЦИЯ И ОЦЕНКА ПРИГОДНОСТИ ОПРОСНИКА SNAIL ДЛЯ ИЗМЕРЕНИЯ ИИ-ГРАМОТНОСТИ МЕДИЦИНСКИХ РАБОТНИКОВ

DOI: 10.25881/18110193_2026_2_50

Аннотация. Целью исследования была валидация русскоязычной версии опросника SNAIL (Scale for the Assessment of Non-experts' AI Literacy) и оценка его пригодности для измерения ИИ-грамотности медицинских работников. **Материалы и методы:** онлайн-опрос; две выборки — медицинские работники ($n = 657$ после фильтрации) и студенты информационных технологий/математических направлений ($n = 180$). Психометрический анализ включал α Кронбаха для субшкал, сравнений внутри групп (t -критерии для парных выборок с поправкой Бонферрони) и между группами (U -критерий Манна-Уитни).

Результаты: внутренняя согласованность хорошая/очень хорошая. Студенты статистически значимо превосходили медработников по всем субшкалам и интегральному показателю. Внутри групп у медработников критическая оценка больше практического применения, причем оба показателя были больше технического понимания; у студентов техническое понимание ниже двух других субшкал, тогда как критическая оценка и практическое применение не различались.

Заключение: русская версия SNAIL демонстрирует надежность и дискриминантную валидность и может применяться для мониторинга ИИ-грамотности медработников и планирования образовательных интервенций; ограничение — самооценочный характер шкалы.

Ключевые слова: искусственный интеллект, ИИ-грамотность, медицинские работники, студенты, психометрия, воспроизводимость результатов.

Для цитирования: Стрельников С.С., Ушакова О.М., Брынза Н.С., Горбунова О.П., Паюсова Т.И. Валидация и оценка пригодности опросника Snail для измерения ИИ-грамотности медицинских работников. Врач и информационные технологии. 2026; 2: 50-57. DOI: 10.25881/18110193_2026_2_50.

STRELNIKOV S.S.,

PhD, Tyumen State Medical University of the Russian Ministry of Health, Tyumen, Russia,
e-mail: sss15@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-3092-0022

USHAKOVA O.M.,

PhD, Tyumen State Medical University of the Russian Ministry of Health, Tyumen, Russia,
e-mail: ushakova.om@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-2247-9003

BRYNZA N.S.,

DSc, Professor, Tyumen State Medical University of the Russian Ministry of Health, Tyumen, Russia,
e-mail: brynzans@tyumsmu.ru, ORCID: 0000-0001-5985-1780

GORBUNOVA O.P.,

PhD, Tyumen State Medical University of the Russian Ministry of Health, Tyumen, Russia,
e-mail: gorbunovaop@tyumsmu.ru, ORCID: 0000-0003-2830-2038

PAYUSOVA T.I.,

Tyumen State University, Tyumen, Russia,
e-mail: t.i.payusova@utmn.ru, ORCID: 0000-0003-4923-1689

VALIDATION AND EVALUATION OF THE SNAIL QUESTIONNAIRE FOR MEASURING THE AI-LITERACY OF HEALTHCARE PROFESSIONALS

DOI: 10.25881/18110193_2026_2_50

Abstract. *The aim of the study was to validate the Russian-language version of the SNAIL (Scale for the Assessment of Non-experts' AI literacy) questionnaire and evaluate its suitability for measuring AI literacy of healthcare professionals.*

Materials and methods: online survey; two samples — healthcare professionals ($n = 657$ after filtering) and students in information-technology/mathematics programs ($n=180$). Psychometric analysis included Cronbach's alpha for the subscales, within-group comparisons (paired-samples t -tests with Bonferroni correction), and between-group comparisons (Mann-Whitney U test).

Results: internal consistency was good to very good. Students significantly outperformed healthcare professionals on all subscales and on the total score. Within groups, healthcare professionals had more critical evaluation, more practical application, and more technical understanding; among students, technical understanding was lower than the other two subscales, whereas critical appraisal and practical application did not differ.

Conclusion: The Russian version of SNAIL questionnaire demonstrates reliability and discriminant validity and can be used to monitor healthcare workers' AI literacy and plan educational interventions; a limitation is the self-report nature of the scale.

Keywords: Artificial Intelligence, AI-Literacy, Healthcare professionals, Students, Psychometrics, Reproducibility of Results.

For citation: Strelnikov S.S., Ushakova O.M., Brynza N.S., Gorbunova O.P., Payusova T.I. Validation and evaluation of the Snail questionnaire for measuring the AI-literacy of healthcare professionals. Medical doctor and information technology. 2026; 2: 50-57. DOI: 10.25881/18110193_2026_2_50.

ВВЕДЕНИЕ

Распространение технологий искусственного интеллекта (ИИ) в сфере медицины и здравоохранения предполагает, что профессиональные компетенции медицинских работников не ограничиваются предметным полем естественных наук, но включают в себя расширенную экспертизу в сфере технического обеспечения процесса принятия решений. Цифровая грамотность и базовые IT-навыки официально заявляются Минздравом России как часть таковой экспертизы врача в будущем [1]. Когнитивные цифровые умения рассматриваются учёными как составляющая взаимодействия врачей с интеллектуальными системами поддержки принятия решений [2]. Взаимодействие с ИИ в части критической оценки результатов его функционирования и влияния на собственные решения видится детерминантой профессионального роста врача [3]. От системы здравоохранения в этих условиях требуется обеспечение возможностей для адекватного обучения информационным технологиям [4], в частности, использованию ИИ в профессиональной деятельности.

Качественной характеристикой степени освоения технологий ИИ, выраженной не только в технических навыках, но и в критическом отношении к технологии ИИ, можно считать концепт грамотности в сфере ИИ (также ИИ-грамотность, англ. «AI literacy») [5]. Теоретический аспект ИИ-грамотности освещался нами ранее [6]. Дополним, что ИИ-грамотность как концепт, связанный с личностью, во-первых, отражает сложные отношения между качествами личности, явленными в действиях и аффектах, и потому носит многосоставной характер, во-вторых, индивидуально дифференцирован, и потому может быть измерен. Потребность же в измерении ИИ-грамотности обусловлена практическими задачами оценки уровня компетенций среди разных групп специалистов, анализом динамики их развития, формированием образовательных программ, определением направлений инвестиций в развитие человеческого капитала.

Структура и измеримость ИИ-грамотности представляет собой отдельную исследовательскую проблему, решение которой заключается в выработке квалитетического инструментария. Согласно систематическому обзору, проведенному Lintner T., на данный момент известно

не менее 16 шкал для оценки ИИ-грамотности разной степени качества, но ни один из методов в полной мере не соответствует стандарту оценки методологического качества и надёжности инструментов измерения в здравоохранении COSMIN (COnsensus-based Standards for the selection of health Measurement INstruments), а возможность кросс-культурной валидации дополнительно осложняется отсутствием открытых исходных данных оценки ИИ-грамотности [7]. Нам не удалось найти русскоязычные варианты оценки уровня ИИ-грамотности медицинских работников. Для адаптации нами была выбрана методика оценки грамотности в сфере ИИ за авторством M.Laupichler с соавторами — Scale for the assessment of non-experts AI literacy (SNAIL) [8]. Её привлекательность определяется, прежде всего, изначальной ориентацией на неспециалистов в сфере ИИ: апробация опросника проводилась авторами на материалах опроса студентов-медиков [9]. Это позволяет предположить возможность её использования для оценки уровня ИИ-грамотности медицинских работников в России. Мы полагаем, что такой уровень будет отличаться у групп с различающимся образовательным и профессиональным бэкграундом.

Целью работы является валидация русскоязычной версии опросника SNAIL и оценка его пригодности для измерения ИИ-грамотности медицинских работников России.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Шкала оценки ИИ-грамотности для неспециалистов SNAIL предназначена для оценки грамотности в области ИИ в целом, и по трём отдельным факторам (субшкалам):

- техническое понимание (Technical Understanding, TU) — 14 пунктов, посвящённых базовым методам машинного обучения, разнице между слабым и сильным ИИ, взаимодействию компьютерных сенсоров и ИИ и т. д.;
- критическая оценка (Critical Appraisal, CA) — 10 пунктов, посвящённых конфиденциальности и безопасности данных, этическим вопросам, рискам и слабым сторонам и т. д.;
- практическое применение (Practical Application, PA) — 7 пунктов, посвящённых использованию ИИ в повседневной жизни, примерам технических приложений, поддерживаемых ИИ, и т. д.

Каждый пункт представляет собой утверждение по одному конкретному аспекту грамотности в области ИИ (например, «Я могу объяснить, почему необходимо обеспечение конфиденциальности данных при разработке и использовании ИИ-программ»), которое оценивается по 7-балльной шкале Лайкерта от 1 («категорически не согласен») до 7 («полностью согласен»). Также в структуре анкеты есть два вопроса для контроля внимания: один носит характер вопроса-ловушки (респонденту предлагается согласиться с очевидно не относящимся к нему утверждением «Я считаю себя одним из топ-10 мировых экспертов в сфере ИИ»), а другой предлагает отметить 3 в качестве ответа на вопрос. Вопросы предъявлялись респондентам в случайном порядке.

Оригинальный текст опросника был составлен на немецком языке, в публикации отражен текст вопросов на английском. Перевод на русский язык осуществлялся двумя авторами-экспертами в сфере ИИ, владеющими английским языком, один из авторов также владеет немецким. Были представлены две версии перевода, которые затем сопоставлялись друг с другом, с английской и немецкой версиями. В случае расхождения проводилось дополнительное обсуждение. В результате был сформирован текст опросника на русском языке (Приложение).

Опрос проводился на платформе Google Forms в период с 10 сентября по 21 октября 2025 года. Участники опроса были разделены на две группы:

- группа медицинских работников — врачей и среднего медицинского персонала бюджетных учреждений здравоохранения Тюменской области. Ссылка для участия в опросе была направлена через массовую электронную рассылку от имени Департамента здравоохранения региона. Численность группы респондентов составила 928 человек;
- группа студентов — обучающиеся Тюменского государственного университета (II–V курсы) следующих специальностей и направлений подготовки: «Компьютерная безопасность», «Информационная безопасность автоматизированных систем», «Информационная безопасность», «Математика», «Математическое обеспечение и администрирование информационных систем», «Информационные системы и технологии», «Прикладная

информатика», «Механика и математическое моделирование». Ссылка для участия в опросе направлялась преподавателями вуза через мессенджеры и инструменты рассылки в электронной информационной образовательной среде. Численность этой группы респондентов составила 191 человек. Размер полученной выборки превышает ориентиры, предложенные Comrey и Lee для проведения факторного анализа [10].

Респонденты давали ответы на вопросы добровольно, дизайн анкеты не предполагал сбор и обработку персональных данных, что определило анонимность полученных результатов. Отдельного согласия на обработку персональных данных участники опроса не подписывали.

Обработка данных проводилась с использованием языка программирования Python 3.12, программного пакета IBM SPSS 27, для организации таблиц использовался табличный процессор Microsoft Excel 2019. Для всех статистических тестов уровень значимости $\alpha = 0,05$.

Для выявления уровня ИИ-грамотности двух групп респондентов рассчитывались средние значения баллов как по всем вопросам шкалы SNAIL, так и внутри субшкал. Для проверки степени согласованности вопросов трёх субшкал SNAIL использовался расчет показателя α Кронбаха, для чего была подготовлена программа на Python. Для выявления статистической значимости различий между субшкалами TU, CA и PA внутри групп применялся t-критерий Стьюдента для парных выборок с коррекцией Бонферрони и последующей оценкой размера эффекта d Козна.

Для установления значимости различий между группами медицинских работников и студентом использовался критерий Манна-Уитни для независимых выборок. Для проверки соблюдения предпосылок параметрических критериев предварительно был выполнен анализ распределения данных. Для каждой группы и каждой субшкалы (TU, CA, PA), а также для интегрального показателя SNAIL рассчитывался критерий Шапиро-Уилка, что позволило оценить отклонения от нормальности при больших выборках. Равенство дисперсий между независимыми группами проверялось с помощью критерия Левиня; при его нарушении использовался t-критерий Уэлча. Такой подход обеспечивает воспроизводимость анализа.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Из 928 принявших участие в опросе группы врачей был исключен, как не прошедший проверку на внимательность заполнения, 271 ответ (29,2%), в результате в обработку попали 657 ответов. Из 191 ответа студентов аналогично было исключено 11 ответов (5,7%), в обработку попали 180 ответов. Описательные характеристики баллов по группам опрошенных приведены в таблице 1, средние баллы представлены на рисунке 1.

Показатель α Кронбаха в обеих группах демонстрирует высокие значения: в группе медицинских работников по шкале TU – $\alpha = 0,93$, CA – $\alpha = 0,92$, PA – $\alpha = 0,87$; в группе студентов по TU – $\alpha = 0,94$, CA – $\alpha = 0,83$, PA – $\alpha = 0,77$.

В группе медицинских работников средний балл TU оказался статистически значимо ниже CA: $M = -0,72$, 95% ДИ $[-0,77; -0,66]$, $t(656) = -25,42$, $p < 0,001$, $d = 0,99$. Баллы по шкале TU также были ниже баллов по шкале PA: $M = -0,43$, 95% ДИ $[-0,49; -0,38]$, $t(656) = -16,21$, $p < 0,001$, $d = 0,63$. Баллы CA оказались выше баллов PA: $M = 0,28$, 95% ДИ $[0,24; 0,33]$, $t(656) = 11,89$, $p < 0,001$, $d = 0,46$.

В группе студентов средние баллы CA и PA оценены одинаково: разность средних статистически незначима, $t(179) = -0,29$, $p = 0,770$. В то же время балл по шкале TU оказался статистически значимо ниже как CA – $M = -0,23$, 95% ДИ $[-0,33; -0,13]$, $t(179) = -4,38$, $p < 0,001$, $d = 0,33$, так и PA – $M = -0,24$, 95% ДИ $[-0,33; -0,15]$, $t(179) = -5,10$, $p < 0,001$, $d = 0,38$.

Для сравнения общего балла SNAIL у студентов и медицинских работников был использован критерий Манна-Уитни. Результат показал, что распределения существенно различаются, $U = 103\,823$, $Z = 15,55$, $p < 0,001$. Оценка Ходжеса-Лемана показала, что медиана SNAIL у группы студентов выше медианы группы медицинских работников на 1,45 балла (95% ДИ $[1,32; 1,61]$). Эффект велик ($r = 0,54$).

Для сравнения субшкал SNAIL у студентов и медицинских работников использовался критерий Манна-Уитни с поправкой Бонферрони ($\alpha = 0,05/3 = 0,017$). Показано, что студенты статистически значимо превосходят медицинских работников по шкалам TU ($U = 103\,204$, $Z = 15,34$,

Таблица 1 – Описательные характеристики баллов по опроснику SNAIL для медицинских работников и студентов

Показатель	Группа	N	Среднее	Медиана	Ст. отклонение	Асимметрия	Эксцесс
TU (Техническое понимание)	Врачи	657	3,93	4	1,11	0,03	-0,32
	Студенты	180	5,58	5,93	0,91	-1,31	1,06
CA (Критическое восприятие)	Врачи	657	4,65	4,8	1,11	-0,48	0,09
	Студенты	180	5,81	5,9	0,58	-1,51	4,16
PA (Практическое применение)	Врачи	657	4,37	4,5	1,15	-0,25	-0,31
	Студенты	180	5,82	6	0,67	-1,68	3,97
SNAIL (Общий показатель)	Врачи	657	4,27	4,32	1,05	-0,21	-0,13
	Студенты	180	5,71	5,94	0,67	-1,54	2,34

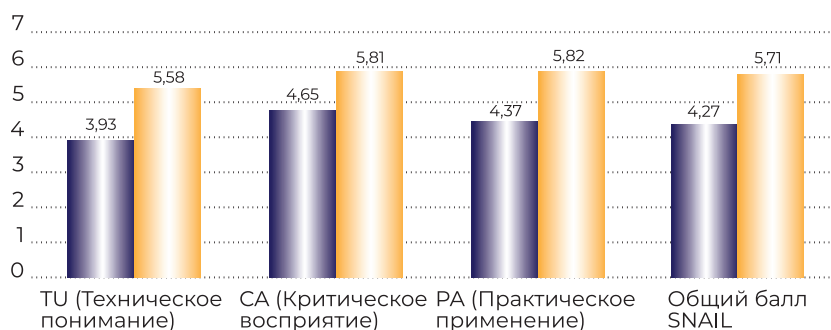


Рисунок 1 – Средние баллы по опроснику SNAIL для медицинских работников и студентов.

$p < 0,001$, $r = 0,53$); PA ($U = 102\ 885$, $Z = 15,24$, $p < 0,001$, $r = 0,53$); CA ($U = 98\ 630,5$, $Z = 13,75$, $p < 0,001$, $r = 0,48$). Все различия остаются значимыми после поправки Бонферрони. При этом разрыв по CA несколько меньше, чем по TU и PA.

ОБСУЖДЕНИЕ

Приведенные коэффициенты α Кронбаха демонстрируют хорошую и очень хорошую внутреннюю согласованность субшкал как в группе медицинских работников, так и в группе студентов: это говорит о том, что группы вопросов измеряют общий концепт. Несколько более низкие значения у студентов по шкалам критического восприятия и практического применения могут объясняться суженным диапазоном ответов (потолочный эффект) и большей содержательной неоднородностью этой группы. Следует учитывать, что более высокое значение по субшкале технического понимания связано также с большей длиной субшкалы. Полученные значения подтверждают, что пункты внутри каждой субшкалы измеряют один и тот же конструкт и пригодны для сравнительного анализа в разных выборках.

Результаты выявили четкую иерархию в структуре ИИ-грамотности медицинских работников. Наиболее развитой компетенцией оказалось критическое восприятие ИИ, что отражает способность врачей оценивать риски, ограничения и этические аспекты ИИ. Практические навыки применения ИИ занимают промежуточное положение, в то время как техническое понимание принципов работы ИИ является наименее развитым компонентом. Такая структура компетенций соответствует профессиональному профилю медицинских работников, для которых критическое мышление и оценка технологий с позиции безопасности пациента являются приоритетными, в то время как глубокое техническое понимание может восприниматься как менее необходимая компетенция. Напротив, факторы, формирующие компетенции по SNAIL у студентов, имеют более сбалансированный профиль: критическое восприятие и практическое применение ИИ развиты практически одинаково, в то время как техническое понимание лишь незначительно отстает от обоих этих факторов, что контрастирует с иерархически выстроенными факторами ИИ-грамотности медицинских работников.

Полученные данные показывают устойчивое и однонаправленное различие между группами по всем компонентам ИИ-грамотности: студенты демонстрируют более высокие значения, чем медицинские работники, как в разрезе субшкал, так и общего показателя SNAIL. При этом характер распределения у двух групп разный: показатели медицинских работников ближе к нормальным, их вариативность выше, что говорит о более «широкой» и неоднородной оценке уровне ИИ-грамотности в медицинской среде. У студентов, напротив, сильная отрицательная асимметрия и высокий эксцесс, что свидетельствует о ярко выраженном «потолочном эффекте»: вероятно, повлияло участие в опросе студентов старших курсов, которые уже имели возможность применения технологий ИИ в учебных проектах, и высоко оценивают собственные компетенции. Кроме того, опрошенные студенты, чья будущая специальность напрямую связана с информационными технологиями и точными науками, скорее всего, чаще сталкиваются с ИИ в учебной деятельности, формулировки вопросов могут казаться им знакомыми, поэтому оценки могут быть выше, даже при отсутствии опыта работы по профессии. Вполне возможно, что более однородная выборка студентов могла бы сгладить этот эффект.

Важно отметить, что разница по критическому восприятию между медицинскими работниками и студентами по субшкале критического восприятия меньше, чем по двум другим шкалам. Такой результат можно объяснить в пользу врачей: это может быть свидетельством развитого клинического мышления, привычно работающего с рисками, конфиденциальностью и ответственностью, в то время как восприятие технического аспекта («как это устроено?») и практического аспекта («как с этим работать?») может вызывать у них сравнительно больше затруднений.

Существенная доля исключенных анкет в группе медицинских работников может объясняться спецификой формирования выборки, условиями информирования о проведении опроса, загруженностью рабочими задачами, что образует дефицит личного ресурса для участия в опросе. Показательно сравнительно меньшее количество отфильтрованных ответов группы студентов, что может говорить о большей

приверженности прохождению опроса. В этих условиях целесообразным считаем сохранение вопросов для проверки внимательности заполнения ответов и полагаем возможным учесть это в практике реализации прочих, не связанных с данным исследованием, предполагающих анкетирование.

Основное ограничение методики измерения уровня ИИ-грамотности видится в субъективности такой оценки респондентами: опрос не предполагает выявление реальных знаний как результата какого-либо обучения, он базируется исключительно на самооценке. Отсутствие возможности прямого кросс-культурного сравнения с оригинальным датасетом ограничивает анализ метрической эквивалентности, однако проведенная валидация демонстрирует удовлетворительные измерительные свойства методики в русскоязычной выборке.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Результаты исследования подтверждают внутреннюю структурную и дискриминантную валидность адаптированного опросника

SNAIL. Высокая внутренняя согласованность субшкал свидетельствует о надежности методики. Обнаруженная предсказуемая паттерн-разница между субшкалами TU, CA и PA соответствует теоретической модели конструкта, а дискриминантная валидность подтверждается статистически значимыми различиями между группами с различным известным образовательным и профессиональным бэкграундом. Таким образом, адаптированная версия SNAIL может применяться для измерения уровня ИИ-грамотности русскоязычных медицинских специалистов, в том числе для образовательных целей: в частности, для выявления «слепых зон» и дефицита компетенций как у отдельных врачей, так и в целом в медицинском сообществе. В перспективе это позволит более точно определять содержание образовательных курсов повышения квалификации и переподготовки.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов при выполнении работы.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Лебедева Д. Мурашко заявил, что в XXI веке карьера врача станет длиннее на 20 лет [Интернет]. Медвестник. Доступно по: <https://medvestnik.ru/content/news/Murashko-zayavil-cto-v-XXI-veke-karera-vracha-stanet-dlinnee-na-20-let.html>. [Lebedeva D. Murashko stated that in the 21st century, a doctor's career will become 20 years longer [Internet]. Medvestnik. Available from: <https://medvestnik.ru/content/news/Murashko-zayavil-cto-v-XXI-veke-karera-vracha-stanet-dlinnee-na-20-let.html> (In Russ.)]
2. Баранова Т.В., Гурцкой Л.Д., Смирнова Е.К., Андрусов В.Э., Бурковская Ю.В. Цифровые компетенции медицинского работника: современный стандарт профессионализма // Ремедиум. — 2025. — №29(2). — С.162-166. [Baranova TV, Gurtsoy LD, Smirnova EK, Andrusov VE, Burkovskaya YuV. Digital competencies of medical professionals: the modern standard of professionalism. Remedium. 2025; 29(2): 162-166. (In Russ.)] doi: 10.32687/1561-5936-2025-29-2-162-166.
3. Демкина А.Е., Шмидт Д.А. Актуальные компетенции современного врача: результаты анализа экспертных интервью. Государственное и муниципальное управление // Ученые записки. — 2025. — №2. — С.241-251. [Demkina AE, Shmidt DA. Current competencies of the modern physician: results of expert interview analysis. Gosudarstvennoe i munitsipalnoe upravlenie. Uchenye zapiski. 2025; 2: 241-251. (In Russ.)]
4. Казанфарова М.А., Велданова М.В., Природова О.Ф., Ардаширова Н.С., Жулина Ю.С., Чистякова С.Ю. Цифровые компетенции в практике медицинского персонала: результаты опроса 18 000 врачей и медсестер на портале непрерывного медицинского и фармацевтического образования // Врач и информационные технологии. — 2024. — №2. — С.52-67. [Kazanfatova MA, Veldanova MV, Prirodova OF., Ardashirova NS, Zhulina YuS, Chistyakova SYu. Digital competencies in medical practice: results of a survey of 18,000 doctors and nurses on the Continuing Medical and Pharmaceutical Education portal. Vrach i informatsionnye tekhnologii. 2024; 2: 52-67. (In Russ.)] doi: 10.25881/18110193_2024_2_52.
5. Иванова А.Е., Тарасова К.В., Талов Д.П. Между интересом и умением: как студенты воспринимают и применяют ИИ // Высшее образование в России. — 2025. — №34(8-9). — С.9-32. [Ivanova AE, Tarasova KV, Talov DP. Between interest and skill: how students perceive and apply AI. Vysshee obrazovanie v Rossii. 2025; 34(8-9): 9-32. (In Russ.)] doi: 10.31992/0869-3617-2025-34-8-9-9-32.

6. Стрельников С.С., Вохминцев А.П., Каткова А.Л., Ушакова О.М. Потенциал влияния ИИ-грамотности на информационное поведение студентов // Мир науки. Педагогика и психология. — 2024. — №12(4). [Strelnikov SS, Vokhmintsev AP, Katkova AL, Ushakova OM. The potential impact of AI literacy on students' information behavior. Mir nauki. Pedagogika i psikhologiya. 2024; 12(4). (In Russ.)]
7. Lintner T. A systematic review of AI literacy scales. NPJ Sci Learn. 2024; 9(1): 50. doi: 10.1038/s41539-024-00264-4.
8. Laupichler MC, Aster A, Haverkamp N, Raupach T. Development of the "Scale for the assessment of non-experts' AI literacy" — An exploratory factor analysis. Computers in Human Behavior Reports. 2023; 12: 100338. doi: 10.1016/j.chbr.2023.100338.
9. Laupichler MC, Aster A, Meyerheim M, Raupach T, Mergen M. Medical students' AI literacy and attitudes towards AI: a cross-sectional two-center study using pre-validated assessment instruments. BMC Med Educ. 2024; 24(1): 401. doi: 10.1186/s12909-024-05400-7.
10. Comrey AL, Lee HB. A first course in factor analysis. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates; 1992.

ПРИЛОЖЕНИЕ. БЛАНК ОПРОСНИКА SNAIL

Укажите степень вашего согласия с каждым утверждением по шкале от 1 (категорически не согласен) до 7 (полностью согласен). Утверждения отражают вашу собственную оценку своих компетенций в области ИИ. Правильных и неправильных ответов не существует. Пожалуйста, отвечайте честно и внимательно.

В какой степени следующие утверждения о компетенциях в области ИИ применимы к вам?

Я могу....	
1	описать, как тренируют, валидизируют и тестируют модели машинного обучения
2	объяснить, как глубокое обучение соотносится с машинным обучением
3	объяснить, чем системы, основанные на правилах, отличаются от систем машинного обучения
4	объяснить, как ИИ-приложения принимают решения
5	объяснить, на базовом уровне, как работает обучение с подкреплением (в контексте машинного обучения)
6	объяснить разницу между «сильным» и «слабым» ИИ
7	объяснить, как датчики используются компьютерами для сбора данных, которые могут быть использованы в целях ИИ.
8	объяснить, что означает термин «искусственная нейронная сеть»
9	объяснить, в общих чертах, как работает машинное обучение
10	объяснить разницу между обучением с учителем и обучением без учителя (в контексте машинного обучения)
11	описать понятие объяснимого ИИ
12	описать, как некоторые ИИ-системы могут действовать в своей среде и реагировать на неё
13	описать понятие больших данных
14	оценить, выходит ли изображение возможностей ИИ в медиа (фильмах, компьютерных играх) за пределы его реальных возможностей
15	объяснить, почему необходимо обеспечение конфиденциальности данных при разработке и использовании ИИ-программ
16	объяснить, почему необходимо обеспечение информационной безопасности при разработке и использовании ИИ-программ
17	определить этические проблемы, связанные с ИИ
18	описать риски, которые могут возникнуть при использовании систем ИИ
19	назвать слабые стороны ИИ
20	описать потенциальные юридические проблемы, которые могут возникнуть при использовании ИИ
21	критически осмыслить потенциальное влияние ИИ на личность и общество
22	описать, почему люди играют важную роль в развитии систем ИИ
23	объяснить, почему данные играют важную роль в развитии и применении систем ИИ
24	описать, что такое ИИ
25	привести примеры из своей повседневной жизни (личной или профессиональной), где я контактирую с ИИ
26	назвать примеры технических приложений, поддерживаемых ИИ
27	сказать, используется ли ИИ в работе технологий, которые я применяю
28	дать оценку, может и должна ли та или иная проблема в моей профессиональной области быть решена при помощи ИИ
29	назвать приложения, в которых применяется обработка естественного языка при помощи ИИ
30	объяснить, почему ИИ в последнее время становится все более важен
31	критически оценить применение ИИ как минимум в одной предметной области
a	Я считаю себя одним из топ-10 мировых экспертов в сфере ИИ
b	Пожалуйста, выберите «3 — Скорее, не согласен» в ответе на этот вопрос

ДРОЗДОВА Л.Ю.,

к.м.н., доцент, ФГБУ «НМИЦ ТПМ» Минздрава России, г. Москва, Россия;
ФГБОУ ВО «Российский университет медицины» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: ldrozdova@gnicpm.ru, ORCID: 0000-0002-4529-3308

ЕГОРОВ В.А.,

к.м.н., ФГБУ «НМИЦ ТПМ» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: vegorov@gnicpm.ru, ORCID: 0000-0001-8627-6160

КОРСУНСКИЙ Д.В.,

ФГБУ «НМИЦ ТПМ» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: kors.dimitry@gmail.com, ORCID: 0000-0003-0306-6139

РАКОВСКАЯ Ю.С.,

ФГБУ «НМИЦ ТПМ» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: yus.rakovskaya@gmail.com, ORCID: 0000-0001-5620-7770

МЕЩЕРЯКОВА А.М.,

ООО «ПТМ», г. Москва, Россия,
e-mail: ask@3opinion.ai, ORCID: 0000-0002-2409-0018

ДРАПКИНА О.М.,

д.м.н., профессор, академик РАН, ФГБУ «НМИЦ ТПМ» Минздрава России, г. Москва, Россия;
ФГБОУ ВО «Российский университет медицины» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: drapkina@gnicpm.ru, ORCID: 0000-0002-4453-8430

ПОВЫШЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПОПУЛЯЦИОННОГО СКРИНИНГА РАКА МОЛОЧНОЙ ЖЕЛЕЗЫ С ПРИМЕНЕНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА: РЕЗУЛЬТАТЫ ПИЛОТНОГО ВНЕДРЕНИЯ В СУБЪЕКТАХ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

DOI: 10.25881/18110193_2026_2_58

Аннотация. Обоснование. Рак молочной железы (РМЖ) занимает лидирующее место в структуре онкологической заболеваемости женщин в России. Несмотря на широкий охват диспансеризацией, показатели заболеваемости на ранних стадиях (0-II) остаются недостаточными вследствие дефицита кадров рентгенологической службы, высокой нагрузки на специалистов и субъективности интерпретации маммограмм.

Цель исследования. Оценить медицинскую эффективность внедрения технологий искусственного интеллекта (ИИ) в описание результатов маммографии в ходе профилактических медицинских осмотров (ПМО) и диспансеризации отдельных групп взрослого населения (ДОГВН) в части повышения выявляемости злокачественных новообразований молочной железы.

Материалы и методы. Проведено мультицентровое обсервационное исследование с историческим контролем на базе медицинских организаций 6 субъектов РФ (Брянская, Саратовская, Новосибирская, Сахалинская области, Камчатский и Хабаровский края). За период исследования в пилотных регионах выполнено 677 652 маммографических исследования в рамках ПМО и ДОГВН, из которых ИИ-анализ сервиса «Третье Мнение» (РЗН 2022/16534) проведён по 247 514 исследованиям (36,6%). Доля исследований, переданных на ИИ-обработку, варьировала от 18,0% (Хабаровский край) до 79,6% (Камчатский край). Группой сравнения явились 553 011 исследований из тех же регионов за 2023 г. Корреляционный анализ выполнен методом ранговой корреляции Спирмена.

Результаты. Первичная заболеваемость РМЖ по 6 регионам увеличилась с 165,5 (2023 г.) до 270,3 (2024-2025 гг.) на 100 тыс. маммографий (+63,4%). Заболеваемость на стадиях 0-II возросла с 144,5 до 212,4 (+47,0%). Доля BI-RADS 4-5 составила 23,6% при использовании ИИ против 10,8% при рутинном чтении. Выявлена статистически значимая ранговая корреляция охвата ИИ с долей BI-RADS 4-5 ($\rho = 0,886$; $p = 0,019$; $n = 6$).

Заключение. Внедрение ИИ в описание результатов маммографии в ходе ПМО/ДОГВН ассоциировано с ростом первичной выявляемости РМЖ и числа случаев, диагностированных на ранних стадиях. Медицинская эффективность соответствует данным крупных рандомизированных исследований. Масштабирование требует организационного сопровождения.

Ключевые слова: рак молочной железы, скрининг, заболеваемость, искусственный интеллект, диспансеризация, маммография, организация здравоохранения.

Для цитирования: Дроздова Л.Ю., Егоров В.А., Корсунский Д.В., Раковская Ю.С., Мещерякова А.М., Драпкина О.М. Повышение эффективности популяционного скрининга рака молочной железы с применением искусственного интеллекта: результаты пилотного внедрения в субъектах Российской Федерации. Врач и информационные технологии. 2026; 2: 58-67. DOI: 10.25881/18110193_2026_2_58.

DROZDOVA L.YU.,

PhD, Associated Professor, FGBU "NMIC TPM" of the Ministry of Health of Russia, Moscow, Russia;
FSBEI HE "ROSUNIMED" OF MOH OF RUSSIA, Moscow, Russia,
e-mail: ldrozdova@gnicpm.ru, ORCID: 0000-0002-4529-3308

EGOROV V.A.,

PhD, FGBU "NMIC TPM" of the Ministry of Health of Russia, Moscow, Russia,
e-mail: vegorov@gnicpm.ru, ORCID: 0000-0001-8627-6160

KORSUNSKIY D.V.,

FGBU "NMIC TPM" of the Ministry of Health of Russia, Moscow, Russia,
e-mail: kors.dimitry@gmail.com, ORCID: 000-0003-0306-6139

RAKOVSKAYA YU.S.,

FGBU "NMIC TPM" of the Ministry of Health of Russia, Moscow, Russia,
e-mail: yus.rakovskaya@gmail.com, ORCID: 0000-0001-5620-7770

MESHERYAKOVA A.M.,

Third Opinion Platform LLC, Moscow, Russia,
e-mail: ask@3opinion.ai, ORCID: 0000-0002-2409-0018

DRAPKINA O.M.,

DSc, Professor, Academician of the Russian Academy of Sciences,
FGBU "NMIC TPM" of the Ministry of Health of Russia,
FSBEI HE "ROSUNIMED" OF MOH OF RUSSIA, Moscow, Russia,
e-mail: drapkina@gnicpm.ru, ORCID: 0000-0002-4453-8430

IMPROVING THE EFFECTIVENESS OF POPULATION-BASED BREAST CANCER SCREENING USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE: RESULTS OF A PILOT IMPLEMENTATION IN REGIONS OF THE RUSSIAN FEDERATION

DOI: 10.25881/18110193_2026_2_58

Abstract. Breast cancer (BC) remains the leading cancer morbidity among women in Russia. Despite widespread screening, early-stage (0-II) incidence rates are low due to insufficient radiology staff, high consultation loads, and the combination of unsatisfactory mammograms.

Objective. To evaluate the effectiveness of artificial intelligence (AI) technology in interpreting mammography results during preventive medical examinations (PMEs) and early adult screenings (EAS) in reducing the detection rate of malignant breast tumors.

Materials and methods. A multicenter observational study with historical control was conducted at healthcare facilities in six constituent entities of the Russian Federation (Bryansk, Saratov, Novosibirsk, and Sakhalin Oblasts, Kamchatka Krai, and Khabarovsk Krai). During the study period, 677,652 mammography examinations were performed in the pilot regions under the Primary Medical Association (PMA) and the Department of State Health Supervision (DOGVN), of which 247,514 (36.6%) were performed using the Third Opinion AI analysis service (RZN 2022/16534). The share of examinations submitted for AI processing ranged from 18.0% (Khabarovsk Krai) to 79.6% (Kamchatka Krai). The comparison group included 553,011 examinations from the same regions in 2023. Correlation analysis was performed using the Spearman rank correlation method.

Results. The primary BC incidence rate in 6 regions increased from 165.5 (2023) to 270.3 (2024-2025) per 100,000 mammograms (+63.4%). The incidence of stages 0-II increased from 144.5 to 212.4 (+47.0%). The share of BI-RADS 4-5 was 23.6% with the use of AI versus 10.8% with routine screening. A statistically significant rank correlation was found between AI coverage and the share of BI-RADS 4-5 ($\rho = 0.886$; $p = 0.019$; $n = 6$).

Conclusion. The introduction of AI in the description of mammography results during primary medical examinations/pre-clinical screening is associated with an increase in the primary BC detection rate and the number of cases diagnosed at early stages. Medical effectiveness is consistent with data from large randomized trials. Scaling up requires organizational support.

Keywords: breast cancer, screening, incidence, artificial intelligence, preventive medical examination, mammography, public health.

For citation: Drozdova L.Yu., Egorov V.A., Korsunskiy D.V., Rakovskaya Yu.S., Mesheryakova A.M., Drapkina O.M. Improving the effectiveness of population-based breast cancer screening using artificial intelligence: results of a pilot implementation in regions of the Russian Federation. Medical doctor and information technology. 2026; 2: 58-67. DOI: 10.25881/18110193_2026_2_58.

ВВЕДЕНИЕ

Рак молочной железы (РМЖ) остаётся наиболее распространённым злокачественным новообразованием среди женщин в России: по данным государственной статистики, в 2023 г. впервые выявлен 90 871 новый случай, показатель заболеваемости составил 106,7 на 100 тыс. женского населения [1]. Смертность от РМЖ демонстрирует тенденцию к снижению, что во многом обусловлено ростом выявления на ранних стадиях (0-II), при которых пятилетняя выживаемость превышает 92–95% [1].

Маммография является основным методом популяционного скрининга РМЖ в рамках профилактических медицинских осмотров (ПМО) и диспансеризации отдельных групп взрослого населения (ДОГВН) [2]. Вместе с тем эффективность программ ограничена дефицитом рентгенологов, высокой нагрузкой на специалистов (в ряде регионов проводится свыше 100–200 исследований в сутки), а также субъективностью интерпретации при одиночном чтении [2].

Системы поддержки принятия врачебных решений на основе компьютерного зрения предлагаются как инструмент стандартизации описания результатов лучевой диагностики. Отечественные исследования показали, что программные решения и платформы, которые используют технологии искусственного интеллекта (ИИ), повышают чувствительность выявления патологии при сопоставимой со стандартным двойным чтением специфичности [3, 4]. Международное рандомизированное исследование MASAI ($n > 105\,000$) подтвердило, что маммография с ИИ-поддержкой снижает долю «интервальных раков» при сокращении нагрузки на рентгенологов на 44% [5]. Немецкое исследование PRAIM зафиксировало прирост выявляемости 15–20% при реальном внедрении [6].

Данные реальной клинической практики (Real-World Evidence) в российских условиях остаются немногочисленными. Настоящая работа представляет результаты пилотного многорегионального проекта с участием 6 субъектов Российской Федерации.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Дизайн и участники

Проведено мультицентровое обсервационное исследование с историческим контролем.

В исследование включены данные медицинских организаций (МО), осуществляющих ПМО и ДОГВН в 6 субъектах РФ: Брянской, Саратовской, Новосибирской, Сахалинской областях, Камчатском и Хабаровском краях.

Все включённые МО применяли ИИ-сервис «Третье Мнение» (регистрационное удостоверение РЗН 2022/16534, класс риска 3) в режиме «второго прочтения» (ИИ обрабатывает исследование после первичного описания рентгенолога) или ретроспективного анализа (ИИ анализирует архив исследований с целью выявления потенциально пропущенных находок). В обоих режимах окончательное медицинское заключение принималось врачом-рентгенологом.

Критерии включения: цифровые маммографические исследования женщин 40–74 лет, выполненные в рамках ПМО/ДОГВН в пилотных регионах с июня 2024 по август 2025 г. (тестовая группа; всего $n = 677\,652$, из них обработано ИИ — 247 514, 36,6%) либо в 2023 г. (группа сравнения; $n = 553\,011$, без ИИ-анализа). Критерии исключения: повторные исследования одной пациентки в рамках одного периода; исследование по иным показаниям.

Показатели эффективности

Первичная конечная точка: частота первичного выявления злокачественных новообразований молочной железы (ЗНО МЖ) на 100 000 проведённых маммографий в рамках ПМО/ДОГВН (впервые выявленные случаи РМЖ, поставленные на диспансерный учёт, умноженные на 100 000 и делённые на число маммографий).

Вторичная конечная точка: доля случаев РМЖ, выявленных на стадиях 0-II по классификации TNM.

Дополнительный (суррогатный) показатель: доля маммограмм, классифицированных ИИ как BI-RADS 4–5 (Breast Imaging Reporting and Data System). Суррогатный показатель и показатели первичной заболеваемости (подтверждённые ЗНО МЖ по онкологическим регистрам) в расчётах не смешиваются.

Статистический анализ

Описательная статистика представлена абсолютными значениями и долями. Для оценки связи между долями маммографий, обработанных

ИИ, и долями BI-RADS 4-5 использован непараметрический критерий ранговой корреляции Спирмена (p ; $n = 6$). Уровень достоверности $p < 0,05$. Анализ выполнен в среде Python (scipy.stats).

Ограничения дизайна

Исследование имеет ряд ограничений:

- разновременность групп: не исключено влияние временного тренда заболеваемости.
- смешанные режимы ИИ («второе прочтение» / ретроспективный анализ) вносят неоднородность.
- отсутствие верификации возрастного распределения в тестовой и контрольной группах.
- малое число регионов ($n = 6$) ограничивает статистическую мощность анализа.
- не исключено влияние региональных различий в организации онкологической помощи и кадровой ротации.
- МО с нулевым числом успешно обработанных исследований: в Брянской (2 МО) и Саратовской (2 МО) областях зафиксированы учреждения без успешных ИИ-обработок; они исключены из расчёта показателя охвата во избежание искажения знаменателя.
- неоднородность состава МО: в ряде регионов (в первую очередь Хабаровский край) значительная часть ИИ-обработанных исследований выполнена в МО, не входящих в перечень организаций, проводящих ПМО/ДОГВН, что может означать иной клинический профиль пациенток (симптоматические или платные обращения).

РЕЗУЛЬТАТЫ

Общая характеристика выборок

За период исследования (июнь 2024 — август 2025 г.) в 6 пилотных регионах выполнено 677 652 маммографических исследования в рамках ПМО/ДОГВН. Из них ИИ-анализ сервиса «Третье Мнение» проведён по 247 514 исследованиям (36,6% от общего числа). Доля исследований, переданных на ИИ-обработку, существенно варьировала по регионам: от 18,0% в Хабаровском крае до 79,6% в Камчатском крае (Таблица 1). В группу сравнения (2023 г.) вошли 553 011 исследований из тех же регионов. Половозрастной состав участниц (40–74 лет) аналогичен в обеих группах в связи с едиными критериями ПМО/ДОГВН.

Динамика показателей первичной заболеваемости РМЖ

Первичная заболеваемость ЗНО МЖ по 6 субъектам возросла с 165,5 до 270,3 на 100 тыс. маммографий (+63,4%). Заболеваемость на ранних стадиях (0-II) увеличилась с 144,5 до 212,4 (+47,0%). По РФ в целом в 2024–2025 гг. аналогичный показатель составил 222,0 на 100 тыс. маммографий (2023 г. — 171,3; прирост +29,6%) [1]. Важно отметить, что в 2023 г. пилотные регионы уступали среднероссийскому уровню (165,5 против 171,3 на 100 тыс., т.е. 0,97× от уровня РФ). После внедрения ИИ показатель пилотных регионов (270,3) превысил среднероссийский (222,0) в 1,22 раза, тогда как прирост по РФ в целом составил лишь +29,6% против +63,4% в пилотных регионах (Таблица 2).

Таблица 1 – Охват ИИ-анализом и доля BI-RADS 4–5 в МО, участвующих в ПМО/ДОГВН (июнь 2024 – август 2025 г.)

Субъект РФ	Охват ИИ (%)	BI-RADS 4–5 при ИИ-обработке (%)	Патологии при рутинном чтении (%)
Камчатский край	79,6	28,1	12,7
Сахалинская область	49,4	30,9	19,3
Новосибирская область	46,2	23,5	15,0
Брянская область	38,8	22,0	7,2
Саратовская область	29,2	23,3	8,6
Хабаровский край	18,0	20,6	7,6
В целом по 6 субъектам	36,6	23,6	10,8

Примечание: охват ИИ – доля маммографий, переданных на обработку ИИ-алгоритмом, от общего числа маммографий, выполненных в рамках ПМО/ДОГВН в данном регионе. Патологии при рутинном чтении – доля исследований с отклонениями при стандартном описании рентгенологом (2024–2025 гг., те же МО).

Таблица 2 – Первичная заболеваемость ЗНО МЖ при ПМО/ДОГВН в 6 субъектах РФ до и после внедрения ИИ (на 100 тыс. маммографий)

Показатель	2023 г. (без ИИ)	2024–2025 гг. (с ИИ)	Абс. прирост	Прирост, %
Первичная заболеваемость РМЖ, всего	165,5	270,3	+104,8	+63,4
В том числе стадии 0–II	144,5	212,4	+67,9	+47,0
В том числе стадии III–IV	21,0	57,9	+36,9	+176,5
Абс. значения: случаев ЗНО / маммографий	915 / 553 011	1 832 / 677 652	–	–

Таблица 3 – Результаты корреляционного анализа (критерий Спирмена; n = 6)

Пара показателей	ρ	p
Охват ИИ (%) – доля BI-RADS 4–5 при ИИ (%)	+0,886	0,019*
Охват ИИ (%) – доля патологий при рутинном чтении (%)	+0,657	0,156
Охват ИИ (%) – первичная заболеваемость ЗНО МЖ на 100 тыс. (2024–2025)	–0,086	0,872
Охват ИИ (%) – первичная заболеваемость ЗНО МЖ на 100 тыс. (2023)	–0,657	0,156

Примечание: * – статистически значимо ($p < 0,05$).

Корреляционный анализ

Выявлена статистически значимая положительная ранговая корреляция между охватом ИИ-анализом и долей исследований с BI-RADS 4-5 ($\rho = 0,886$; $p = 0,019$; $n = 6$). Более высокий охват ИИ ассоциирован со статистически значимо большей долей исследований, направленных на дополнительное обследование (Таблица 3).

Корреляция охвата ИИ с частотой первичной заболеваемости РМЖ на 100 тыс. маммографий незначима ($\rho = -0,086$; $p = 0,872$), что объясняется малым числом наблюдений и возможным влиянием фактора исходной различной заболеваемости в регионах.

Сравнение выявляемости патологий: ИИ-анализ и рутинное чтение

Доля исследований с BI-RADS 4-5, выявленных ИИ-алгоритмом, в среднем по 6 регионам составила 13,2% от числа ИИ-обработанных маммографий (32 586 случаев из 247 514), тогда как доля патологических заключений при рутинном чтении составила 10,8% (72 955 из 677 652). Таким образом, при применении ИИ выявлено на 3 590 случаев BI-RADS 4-5 больше, чем ожидалось бы при рутинном уровне детекции на том же объёме исследований (+12,4%). Следует отметить межрегиональную неоднородность: в Брянской области (14,4% против 7,2%) и Камчатском крае (16,2% против 8,6%) ИИ вдвое превышал рутинный показатель, тогда как в

Новосибирской области и Саратовской области показатели рутинного чтения и ИИ были сопоставимы, что может отражать более высокую квалификацию рентгенологической службы в этих регионах. Суммарно ИИ-алгоритм классифицировал как «норма» (BI-RADS 1-2) 218 641 исследование (88,3% от обработанных), что потенциально освобождает рентгенолога от детального анализа значительной части потока и является существенным ресурсным преимуществом при дефиците кадров.

Анализ стадийности

В 2023 г. на стадии 0–II диагностировано 87,3% (799/915) всех ЗНО МЖ; в 2024–2025 гг. — 78,5% (1 439/1 832). Прирост по ранним стадиям: +640 случаев (+80%); по стадиям III–IV: +277 случаев (+239%). В пересчёте на 100 тыс. маммографий заболеваемость на стадиях 0–II возросла с 144,5 до 212,4 (+47,0%), на стадиях III–IV — с 21,0 до 57,9 (+176,5%). Снижение доли ранних стадий при значительном абсолютном их приросте объясняется преимущественным вкладом режима ретроспективного аудита.

ОБСУЖДЕНИЕ

Основные результаты в контексте международных данных

Полученные данные демонстрируют значимый прирост первичной заболеваемости РМЖ в ходе ПМО/ДОГВН в 6 субъектах РФ (+63,4%),

существенно превышающий общероссийскую динамику. По Российской Федерации в целом показатель первичной заболеваемости ЗНО МЖ при ПМО/ДОГВН вырос с 171,3 (2023 г.) до 222,0 на 100 тыс. маммографий (2024–2025 гг.; +29,6%) [1]. При этом в 2023 г. пилотные регионы уступали среднероссийскому уровню (165,5 против 171,3 на 100 тыс.; 0,97% от РФ): то есть внедрение ИИ-поддержки позволило не только ликвидировать это отставание, но и выйти на показатель, в 1,22 раза превышающий общероссийский (270,3 против 222,0). Опережение общероссийского прироста (+63,4% против +29,6%) на фоне исходно более низкой базы является дополнительным косвенным аргументом в пользу вклада ИИ-вмешательства.

Мета-анализ Yoon J.H. et al. (Radiology, 2023; 16 исследований; $n > 1,1$ млн маммограмм) показал, что системы ИИ демонстрируют чувствительность и специфичность, сопоставимые с двойным прочтением рентгенологами [3]. Исследование MASAI (The Lancet, 2026; $n > 105\,000$) зафиксировало прирост выявляемости +29% при снижении «интервальных раков» на 12% [5]. Немецкое исследование PRAIM (Nat Med, 2025) подтвердило прирост 15–20% [6]. Несмотря на более значительный прирост выявляемости в настоящем исследовании (+63,4%), ввиду принципиальных различий в дизайне (рандомизированное контролируемое исследование vs. ретроспективное обсервационное) и неоднородности применявшихся режимов ИИ, авторы вынуждены воздержаться от категоричных сравнительных оценок.

Интерпретация стадийной динамики

Непропорциональный прирост стадий III–IV (+176,5% на 100 тыс.) связан с режимом ретроспективного аудита: ИИ обнаруживал ранее «пропущенные» случаи, к моменту анализа архива нередко уже достигшие запущенных стадий. Не исключён и популяционный тренд роста запущенности РМЖ, не связанный с применением ИИ [1]. Вместе с тем ключевым клиническим результатом является абсолютный прирост заболеваемости на ранних стадиях (+47,0% на 100 тыс.), при которых пятилетняя выживаемость превышает 92%.

Вклад ИИ как фактора роста выявляемости

В наблюдательном исследовании с историческим контролем нельзя исключить влияние

искажающих факторов (конфаундеров): изменений в составе оборудования и кадрах рентгенологической службы; общего тренда заболеваемости; неравномерного охвата ПМО/ДОГВН. Тем не менее статистически значимая корреляция охвата ИИ с долей BI-RADS 4–5 ($p = 0,886$; $p = 0,019$), а также данные Хабаровского края — региона с минимальным охватом ИИ (18,0%), свидетельствуют в пользу значимого вклада ИИ-вмешательства. В Хабаровском крае абсолютное число выявленных ЗНО МЖ снизилось с 62 (2023 г.) до 20 случаев (2024–2025 гг.; –67,7%), тогда как охват маммографией вырос с 87 106 до 118 430 (+35,9%): показатель на 100 тыс. маммографий упал с 71,2 до 16,9. Эта динамика, противоположная общей тенденции, может быть обусловлена недостаточным охватом ИИ (лишь 18% исследований), не обеспечившим критической массы дополнительных выявлений при общем росте знаменателя, а также потенциальными учётными или организационными особенностями в регионе. Такие результаты подчёркивают, что для достижения значимого клинического эффекта необходим достаточно высокий охват ИИ-анализом. Это заслуживает отдельного изучения в рамках последующих исследований. Примечательно, что полученные результаты достигнуты при охвате ИИ-анализом лишь 36,6% от общего числа маммографий ПМО/ДОГВН в пилотных регионах, что указывает на существенный нереализованный потенциал технологии при масштабировании до полного охвата.

Оппортунистический скрининг маркеров кардиоваскулярного риска при маммографии

Ресурсная эффективность ИИ-поддержки

Дополнительным преимуществом ИИ-поддержки является ресурсная эффективность: алгоритм классифицировал как BI-RADS 1–2 («норма») 88,3% всех обработанных исследований — суммарно 218 641 маммограмму. Это потенциально освобождает рентгенолога от детального анализа преобладающей части потока и снижает нагрузку на службу лучевой диагностики, что особенно значимо при существующем дефиците рентгенологов в Российской Федерации [9]. При средней скорости разбора одного исследования 3–5 мин применение ИИ соответствует экономии порядка 11–18 тыс. врач-часов за 14-месячный период в 6 пилотных регионах.

Маммографический скрининг с ИИ-поддержкой открывает возможность оппортунистического выявления кальциноза артерий молочной железы (breast arterial calcification, BAC) — независимого предиктора сердечно-сосудистых событий у женщин. Данные российского исследования подтверждают ассоциацию BAC с атеросклерозом сонных артерий [10, 11]. Системы ИИ уже продемонстрировали способность к автоматическому обнаружению BAC [12], создавая предпосылки для расширения информативности скринингового маммографического исследования.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Интеграция ИИ-сервиса в процесс описания результатов маммографии в ходе ПМО и ДОГВН в 6 субъектах Российской Федерации ассоциирована с ростом первичной заболеваемости ЗНО МЖ с 165,5 до 270,3 на 100 тыс. маммографий (+63,4%), в том числе на ранних стадиях (0–II) — с 144,5 до 212,4 (+47,0%). Выявлена статистически значимая ранговая корреляция охвата ИИ-анализом с долей BI-RADS 4-5 ($p = 0,886$; $p = 0,019$). Динамика соответствует целям Федерального проекта «Борьба с онкологическими заболеваниями» (2019–2030) [13, 14].

Полученные данные реальной клинической практики подтверждают международные результаты рандомизированных исследований и обосновывают масштабирование ИИ-поддержки описания маммографий. Значимый прирост выявляемости достигнут при охвате ИИ-анализом лишь 36,6% маммографий ПМО/ДОГВН, что свидетельствует о существенном нереализованном потенциале при расширении охвата. При планировании масштабирования необходимо учитывать ограничения наблюдательного дизайна, обеспечивать однородность режимов применения ИИ и предусматривать организационное сопровождение (дополнительные диагностические мощности для подтверждения BI-RADS 4-5).

Финансирование. Исследование выполнено в рамках государственного задания (тема № 0529-2022-0013) и не предполагало дополнительного финансирования.

Конфликт интересов. А.М. Мещерякова является сотрудником ООО «Платформа Третье Мнение» — разработчика упомянутого ИИ-сервиса. Остальные авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Злокачественные новообразования в России в 2023 году (заболеваемость и смертность) / Под ред. А.Д. Каприна, В.В. Старинского, Г.В. Петровой. — Москва: МНИОИ им. П. А. Герцена, 2024. — 252 с. Доступно по: oncology-association.ru. Дата обращения: 08.02.2026. [Zlokachestvennye novoobrazovaniya v Rossii v 2023 godu (zabolevaemost' i smertnost'). AD Kaprin, VV Starinskiy, GV Petrova, editors. Moskva: MNIIOI im. P. A. Gercena, 2024. 252 s. Available at: oncology-association.ru Accessed 08.02.2026. (In Russ.)]
2. Драпкина О.М. и др. Организация профилактических медицинских осмотров и диспансеризации: методические рекомендации. — Москва: ФГБУ НМИЦ ТПМ Минздрава России, 2023. — 164 с. [Drapkina OM, et al. Organizaciya profilakticheskikh medicinskih osmotrov i dispanserizacii: metodicheskie rekomendacii. Moskva: FGBU NMIC TPM Minzdrava Rossii, 2023. 164 s. (In Russ.)] doi: 10.17116/profmed2023260210.
3. Yoon JH, Kim HJ, Kwon TG, et al. Standalone AI for Breast Cancer Detection at Screening Digital Mammography and Digital Breast Tomosynthesis: A Systematic Review and Meta-Analysis. Radiology. 2023; 307(5): e222639. doi: 10.1148/radiol.e222639.
4. Павлова В.И., Белая Ю.А., Воронцов А.Ю. и др. Использование искусственного интеллекта для раннего выявления рака молочной железы: результаты научно-исследовательской работы // Опухоли женской репродуктивной системы. — 2023. — Т.19. — №2. — С.54–60. [Pavlova VI, Belaya YUA, Voroncov AYU, et al. Ispol'zovanie iskusstvennogo intellekta dlya rannego vyyavleniya raka molochnoj zhelezy: rezul'taty nauchno-issledovatel'skoj raboty. Opuholi zhenskoj reproduktivnoj sistemy. 2023; 19(2): 54-60. (In Russ.)] doi: 10.17650/1994-4098-2023-19-2-54-60.

5. Lång K, Josefsson V, Larsson A-M, et al. Interval cancer, sensitivity, and specificity comparing AI-supported mammography screening with standard double reading without AI in the MASAI study: a randomised, controlled, non-inferiority, single-blinded, population-based, screening-accuracy trial. *The Lancet*. 2026; 407(10527): 505-514. doi: 10.1016/S0140-6736(25)02464-X.
6. Eisemann N, Sinner J, Müller L, et al. Nationwide real-world implementation of AI for cancer detection in mammography screening: the PRAIM study. *Nature Medicine*. 2025; 31(1): 112-121. doi: 10.1038/s41591-024-03408-6.
7. Васильев Ю.А., Тыров И.А., Владимирский А.В. и др. Двойной просмотр результатов маммографии с применением технологий искусственного интеллекта: новая модель организации массовых профилактических исследований // *Digital Diagnostics*. — 2023. — Т.4. — №2. — С.93-104. [Vasil'ev YUA, Tyrov IA, Vladimirsij AV, et al. Dvojnoj prosmotr rezul'tatov mammografii s primeneniem tekhnologij iskusstvennogo intellekta: novaya model' organizacii massovyh profilakticheskikh issledovanij. *Digital Diagnostics*. 2023; 4(2): 93-104. (In Russ.)] doi: 10.17816/DD321423.
8. Арзамасов К.М., Басаргина А.В., Гомболевский В.А. и др. Влияние технологий искусственного интеллекта на эффективность работы врачей-рентгенологов при скрининге рака молочной железы // *Профилактическая медицина*. — 2024. — Т.27. — №5. — С.103-110. [Arzamasov KM, Basargina AV, Gombolevsij VA, et al. Vliyanie tekhnologij iskusstvennogo intellekta na effektivnost' raboty vrachej-rentgenologov pri skrininge raka molochnoj zhelezy. *Profilakticheskaya medicina*. 2024; 27(5): 103-110. (In Russ.)] doi: 10.17116/profmed202427051103.
9. Омеляновский В.В., Федяев В.В., Сухоруких М.В. и др. Особенности оценки экономической эффективности онкомаммоскрининга с применением технологий искусственного интеллекта // *Медицинский алфавит*. — 2022. — №30. — С.48-54. [Omel'yanovskij VV, Fedyaev VV, Suhorukih MV, et al. Osobennosti ocenki ekonomicheskoy effektivnosti onkomammoskrininga s primeneniem tekhnologij iskusstvennogo intellekta. *Medicinskij alfavit*. 2022; 30: 48-54. (In Russ.)] doi: 10.33667/2078-5631-2022-30-48-54.
10. Бочкарева Е. В., Бутина Е.К., Байрамкулова Н.Х. и др. Ассоциация кальциноза артерий молочной железы и атеросклероза сонных артерий — маркера сердечно-сосудистого риска // *Рациональная фармакотерапия в кардиологии*. — 2023. — Т.19. — №5. — С.435-443. [Bochkareva EV, Butina EK, Bajramkulova NH, et al. Associaciya kal'cinoza arterij molochnoj zhelezy i ateroskleroza sonnyh arterij — markera serdechno-sosudistogo riska. *Racional'naya farmakoterapiya v kardiologii*. 2023; 19(5): 435-443. (In Russ.)] doi: 10.20996/1819-6446-2023-2950.
11. Бочкарева Е.В., Ким И.В., Метельская В.А. и др. Ассоциация кальциноза артерий молочной железы с показателями репродуктивной функции и кардиоваскулярными факторами риска у женщин // *Кардиоваскулярная терапия и профилактика*. — 2025. — Т.24. — №8. — С.53-62. [Bochkareva EV, Kim IV, Metel'skaya VA, et al. Associaciya kal'cinoza arterij molochnoj zhelezy s pokazatelyami reproduktivnoj funkcii i kardiovaskulyarnymi faktorami riska u zhenshchin. *Kardiovaskulyarnaya terapiya i profilaktika*. 2025; 24(8): 53-62. (In Russ.)] doi: 10.15829/1728-8800-2025-4455.
12. Chidurala S, Charkhchi P, Komirisetty R, et al. A review of artificial intelligence models for detecting breast arterial calcification on mammograms and their clinical implications. *Cureus*. 2025; 17(6): e86894. doi: 10.7759/cureus.86894.
13. О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации: Указ Президента Российской Федерации от 10.10.2019 № 490 с изменениями от 15.02.2024 № 124. Доступно по: kremlin.ru. Дата обращения: 08.02.2026. [O razvitii iskusstvennogo intellekta v Rossijskoj Federacii: Ukaz Prezidenta Rossijskoj Federacii ot 10.10.2019 № 490: s izmeneniyami ot 15.02.2024 № 124. Available at: kremlin.ru. Accessed 08.02.2026. (In Russ.)]
14. Федеральный проект «Борьба с онкологическими заболеваниями». Доступно по: <https://minzdrav.gov.ru>. Дата обращения: 08.02.2026. [Federal'nyj proekt «Bor'ba s onkologicheskimi zabolevaniyami. Available at: <https://minzdrav.gov.ru>. Accessed 08.02.2026. (In Russ.)]

БАДАРИН А.А.,

к.ф.-м.н., ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», г. Москва, Россия;
ФГБУ «НМИЦ ТПМ» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: Badarin.a.a@mail.ru, ORCID: 0000-0002-3212-5890

АНТИПОВ В.М.,

ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», г. Москва, Россия;
ФГБУ «НМИЦ ТПМ» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: vantipovm@gmail.com, ORCID: 0009-0003-9612-0305

СМИРНОВ Н.М.,

БФУ им. И. Канта, г. Калининград, Россия,
e-mail: nikita.smirnov.m@gmail.com, ORCID: 0009-0002-7593-4345

ДРАПКИНА О.М.,

д.м.н, профессор, академик РАН, ФГБУ «НМИЦ ТПМ» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: drapkina@bk.ru, ORCID: 0000-0002-4453-8430

КИСЕЛЕВ А.Р.,

д.м.н., ФГБУ «НМИЦ ТПМ» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: kiselev@gnicpm.ru, ORCID: 0000-0003-3967-3950

ХРАМОВ А.Е.,

д.ф.-м.н., профессор, член-корреспондент РАН, ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», г. Москва, Россия;
ФГБУ «НМХЦ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России, г. Москва, Россия,
e-mail: hramovae@gmail.com, ORCID: 0000-0003-2787-2530

ПРОГРАММНО-АППАРАТНЫЙ КОМПЛЕКС ДЛЯ РЕАЛИЗАЦИИ ПОЛНОГО ЦИКЛА НЕЙРОРЕАБИЛИТАЦИИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОИНТЕРФЕЙСА С БИОЛОГИЧЕСКИМИ ОБРАТНЫМИ СВЯЗЯМИ

DOI: 10.25881/18110193_2026_2_68

Аннотация. Работа посвящена созданию программно-аппаратного комплекса нейрореабилитации на основе моторного воображения, реализующего полный цикл работы интерфейса мозг-компьютер — от регистрации и предобработки ЭЭГ до классификации, управления мультимодальной обратной связью и формирования клинически ориентированных отчётов.

Материалы и методы: Архитектура комплекса включает базы данных пациентов и сценариев, модуль синхронизации потоков данных, автоматическое удаление глазодвигательных артефактов методом независимых компонент (ICA), классификатор на основе римановой геометрии ковариационных матриц и механизм адаптивного согласования признаков для снижения межиндивидуальной вариабельности.

Результаты: Разработанный комплекс обеспечивает надёжную работу в реальном времени и формирует отчёты, включающие нейрофизиологические показатели (спектральные мощности в диапазонах дельта, тета, альфа и бета ритмов, ERD, индекс латерализации) и поведенческие характеристики (скорость формирования моторного образа, количество успешных воображений). Система обеспечивает объективный мониторинг состояния пациента и динамики восстановления, включая оценку изменений фоновой ритмической активности и функциональных ответов сенсомоторной коры.

Выводы: Разработанное решение сочетает современные алгоритмические методы и клиническую применимость, что делает его перспективным инструментом для нейрореабилитации и когнитивно-моторных тренировок.

Ключевые слова: нейроинтерфейс, интерфейс мозг-компьютер, реабилитация, моторные нарушения, когнитивные нарушения, биологическая обратная связь, воображаемые движения.

Для цитирования: Бадарин А.А., Антипов В.М., Смирнов Н.М., Драпкина О.М., Киселев А.Р., Храмов А.Е. Программно-аппаратный комплекс для реализации полного цикла нейрореабилитации на основе нейроинтерфейса с биологическими обратными связями. *Врач и информационные технологии.* 2026; 2: 68-79. DOI: 10.25881/18110193_2026_2_68.

BADARIN A.A.,

PhD, Moscow, Russia, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia;
FSBI "NMIC TPM" of the Ministry of Health of Russia, Moscow, Russia,
e-mail: Badarin.a.a@mail.ru, ORCID: 0000-0002-3212-5890

ANTIPOV V.M.,

Plekhanov Russian University of Economics. Moscow, Russia;
FSBI "NMIC TPM" of the Ministry of Health of Russia, Moscow, Russia,
e-mail: vantipovm@gmail.com, ORCID: 0009-0003-9612-0305

SMIRNOV N.M.,

Immanuel Kant Baltic Federal University, Kaliningrad, Russia,
e-mail: nikita.smirnov.m@gmail.com, ORCID: 0009-0002-7593-4345

DRAPKINA O.M.,

DSc, Prof., Academician of the Russian Academy of Sciences,
FSBI "NMIC TPM" of the Ministry of Health of Russia, Moscow, Russia,
e-mail: drapkina@bk.ru, ORCID: 0000-0002-4453-8430

KISELEV A.R.,

DSc, FSBI "NMIC TPM" of the Ministry of Health of Russia, Moscow, Russia,
e-mail: kiselev@gnicpm.ru, ORCID: 0000-0003-3967-3950

HRAMOV A.E.,

DSc, Prof., Corresponding Member of the Russian Academy of Sciences,
Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia;
Pirogov National Medical and Surgical Center, Moscow, Russia,
e-mail: hramovae@gmail.com, ORCID: 0000-0003-2787-2530

A HARDWARE AND SOFTWARE SYSTEM FOR IMPLEMENTING A FULL CYCLE OF NEUROREHABILITATION BASED ON A NEUROINTERFACE WITH BIOFEEDBACK

DOI: 10.25881/18110193_2026_2_68

Abstract. *The study presents the development of a hardware-software system for neurorehabilitation based on motor imagery, implementing the full cycle of brain-computer interface (BCI) operation — from EEG acquisition and preprocessing to classification, multimodal feedback control, and generation of clinically oriented reports.*

Materials and Methods: The system architecture includes patient and scenario databases, a data stream synchronization module, automatic removal of oculomotor artifacts using Independent Component Analysis (ICA), a classifier based on Riemannian geometry of covariance matrices, and an adaptive feature alignment mechanism to reduce inter-individual variability.

Results: The developed system ensures reliable real-time performance and generates reports including neurophysiological parameters (spectral power in delta, theta, alpha, and beta bands, ERD, lateralization index) and behavioral characteristics (motor imagery formation speed, number of successful imagery attempts). The system provides objective monitoring of patient's condition and recovery dynamics, including assessment of changes in background rhythmic activity and functional responses of the sensorimotor cortex.

Conclusions: The proposed solution combines state-of-the-art algorithmic methods with clinical applicability, making it a promising tool for neurorehabilitation and cognitive-motor training.

Keywords: *rehabilitation, motor disorders, cognitive disorders, biofeedback, motor imagery.*

For citation: Badarin A.A., Antipov V.M., Smirnov N.M., Drapkina O.M., Kiselev A.R., Hramov A.E. A hardware and software system for implementing a full cycle of neurorehabilitation based on a neurointerface with biofeedback. *Medical doctor and information technology.* 2026; 2: 68-79. DOI: 10.25881/18110193_2026_2_68.

ВВЕДЕНИЕ

Восстановление двигательных функций после инсульта и других неврологических заболеваний остаётся одной из центральных задач современной нейрореабилитации [1, 2]. Несмотря на успехи в фармакотерапии и традиционных физиотерапевтических методах, у значительной части пациентов сохраняются стойкие двигательные дефициты, существенно ограничивающие их повседневную активность и качество жизни [3]. В последние годы активно развиваются технологии нейроинтерфейсов, позволяющие задействовать пластичность головного мозга через использование механизмов нейронной активности, возникающей в процессе моторного воображения [4–9].

Интерфейсы мозг–компьютер (ИМК), основанные на анализе электроэнцефалографических (ЭЭГ) сигналов, рассматриваются как перспективный инструмент в нейрореабилитации, поскольку позволяют регистрировать активность мозга, связанную с планированием и контролем движений. При реальном выполнении и даже при воображении движения в сенсомоторных областях коры возникают характерные изменения электрической активности — десинхронизация ритмов μ - и β -диапазонов (event-related desynchronization, ERD). Подобные характерные изменения в ЭЭГ могут быть объективно выделены и применены в качестве признаков при автоматическом различении покоя и моторного воображения. Такой подход открывает возможность формировать биологическую обратную связь, которая активирует двигательные сети мозга даже в тех случаях, когда пациент не способен совершить реальное движение. Именно поэтому ИМК на основе моторного воображения рассматриваются как эффективное средство стимуляции нейропластичности и восстановления двигательных функций, в частности у пациентов с тяжёлыми нарушениями моторики [10, 11].

Несмотря на значительный прогресс в исследованиях, большинство разработок ИМК на основе моторного воображения остаются на уровне экспериментальных прототипов. Основное внимание в них сосредоточено на алгоритмах машинного обучения для обработки и классификации ЭЭГ, тогда как задачи создания полнофункциональных решений отодвигаются на второй

план. Недостаточная проработка интерфейса, интеграции с аппаратными модулями и обеспечения работы в реальном времени существенно ограничивает их практическое применение. В клинической же практике врачу необходима не только корректная работа алгоритмов, но и система, обеспечивающая сбор и хранение результатов, ведение истории пациента и объективный мониторинг хода реабилитации. Отсутствие таких возможностей в большинстве существующих решений снижает их клиническую значимость и затрудняет использование в длительных реабилитационных программах. Для внедрения в реальную практику требуются не только эффективные методы классификации, но и простые, надёжные и удобные в эксплуатации устройства и программное обеспечение, обеспечивающие врачу и пациенту предсказуемый и устойчивый результат.

Настоящая работа посвящена созданию и представлению программно-аппаратного комплекса для нейрореабилитации на основе моторного воображения. В отличие от большинства существующих решений, ограничивающихся демонстрацией алгоритмов в условиях лабораторного эксперимента, данный комплекс реализует полный цикл функционирования системы: от регистрации и предобработки ЭЭГ до онлайн-классификации и управления мультимодальными каналами биологической обратной связи. В структуру разработанного комплекса входят модули, обеспечивающие современный и интуитивно понятный интерфейс, автоматизированную предобработку регистрируемых ЭЭГ-сигналов, синхронное взаимодействие с аппаратными компонентами (системами регистрации ЭЭГ, вибротактильными и мультимедийными устройствами), а также средства формирования отчётов и ведения индивидуальной истории пациента с интеграцией с медицинской информационной системой (МИС). Такое построение системы направлено на повышение её клинической применимости и удобства эксплуатации. Комплекс опирается на алгоритмическую основу, разработанную в наших предыдущих исследованиях [12, 13], где были предложены и апробированы методы предобработки и классификации ЭЭГ, а также исследованы показатели согласованности работы классификатора и субъективных оценок

пациента. В данной работе эти результаты интегрированы в единое прикладное решение, ориентированное на реабилитационные задачи.

Цель работы заключается в разработке программного обеспечения, реализующего полный цикл функционирования ИМК-ориентированной реабилитационной системы на основе моторного воображения, включая регистрацию и предобработку ЭЭГ-сигналов, их классификацию, управление мультимодальной обратной связью и формирование клинически ориентированных отчётов, что обеспечивает практическую готовность комплекса к применению в реабилитационных программах.

АРХИТЕКТУРА И ПРОГРАММНО-АППАРАТНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ

Разработанный комплекс включает как аппаратные, так и программные компоненты, обеспечивающие проведение сеансов моторного воображения в реабилитационных условиях. Пример интерфейса показан на рисунке 1. В дополнение к этому, на рисунке 2 представлен

макетный образец устройства. Он включает беспроводные вибростимуляторы и систему регистрации ЭЭГ, которые совместно формируют основу её аппаратной части.

Архитектура программного обеспечения представлена на рисунке 3. Система построена модульно и обеспечивает полный цикл проведения реабилитационного сеанса — от выбора пациента, реабилитационного сценария и его проведения до записи результатов. В её состав входят следующие основные элементы: базы данных сценариев и пациентов, беспроводных устройств, реабилитационный сеанс, модуль синхронизации, классификатор, блок управления стимулами, модуль сохранения и монитор для вывода стимулов пациенту.

Работа системы начинается с выбора пациента и загрузки соответствующего сценария. База данных сценариев содержит набор типовых процедур моторного воображения с возможностью настройки параметров — типа обратной связи (визуальной, вибротактильной или комбинированной), числа предъявлений, длительности стимулов и пауз между ними. В сценарий

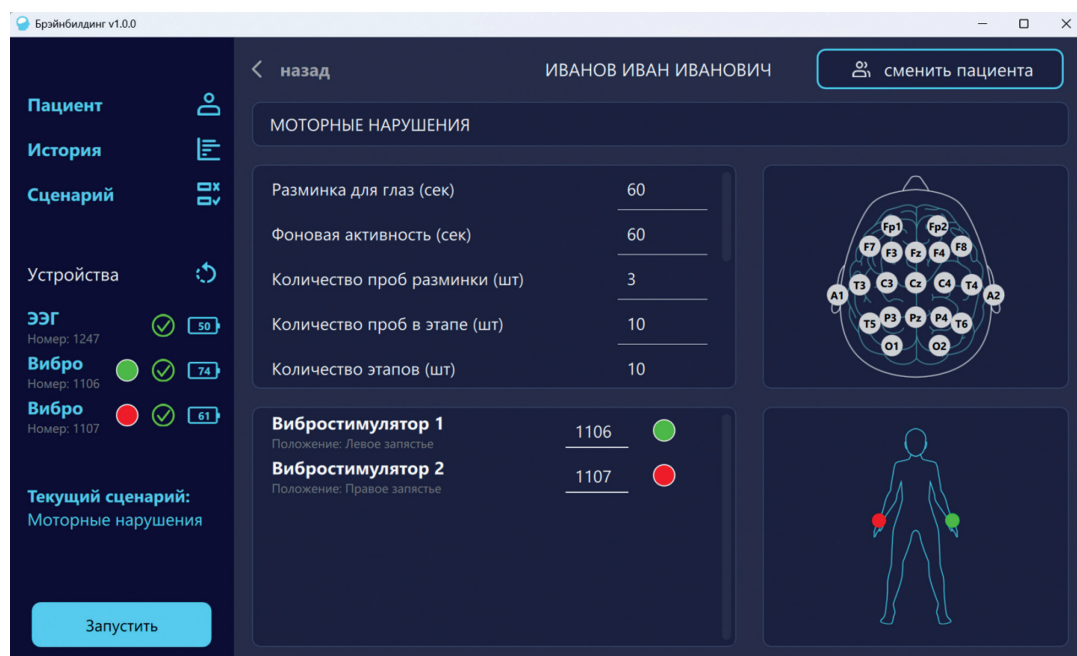


Рисунок 1 — Пользовательский интерфейс программного обеспечения: выбор пациента и сценария, настройка параметров реабилитационного сеанса, отображение схемы ЭЭГ-отведений, контроль состояния и расположения вибростимуляторов.



Рисунок 2 — Макетный образец устройства, включающий беспроводной усилитель ЭЭГ и четыре вибростимулятора.

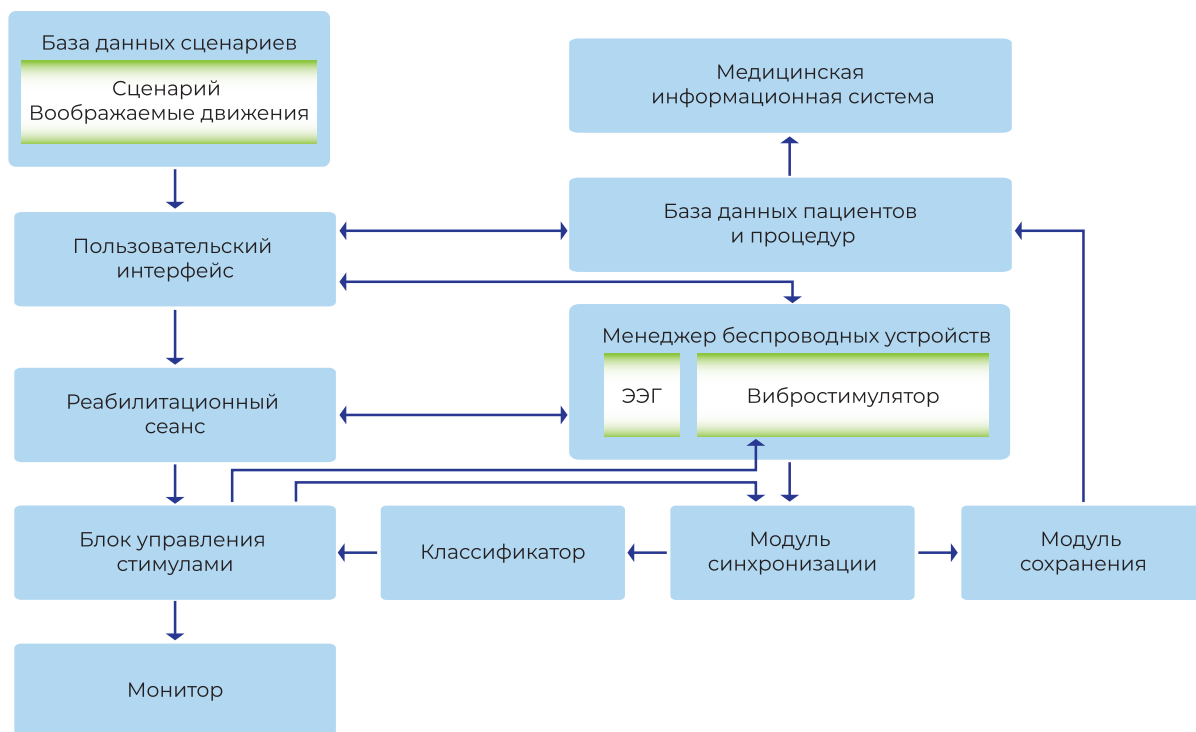


Рисунок 3 — Архитектура программного обеспечения: взаимосвязи между базами данных сценариев и пациентов, пользовательским интерфейсом, менеджером устройств, реабилитационным сеансом, модулями синхронизации и сохранения, классификатором и блоком управления стимулами.

может быть включён вывод промежуточных результатов пациенту, что делает процедуру более наглядной и поддерживает мотивацию пациента. База данных пациентов и процедур хранит медицинские сведения, историю реабилитации и показатели выполнения заданий, обеспечивая накопление информации для анализа и корректировки терапии.

Доступ к этим функциям реализуется через пользовательский интерфейс, который служит основным инструментом врача. Он позволяет выбрать пациента и сценарий, настроить параметры сеанса, а также контролировать подключённые устройства. Кроме того, для настройки вибростимуляторов предусмотрено интерактивное задание их расположения на теле пациента и активация световой индикации, что облегчает правильное подключение. Пример интерфейса представлен на рисунке 1.

Подготовка оборудования и регистрация сигналов выполняются через менеджер беспроводных устройств, который управляет инициализацией электроэнцефалографа и вибростимуляторов и запускает регистрацию ЭЭГ. После проверки готовности системы, врач может запустить реабилитационный сеанс, координирующий последовательность всех этапов сценария реабилитации. Для временной согласованности данных используется модуль синхронизации, реализованный на основе протокола Lab Streaming Layer (LSL) [14]. Его основная задача заключается в том, чтобы связывать во времени регистрацию сигналов ЭЭГ, работу вибростимуляторов и предъявление стимулов в рамках выбранного сценария. Использование LSL позволяет точно маркировать события и сохранять их с единой временной привязкой, что особенно важно для последующего анализа данных. К преимуществам такого подхода относится поддержка многопоточной записи данных из различных источников, удобная интеграция с другими программными средствами анализа и возможность масштабирования системы без изменения её базовой архитектуры. Благодаря модулю синхронизации обеспечивается надёжная и воспроизводимая работа комплекса в условиях реального времени.

Поступающие ЭЭГ-сигналы предварительно проходят этап фильтрации в диапазоне 1–40 Гц и удаления глазодвигательных артефактов на основе разложения ЭЭГ-сигналов на независимые

компоненты (Independent Component Analysis, ICA) и автоматическим выбором и удалением глазодвигательных артефактов, после чего очищенные данные поступают в классификатор перекрывающимися окнами в 1 с. каждые 0,25 с. Классификатор является ключевым элементом системы и позволяет детектировать акт моторного воображения. Его работа основана на использовании расширенных ковариационных матриц, что, как показали ранее проведённые исследования, обеспечивает высокую точность распознавания [12, 13].

Для снижения межиндивидуальной вариативности в модуле классификатор дополнительно реализован метод приведения ковариационных матриц различных пациентов к общему пространству представления [15]. Этот подход основан на римановой геометрии ковариационных матриц: матрицы нового испытуемого, вычисленные для анализируемого временного окна, подвергаются параллельному переносу от усреднённой ковариационной матрицы данного испытуемого (полученной на этапе адаптации) к усреднённой ковариационной матрице, рассчитанной по всей обучающей группе. Такой перенос согласует представления между индивидуальным и групповым пространством признаков, что позволяет уменьшить межиндивидуальную вариативность за счёт устранения различий в базовой статистике сигналов. Расчёт выполняется в реальном времени с обновлением средней матрицы, что позволяет адаптировать работу классификатора к индивидуальным особенностям пациента.

Для реализации этого механизма в реабилитационный сценарий включена стадия адаптации. В её рамках пациент наблюдает движение виртуальной руки и одновременно воображает соответствующий двигательный акт. Эта процедура с одной стороны помогает пациенту адаптироваться к предстоящему заданию, а с другой привести данные к единому пространству представлений и повысить надёжность последующей классификации.

Результаты классификации поступают в блок управления стимулами, который реализует обратную связь. В системе предусмотрены два канала обратной связи: визуальный (движение виртуальной руки на экране) и вибротактильный (активация беспроводных стимуляторов). Каналы могут использоваться отдельно или совместно в зависимости от сценария.

Все данные о процедуре сохраняются в модуле сохранения, включая параметры сценария, зарегистрированные сигналы, временные метки стимулов и результаты классификации. На их основе формируются отчёты и обновляется база данных пациентов, что обеспечивает объективный мониторинг динамики восстановления.

Взаимодействие перечисленных компонентов образует замкнутый цикл функционирования системы: от подготовки и настройки процедуры до её проведения и сохранения результатов. Такая архитектура делает комплекс целостным и готовым к применению в реабилитационных программах.

ФУНКЦИОНАЛЬНЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ

Разработанное ПО ориентировано на проведение реабилитационных процедур и одновременно обеспечивает объективный контроль их эффективности. Для этого оно автоматически рассчитывает набор нейрофизиологических и поведенческих показателей, которые интегрируются в единый отчёт в формате PDF и сохраняются в базе данных пациента. Это позволяет отслеживать динамику изменений как в пределах одного реабилитационной процедуры, так и в динамике.

Ключевыми нейрофизиологическими маркерами являются спектральные характеристики ЭЭГ. В частности, оценивается спектральные мощности в основных диапазонах (δ : 1–4 Гц, θ : 4–8 Гц, α : 8–13 Гц, β : 13–30 Гц) в состоянии покоя до начала процедуры и сразу после её завершения.

Сравнение спектральных характеристик электрической активности головного мозга в состоянии покоя до начала процедуры и сразу после позволяет выявлять изменения базовой ритмической активности мозга, возникающие под влиянием реабилитационной процедуры. Эти изменения могут отражать не только восстановительные процессы, но и такие факторы, как утомляемость или психоэмоциональное напряжение [16, 17]. Для повышения информативности данные агрегируются по функционально значимым областям: Лобная (Fp1, Fp2, F7, Fz, F8), центральная левая (T3, C3, P3, F3), центральная правая (T4, C4, P4, F4) и затылочная (O1, O2, Pz, T6, T5).

Кроме того, во время выполнения заданий на моторное воображение ПО позволяет детектировать изменения активности сенсомоторных ритмов. Для этого вычисляется показатель десинхронизации (event-related desynchronization, ERD [13]), отражающий относительное снижение мощности в μ - и β -диапазонах по сравнению с состоянием покоя:

$$ERD = \frac{P_{rest} - P_{imag}}{P_{rest}}$$

где: P_{rest} — средняя мощность сигнала в состоянии покоя (до стимула), P_{imag} — мощность во время фазы моторного воображения. Более высокие значения ERD указывают на большую активацию сенсомоторной коры в ответ на воображаемое движение.

В формирующемся отчете по результатам проведенной процедуры значения ERD рассчитываются для каналов, расположенных над моторной корой (C3, C4, Cz), как отдельно для каждого диапазона μ и β , так и усредняются для получения интегрального показателя:

$$\overline{ERD} = \frac{ERD_{\mu} + ERD_{\beta}}{2}$$

где: ERD_{μ} и ERD_{β} — значения десинхронизации в μ - и β -диапазонах соответственно.

Для количественной оценки межполушарных различий при воображении движений левой и правой рукой отдельно рассчитывается индекс латерализации (LI) на основе показателя десинхронизации (ERD) для каждого канала:

$$LI = \frac{ERD(C3) - ERD(C4)}{ERD(C3) + ERD(C4)}$$

Положительные значения LI отражают преобладание активации в левом полушарии, отрицательные — в правом. Этот показатель используется для оценки баланса активации сенсомоторных областей и отслеживания восстановления межполушарной асимметрии [18].

Таким образом, ПО предоставляет комплексную оценку состояния пациента. Анализ фоновой активности позволяет детектировать изменения общей ритмической организации мозга в состоянии покоя, в том числе проявления утомления

или напряжения, тогда как расчёт ERD и LI характеризует функциональный ответ сенсомоторной коры на задание моторного воображения. Совместное использование этих показателей даёт врачу целостное представление о текущем состоянии пациента и динамике его восстановления.

Наряду с нейрофизиологическими маркерами ПО регистрирует поведенческий показатель, такие как скорость воображения (время, которое требуется пациенту для успешного формирования образа движения после предъявления стимула) и количество успешных воображений. Эти параметры отражают степень вовлеченности пациента в задание и дополняют объективные характеристики ЭЭГ.

Все вычисленные показатели автоматически интегрируются в единый отчёт в формате PDF. Отчёты сохраняются в базе данных пациента, что обеспечивает удобное ведение истории, объективный контроль прогресса и возможность своевременной корректировки программы терапии.

ОБСУЖДЕНИЕ

Использованная в работе парадигма моторного воображения имеет убедительное клиническое обоснование. Рандомизированные контролируемые исследования показали, что интерфейсы мозг–компьютер на основе анализа сенсомоторных ритмов способствуют восстановлению двигательных функций у пациентов [2, 4, 7, 19]. Систематические обзоры и мета-анализы подтверждают эффективность данного подхода и подчёркивают его значимость в составе комплексных реабилитационных программ [20, 21]. Это свидетельствует о том, что выбранная парадигма обладает доказанной клинической ценностью и может служить основой для разработки прикладных решений, ориентированных на практическое применение.

Разработанный комплекс отличается от большинства существующих прототипов тем, что обеспечивает полный цикл функционирования: от регистрации сигналов ЭЭГ, их очистки и классификации в режиме реального времени до управления внешними устройствами для организации мультимодальной обратной связи, а также формирования отчетов о проведенных процедурах и ведения истории их выполнения. Такая организация делает систему более приближенной к клинической практике, где врачу

необходим не отдельный алгоритм, а надёжный инструмент, обеспечивающий стабильную работу и удобное документирование результатов.

Для классификации сигналов применяются современные методы анализа временных сигналов, основанные на римановой геометрии ковариационных матриц, позволяющие учитывать их структуру и использовать геометрически корректные меры расстояния. Кроме того, дополнительно реализованы механизмы выравнивания признаков по геодезическим траекториям, что соответствует современным подходам трансферного обучения. Такой подход снижает межиндивидуальную и межсессионную вариабельность и обеспечивает более высокую устойчивость и воспроизводимость работы классификатора [12, 13, 15].

Важным компонентом комплекса является автоматическое формирование отчётности, обеспечивающее интеграцию нейрофизиологических и поведенческих показателей в единый документ. Сравнение спектральных характеристик ЭЭГ в состоянии покоя до и после сеанса позволяет выявлять изменения общей ритмической активности, которые могут отражать как восстановительные процессы, так и признаки утомления или психоэмоционального напряжения [16, 17]. При выполнении заданий моторного воображения рассчитывается десинхронизация μ - и β -ритмов (ERD), являющаяся валидным маркером активации сенсомоторной коры [13]. Для оценки межполушарных различий применяется LI, позволяющий количественно описывать баланс активации между С3 и С4, что особенно важно для мониторинга восстановления сенсомоторной асимметрии [18]. Дополнительно система фиксирует поведенческий показатель — скорость воображения, то есть время, необходимое пациенту для формирования образа движения, который отражает уровень вовлечённости в задание и может служить дополнительным индикатором эффективности терапии. Все полученные данные автоматически сохраняются в базе и представлены в отчёте в формате PDF, включающем численные значения и графические иллюстрации динамики показателей. Это обеспечивает объективный контроль прогресса, удобство ведения истории и возможность корректировки программы терапии на основе стандартизированных данных.

Стоит отметить, что перспективы применения разработанного комплекса не ограничиваются задачами восстановления двигательных функций. Современные исследования показывают, что практика моторного воображения оказывает влияние не только на сенсомоторные, но и на когнитивные процессы. Систематический обзор и анализ опубликованных работ показали, что более чем в половине исследований наблюдались значимые улучшения когнитивных функций (память, внимание, исполнительный контроль) при использовании моторного воображения в реабилитационных протоколах [22, 23].

Таким образом, благодаря модульной архитектуре и встроенной системе документирования разработанный комплекс может быть гибко включён в программы длительного мониторинга и профилактики, дополняя традиционные формы реабилитации и когнитивной тренировки. Такое расширение области применения подчёркивает универсальность подхода и его потенциал для использования в междисциплинарных клинических и исследовательских задачах.

ВЫВОДЫ

Разработанный программно-аппаратный комплекс нейрореабилитации на основе моторного воображения реализует полный цикл работы интерфейса мозг-компьютер: от регистрации и предобработки ЭЭГ до классификации, управления мультимодальной обратной связью и формирования клинически ориентированных

отчётов. Архитектура комплекса обеспечивает интеграцию всех ключевых компонентов — от работы с базами данных и управления устройствами до анализа сигналов и сохранения результатов, что позволяет использовать систему в клинических условиях. Применение методов римановой геометрии и адаптивного приведения признаков к общему пространству снижает межиндивидуальную вариабельность и повышает надёжность классификации. Автоматическое включение нейрофизиологических и поведенческих показателей в отчёт обеспечивает объективный мониторинг динамики восстановления и даёт врачу инструмент для гибкой коррекции программы терапии. Таким образом, комплекс сочетает современные алгоритмические решения и удобные средства документирования, что делает его перспективным инструментом как для клинической реабилитации, так и для профилактических когнитивно-моторных тренировок.

Конфликт интересов. Конфликт интересов отсутствует.

Источники финансирования. Работа выполнена при поддержке Минздрава России в рамках научного проекта «Разработка программно-аппаратного комплекса для реабилитации пациентов с когнитивными и моторными нарушениями различной природы на основе мультимодальной биологической обратной связи» № 123020600127-4 (2023–2025 гг.).

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Feigin VL, et al. World Stroke Organization: Global Stroke Fact Sheet 2025. *International Journal of Stroke*. 2025; 20(2): 132-144. doi: 10.1177/17474930241308142.
2. Мокиенко О.А., Супонева Н.А., Азиатская Г.А. Инсульт у взрослых: центральный парез верхней конечности. Клинические рекомендации / Под ред. О.А. Мокиенко, Н.А. Супоновой. — М.: МЕДпресс-Информ, 2018. — 222 с. [Mokienko OA, Suponeva GA, Aziatskaya GA. Insul't u vzroslykh: central'nyj parez verhnej konechnosti. Klinicheskie rekomendacii. O.A. Mokienko, N.A. Suponeva, ed. M.: MEDpress-Inform. 2018. 222. (In Russ.)]
3. Joundi RA, et al. Magnitude and time-course of dementia risk in stroke survivors: a population-wide matched cohort study. *Neurology*. 2025; 104(1): e210131. doi: 10.1212/WNL.0000000000210131.
4. Пирадов М.А., Черникова А.С., Супонева Н.А. и др. Перспективы развития роботизированных устройств для восстановления движений руки // Роботические технологии в медицине. — 2016. — С.122-130. [Piradov MA, Chernikova NA, Suponeva AS, et. al. Perspektivy razvitiya robotizirovannyh ustrojstv dlya vosstanovleniya dvizhenij ruki. Roboticheskie tekhnologii v medicine. 2016: 122-130. (In Russ.)]
5. Khorev V, Kurkin S, Badarin A, et al. Review on the use of brain computer interface rehabilitation methods for treating mental and neurological conditions. *Journal of Integrative Neuroscience*. 2024; 23(7): 125. doi: 10.31083/j.jin2307125.
6. Hramov AE, Maksimenko VA, Pisarchik AN. Physical principles of brain-computer interfaces and their applications for rehabilitation, robotics and control of human brain states. *Physics Reports*. 2021; 918: 1-133. doi: 10.1016/j.physrep.2021.03.002.

7. Фролов А.А., Мокиенко О.А., Люкманов Р.Х. и др. Предварительные результаты контролируемого исследования эффективности технологии ИМК-экзоскелет при постинсультном парезе руки // Вестник Российского государственного медицинского университета. — 2016. — №2. — С.17-2 [Frolov AA, Mokienko OA, Lyukmanov RH, et al. Predvaritel'nye rezul'taty kontroliruemogo issledovaniya effektivnosti tekhnologii IMK-ekzoskelet pri postinsul'tnom pareze ruki. Vestnik Rossijskogo gosudarstvennogo medicinskogo universiteta. 2016; 2: 17-2. (In Russ.)]
8. Фролов А.А., Черникова Л.А., Люкманов Р.Х. и др. Использование медицинской технологии «Неинвазивный интерфейс мозг — компьютер — экзоскелет кисти». Методические рекомендации. 2016. [Frolov AA, Chernikova LA, Lyukmanov RH, et. al. Ispol'zovanie medicinskoj tekhnologii «Neinvazivnyj interfejs mozg — komp'yuter — ekzoskelet kisti». Metodicheskie rekomendacii. 2016. (In Russ.)]
9. Фролов А.А., Азиатская Г.А., Бобров П.Д. и др. Электрофизиологическая активность мозга при управлении интерфейсом мозг-компьютер, основанным на воображении движения // Физиология человека. — 2017. — №43(5). — С.17-25. [Frolov AA, Aziatskaya GA, Bobrov PD, et al. Elektrofiziol'gicheskaya aktivnost' mozga pri upravlenii interfejsom mozg-komp'yuter, osnovannym na voobrazhenii dvizheniya. Fiziologiya cheloveka. 2017; 43(5): 17-25. (In Russ.)]
10. Alonso-Valerdi LM, Salido-Ruiz RA, Ramirez-Mendoza RA. Motor imagery based brain-computer interfaces: an emerging technology to rehabilitate motor deficits. *Neuropsychologia*. 2015; 79: 354-363. doi: 10.1016/j.neuropsychologia.2015.09.012.
11. Almufareh MF, Alsumayt A, Alageely AS, et al. Leveraging motor imagery rehabilitation for individuals with disabilities: a review. *Healthcare*. 2023; 11(19): 2681. doi: 10.3390/healthcare11192653.
12. Антипов В.М., Бадарин А.А., Куркин С.А. и др. Программно-аппаратный комплекс для реабилитации пациентов с когнитивными и моторными нарушениями // Врач и информационные технологии. — 2024. — №4. — С.38-47. [Antipov VM, Badarin AA, Kurkin SA, et al. Program-apparatus complex for rehabilitation of patients with cognitive and motor disorders. *Vrach i informatsionnye tekhnologii*. 2024; 4: 38-47. (In Russ.)] doi: 10.25881/18110193_2024_4_38.
13. Антипов В.М., Смирнов Н.М., Бадарин А.А. и др. Использование интерфейсов мозг-компьютер для персонализированной нейрореабилитации: роль субъективного восприятия и нейрофизиологических показателей // Врач и информационные технологии. — 2025. — №2. — С.84-97. [Antipov VM, Smirnov NM, Badarin AA, et al. Using brain-computer interfaces for personalized neurorehabilitation: the role of subjective perception and neurophysiological indicators. *Vrach i informatsionnye tekhnologii*. 2025; 2: 84-97. doi: 10.25881/18110193_2025_2_84. (In Russ.)]
14. Kothe C, Shirazi SY, Stenner T, et al. The lab streaming layer for synchronized multimodal recording. *Imaging Neuroscience*. 2025; 3: IMAG-a. doi: 10.1162/IMAG.a.136.
15. Yger F, Berar M, Lotte F. Riemannian approaches in brain-computer interfaces: a review. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2016; 25(10): 1753-1762. doi: 10.1109/TNSRE.2016.2627016.
16. Brokaw K, Tishler W, Manceor S, et al. Resting state EEG correlates of memory consolidation. *Neurobiology of Learning and Memory*. 2016; 130: 17-25. doi: 10.1016/j.nlm.2016.01.008.
17. Wan W, Gao Z, Zhang Q, et al. Resting state EEG complexity as a predictor of cognitive performance // *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2023; 624: 128952. doi: 10.1016/j.physa.2023.128952.
18. Nam CS, Jeon Y, Kim YJ, Lee., Park K. Movement imagery-related lateralization of event-related (de) synchronization (ERD/ERS): motor-imagery duration effects. *Clinical Neurophysiology*. 2011; 122(3): 567-577. doi: 10.1016/j.clinph.2010.08.002.
19. Ramos-Murguialday A, Broetz D, Rea M, et al. Brain-machine interface in chronic stroke rehabilitation: a controlled study. *Annals of Neurology*. 2013; 74(1): 100-108. doi: 10.1002/ana.23879.
20. Cervera MA, Soekadar SR, Ushiba J, et al. Brain-computer interfaces for post-stroke motor rehabilitation: a meta-analysis. *Annals of Clinical and Translational Neurology*. 2018; 5(5): 651-663. doi: 10.1002/acn3.544.
21. Yang W, Zhang X, Li Z, et al. The effect of brain-computer interface training on rehabilitation of upper limb dysfunction after stroke: a meta-analysis of randomized controlled trials. *Frontiers in Neuroscience*. 2022; 15: 766879. doi: 10.3389/fnins.2021.766879.
22. Hu Y, Li Y, Leung AY, et al. A scoping review on motor imagery-based rehabilitation: Potential working mechanisms and clinical application for cognitive function and depression. *Clinical Rehabilitation*. 2025; 39(4): 504-523. doi: 10.1177/02692155241303259.
23. Gu J, Wang X, Liu C, et al. Cognitive and neural mechanisms of mental imagery supporting creative cognition. *Communications Biology*. 2025; 8: 1386. doi: 10.1038/s42003-025-08513-x.

ОРЛОВ С.А.,

к.м.н., ФГБНУ «Национальный научно-исследовательский институт общественного здоровья им. Н.А. Семашко», г. Москва, Россия, e-mail: orlovsergio@mail.ru, ORCID: 0000-0002-5227-0657

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, ORCID: 0000-0002-5227-0657

АЛГОРИТМ РАЗРАБОТКИ И АРХИТЕКТУРА ПРОТОТИПА ИНФОРМАЦИОННО-АНАЛИТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ В МЕДИЦИНСКОЙ ОРГАНИЗАЦИИ ПРИ РАБОТЕ В УСЛОВИЯХ БИОЛОГИЧЕСКИХ, ТЕХНОГЕННЫХ И ГЕОПОЛИТИЧЕСКИХ ВЫЗОВОВ

DOI: 10.25881/18110193_2026_2_80

Аннотация. В статье рассматривается алгоритм разработки и архитектура прототипа информационно-аналитической системы поддержки принятия управленческих решений (ИАС ППУР), интегрирующей данные о сети медицинских организаций, их ресурсах и потоках пациентов. Система предназначена для функционирования как в плановом режиме, так и в условиях чрезвычайных ситуаций, обеспечивая прогнозирование, оптимизацию распределения ресурсов и координацию действий между структурными подразделениями и медицинскими организациями. Разработка прототипа ИАС ППУР проведена на основе модульного подхода с использованием сервисно-ориентированной архитектуры. При разработке применены геоинформационные сервисы, современные языки программирования, фреймворки, аналитические библиотеки и инструменты визуализации. Архитектура включает геоинформационный модуль для отображения и анализа медицинской инфраструктуры, BPMN-редактор бизнес-процессов, модуль имитационного и оптимизационного моделирования, калькуляторы расчета интегральных индексов устойчивости, а также средства формирования отчетности, мониторинга ключевых показателей эффективности (KPI), управления запасами ресурсов и информационной безопасности.

Реализованный прототип ИАС ППУР объединяет более десяти взаимосвязанных микросервисов, что обеспечивает гибкость, масштабируемость и возможность интеграции с внешними информационными и аналитическими системами. Работоспособность архитектурного подхода верифицирована методом функционального тестирования на синтетических наборах данных, моделирующих сценарии биологических, техногенных и геополитических угроз. Комплексная интеграция геоинформационных технологий, моделирования бизнес-процессов, аналитики и средств оптимизации позволяет повысить готовность медицинских организаций к реагированию на чрезвычайные ситуации, минимизировать последствия внешних угроз и сократить время принятия решений. Предложенная архитектура может послужить основой для дальнейшего развития региональных систем поддержки принятия управленческих решений в здравоохранении, повышая устойчивость системы и эффективность ее функционирования в условиях глобальных вызовов.

Ключевые слова: вызовы, информационно-аналитическая система, медицинская организация, моделирование, принятие управленческих решений, ресурсы.

Для цитирования: Орлов С.А., Карпов О.Э. Алгоритм разработки и архитектура прототипа информационно-аналитической системы поддержки принятия управленческих решений в медицинской организации при работе в условиях биологических, техногенных и геополитических вызовов. Врач и информационные технологии. 2026; 2: 80-98. DOI: 10.25881/18110193_2026_2_80.

ORLOV S.A.,

PhD, N. A. Semashko National Research Institute of Public Health, Moscow, Russia,
e-mail: orlovsergio@mail.ru, ORCID: 0000-0002-5227-0657

KARPOV O.E.,

DSc, Professor, Academician of the Russian Academy of Science, Pirogov National Medical
and Surgical Center, Moscow, Russia, e-mail: nmhc_director@mail.ru, ORCID: 0000-0002-5227-0657

ALGORITHM FOR THE DEVELOPMENT AND ARCHITECTURE OF A PROTOTYPE INFORMATION-ANALYTICAL SYSTEM FOR SUPPORTING MANAGEMENT DECISIONS IN A MEDICAL ORGANIZATION OPERATING UNDER BIOLOGICAL, TECHNOLOGICAL, AND GEOPOLITICAL CHALLENGES

DOI: 10.25881/18110193_2026_2_80

Abstract. *The article examines the development algorithm and architecture of a prototype information-analytical decision support system (IADSS) integrating data on a network of medical organizations, their resources, and patient flows. The system is designed to operate both in routine mode and in emergency situations, providing forecasting, optimization of resource allocation, and coordination between departments and medical organizations.*

The IADSS prototype was developed using a modular approach and a service-oriented architecture. Geoinformation services, modern programming languages, frameworks, analytical libraries, and visualization tools were used in the development. The architecture includes a geoinformation module for displaying and analyzing medical infrastructure, a BPMN business process editor, a simulation and optimization modeling module, calculators for computing integral sustainability indices, as well as tools for reporting, monitoring key performance indicators (KPI), managing resource inventories and information security.

The implemented IADSS prototype combines more than ten interconnected microservices, ensuring flexibility, scalability, and the ability to integrate with external information and analytical systems. The viability of the architectural approach was verified through functional testing on synthetic datasets simulating biological, technogenic (man-made), and geopolitical threats scenarios. The comprehensive integration of geoinformation technologies, business process modeling, analytics, and optimization tools improves the preparedness of healthcare organizations to respond to emergencies, minimizes the impact of external threats, and reduces decision-making time. The proposed architecture can serve as the basis for the further development of regional decision support systems in healthcare, enhancing the system's resilience and operational efficiency in the face of global challenges.

Keywords: *challenges, information-analytical system, medical organization, modeling, decision-making, resources.*

For citation: Orlov S.A., Karpov O.E., Algorithm for the development and architecture of a prototype information-analytical system for supporting management decisions in a medical organization operating under biological, technological, and geopolitical challenges. Medical doctor and information technology. 2026; 2: 80-98. DOI: 10.25881/18110193_2026_2_80.

ВВЕДЕНИЕ

В связи с ежегодно возрастающими рисками биологических, техногенных и геополитических угроз медицинским организациям всех форм собственности и ведомственной принадлежности необходимо обеспечивать более эффективное управление имеющимися в их распоряжении ресурсами и быть готовыми к различным сценариям функционирования в условиях неопределенности. В подобных обстоятельствах информационно-аналитические системы поддержки принятия управленческих решений (ИАС ППУР) становятся ключевым инструментом для руководителей и специалистов в области организации здравоохранения. Такие системы позволяют обрабатывать огромные потоки данных в режиме реального времени, обеспечивать ситуационную осведомленность и формировать научно обоснованные рекомендации как для повседневного планирования, так и для экстренного реагирования в критических ситуациях [1, 2]. Необходимы современные ИАС ППУР, способные интегрировать различные источники данных и использовать передовые методы аналитики, позволяющие медицинским организациям прогнозировать появление новых угроз, оптимизировать распределение ресурсов и координировать действия между различными структурными подразделениями и друг с другом [3]. Международные и российские практики демонстрируют разнообразие архитектур и функциональных возможностей таких систем.

Геоинформационные системы (ГИС) активно применяются для поддержки принятия решений при чрезвычайных ситуациях (ЧС) [4, 5]. Например, в Греции, Болгарии, Албании, Македонии и Турции уже более 20 лет используется ГИС-платформа GEPIMI, включающая в себя ГИС, веб-базы данных, GPS, технологию смарт-карт и поддерживающая различные веб-приложения в сфере здравоохранения, в том числе раннее предупреждение и реагирование на эпидемии, удаленное управление медицинскими картами, бесперебойное медицинское обслуживание, комплексный статистический анализ данных, алгоритмы и процедуры принятия решений [6]. Данная платформа обеспечивает ситуационную осведомленность и адаптированные интерфейсы для различных ролей пользователей (операторы колл-центров, диспетчеры, бригады скорой

помощи, администраторы), тем самым повышая эффективность реагирования. Интеграция ГИС-технологий в ИАС ППУР позволяет визуализировать медицинские организации и их ресурсы на карте, отслеживать распространение происшествий и планировать маршруты, что критически важно при распределении и управлении потоками пациентов.

Мультиагентные системы поддержки принятия решений разрабатываются для координации реагирования на ЧС посредством интеллектуального взаимодействия агентов, позволяя выявлять различные типы угроз и вырабатывать варианты возможного реагирования на них [7].

Сервис-ориентированная архитектура (Service-oriented Architecture, SOA) зарекомендовала себя как эффективный подход к интеграции медицинских информационных систем и ресурсов [8]. Одним из ранних примеров может являться система SANDS (Service-oriented Architecture for National Decision Support), интегрирующая клинические системы в модули поддержки принятия решений со стандартизованными интерфейсами основных сервисов [9]. Данное решение позволяет объединять распределенные клинические данные пациентов, хранящиеся в разных медицинских организациях, и обеспечивать обмен знаниями для поддержки принятия решений на национальном уровне. Использование SOA с едиными протоколами упрощает интеграцию ИАС ППУР с уже существующей ИТ-инфраструктурой здравоохранения и между разными медицинскими организациями [10]. За последние пять лет SOA в здравоохранении эволюционировала в сторону облачно-нативных микросервисных архитектур на базе HL7 FHIR (Health Level 7 — Fast Healthcare Interoperability Resources), упростив подключаемость внешних модулей поддержки принятия решений, прежде всего клинических, к разным источникам данных и снизив связанность компонентов систем [11, 12].

Байесовские модели в поддержке решений получили развитие во время пандемии COVID-19. В ответ на кризис были созданы многокритериальные системы на основе байесовских сетей, оценивающие эффективность стратегий противодействия пандемии с учетом множества факторов [13, 14]. Такие системы позволяли правительствам разных стран моделировать как

краткосрочные, так и долгосрочные последствия принимаемых мер при высокой степени неопределенности. Байесовский подход продемонстрировал ценность интеграции вероятностных методов и машинного обучения в ИАС ППУР для системы здравоохранения.

Технология цифровых двойников внедряется для подготовки к ЧС. Создаются гибридные модели распространения катастроф, основанные на физических законах, с моделями коррекции ошибок, строящимися на данных, разрабатываются виртуальные цифровые модели для управления ЧС в области общественного здравоохранения, которые в режиме реального времени обновляются потоками данных с различных датчиков и информационных систем. Такие цифровые двойники позволяют при помощи алгоритмов искусственного интеллекта (ИИ) симулировать различные сценарии развития катастроф и моделировать ресурсы, необходимые для эффективного реагирования на них [15, 16]. Виртуальные симуляции на основе цифровых макетов дают возможность персоналу служб экстренного реагирования отрабатывать навыки принятия решений и оценивать возможные последствия без риска для пациентов, тем самым повышая готовность к реальным ЧС.

Европейское пространство медицинских данных (European Health Data Space, EHDS) — программа Европейского Союза (ЕС), направленная на создание единой цифровой платформы для медицинских данных [17]. EHDS обеспечивает трансграничный доступ граждан к своим электронным медицинским записям и формирует правовую и техническую базу для безопасного вторичного использования медицинских данных в научных исследованиях и при внедрении инновационных технологий. Реализация данной программы свидетельствует о важности стандартизации и интероперабельности в международном масштабе, при которых системы поддержки принятия решений должны интегрироваться с подобными платформами, предоставляя доступ к большим массивам медицинских данных из разных стран.

Интегрированные национальные системы здравоохранения. Примером может служить опыт Национальной службы здравоохранения Великобритании (NHS) по созданию системы поддержки клинических решений (*NHS Pathways*),

позволяющей по телефону или онлайн проводить первоначальную сортировку пациентов, обратившихся за оказанием медицинской помощи в неотложной форме, с последующим направлением их к профильным врачам-специалистам. В связке с ней работает справочник (*Directory of Services*), предоставляющий актуальную информацию о доступности медицинских услуг и медицинских организаций в режиме реального времени. Данные системы интегрированы между собой и с другими компонентами NHS, обеспечивая эффективное распределение пациентов по уровням медицинской помощи, исходя из срочности случая обращения, местоположения пациента и загруженности медицинских организаций [18].

Система S-HELP (Securing Health Emergency Learning and Planning) была разработана в ЕС как комплексная платформа поддержки принятия решений для управления ЧС в здравоохранении [19]. S-HELP охватывает все этапы управления ЧС: от подготовки и обучения до реагирования и восстановления. В архитектуру S-HELP, изначально рассчитанную на межведомственное и межгосударственное взаимодействие, заложена поддержка стандартов интероперабельности, позволяющих координировать действия разных служб (стационары, амбулаторно-поликлинические учреждения, службы экстренного реагирования и ЧС) и обмениваться данными между странами. Данный проект подчеркивает, что для эффективной работы ИАС ППУР в условиях кризисов требуется не только техническая и семантическая совместимость (общие форматы данных и терминология), но и организационная, с едиными процедурами и протоколами взаимодействия между различными ведомствами.

В целом за рубежом сделан акцент на *модульных распределенных архитектурах*, обеспечивающих гибкость и устойчивость, а также на расширенной функциональности систем поддержки принятия решений, дополненных различными технологиями ИИ (включая машинное обучение, мультиагентные системы, байесовские модели), геоинформационными системами, симуляторами на основе цифровых двойников. Ключевыми характеристиками таких систем является их интероперабельность и масштабируемость: системы должны легко встраиваться в существующие информационные экосистемы и

при необходимости объединяться в сети на региональном или международном уровне.

Развитие систем поддержки принятия решений в Российской Федерации проходит прежде всего в контексте реализации Указа Президента Российской Федерации от 10 октября 2019 г. № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации», стимулирующего интеграцию технологий ИИ в здравоохранение, опираясь на электронные медицинские данные [20,21], а также данные из цифровых архивов Минздрава России [22], позволяющих, в том числе, решать прикладные задачи по созданию востребованных цифровых интеллектуальных продуктов для врачей и пациентов [23].

Конструктивно подобные ИАС ППУР должны строиться по *гибридному принципу* с использованием распределенной микросервисной архитектуры, выделением системных сервисов, баз знаний по клинической медицине, вычислительных агентов (микросервисов для аналитических функций) и интеллектуальных решающих модулей на основе ИИ. ИАС ППУР должна одновременно собирать данные из разных источников, быстро просчитывать сценарии и оставаться устойчивой при пиковых нагрузках, а при условии, что каждый блок отвечает за свою часть и при необходимости усиливается отдельно, надежность такой системыкратно возрастает. Разделение на системные сервисы, базы знаний, вычислительные блоки и ИИ-модули снижает взаимозависимость, упрощает обновления и контроль качества и позволяет быстрее вносить изменения без необходимости изменения настроек всей системы. Управление базами знаний (формализованными клиническими рекомендациями, моделями, пояснениями) может осуществляться через облачную платформу.

На сегодняшний день в отечественных исследованиях также подчеркивается необходимость всестороннего обеспечения кибербезопасности, прежде всего в отношении медицинских информационных систем и медицинских данных [24,25]. При проектировании систем особое внимание уделяется созданию защищенных хранилищ и каналов передачи данных, реализации строгой политики управления доступом к конфиденциальной информации пациентов, шифрованию данных при хранении и обмене, механизмам аудита и мониторинга действий

пользователей. Система безопасности выстраивается в соответствии с нормативными требованиями (защита персональных данных и иной «чувствительной» информации), что обеспечивает доверие к системе со стороны регуляторов и пользователей.

В Российской Федерации существует целый ряд ИАС ППУР [26], позволяющих осуществлять автоматизированный мониторинг показателей здоровья пациентов, прогнозировать риск развития заболеваний, формировать регистры (*Webiomed*), оценивать загруженность коечного фонда и медицинского оборудования, эффективность использования ресурсов, проводить сравнение медицинских организаций (*ЕЦП.ВІ (Медицинская система бизнес аналитики)*, *ЕМИАС, 1С: Медицина*, «*НЗ.Аналитика*», *Sitronics КТ*), анализировать загрузку диагностического оборудования (КТ, МРТ), управлять радиологическим рабочим процессом и контролировать качество предоставления диагностических услуг (*ЕРИС* (в составе *ЕРИС ЕМИАС*)), использовать системы визуализации, построения дашбордов, алгоритмы OLAP-анализа, прогнозирования, моделирования процессов оптимизации, управления ключевыми бизнес процессами в медицинской организации (*Prognoz Platform, Эксперт ВІ Здравоохранение*).

Кроме того, в рамках продолжающейся цифровой трансформации системы здравоохранения и перехода к работе в медицинских информационных системах нового поколения становится очевидным необходимость использования платформенного подхода в решении прикладных задач интеллектуальной обработки данных и моделирования, а также управления медицинскими процессами [27].

Представленный опыт демонстрирует, что в Российской Федерации в настоящее время в целом сформирован ландшафт решений (экосистема) функционирования ИАС ППУР, сопоставимый по целям с международными практиками. Вместе с тем стремительный рост объемов и гетерогенности потоков телеметрических данных, данных из медицинских информационных систем и мобильных клиентов, ужесточение требований к кибербезопасности и интероперабельности, определяют дальнейший вектор эволюционного развития ИАС ППУР, функционирующих на облачно-нативной микросервисной архитектуре.

Одним из приоритетных направлений следует считать создание автономной устойчивой и адаптивной интеллектуальной подсистемы, обеспечивающей поддержку руководителей медицинских организаций при кризисном функционировании в период ЧС и глобальных угроз, характеризующихся возрастающей непредсказуемостью и гетерогенностью.

Целью настоящего исследования является разработка алгоритма и прототипа архитектуры ИАС ППУР в медицинской организации при работе в условиях биологических, техногенных и геополитических вызовов.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДЫ

В качестве исходной информации для проектирования архитектуры и функционального тестирования прототипа использовались нормативно-справочные данные, синтетические данные о ресурсах медицинских организаций, обезличенные датасеты и типовые сценарии ЧС. Каталог датасетов организован вокруг реестра медицинских организаций с полями для показателей коечного фонда, кадровой обеспеченности, мощности амбулаторно-поликлинического приема, обслуживаемого населения и координат, которые используются в качестве сквозных идентификаторов при объединении слоев.

Геопространственный слой включает границы региона и муниципальных образований с офлайн-кэшем и ручным импортом GeoJSON из OSM/Overpass. Реализован пакет из 50 сценариев глобальных вызовов с унифицированными числовыми столбцами, характеризующими потребность в ресурсах при дефиците коечного фонда, дополнительном медицинском персонале, вызовах скорой медицинской помощи, потребности в медицинских изделиях, синхронизированными для каждой медицинской организации.

Логистический блок импортирует остатки и суточное потребление лекарственных препаратов и медицинских изделий из JSON/CSV/HTML, рассчитывая горизонт планируемого потребления и передавая результаты для пересчета показателей текущей и перспективной потребности. На верхнем уровне сводные ключевые показатели эффективности агрегируются в интегральный индекс устойчивости с настраиваемыми весами и порогами оповещений. Итоговый индекс

формируется из субиндексов (коечный фонд, кадры, лекарственные препараты, оборудование, мощность амбулаторно-поликлинического приема) и сопровождается картой причинно-следственных связей. Отчетность и аналитика поддерживают экспорт файлов форматов CSV/JSON, диаграммы и тепловые карты, синхронизируясь с оптимизационными процедурами для ранжирования принимаемых управленческих решений.

Разработка прототипа информационно-аналитической системы осуществлялась с применением модульного подхода, обеспечивающего гибкость, масштабируемость и возможность интеграции с внешними источниками данных. Программная архитектура была разделена на четыре функциональных блока: фронтенд, бэкенд с вычислительной логикой, геоинформационный модуль и модуль имитационного моделирования с аналитикой.

Фронтенд-часть реализована с использованием *HTML5* для структурной разметки страниц и организации логики представления данных, *JavaScript* для взаимодействия с пользователем и динамического обновления контента, а также фреймворка *Tailwind CSS*, позволяющего обеспечить единый визуальный стиль интерфейса и ускорить процесс верстки. Для визуализации ключевых показателей эффективности, графиков и диаграмм были интегрированы библиотеки *Chart.js* и *D3.js*, что обеспечило наглядное представление результатов моделирования и анализа. Выбор этих технологий был обусловлен их кроссплатформенностью, широкой поддержкой профессиональным сообществом и низкими затратами на адаптацию под прикладные задачи.

Серверная логика и обработка данных реализованы на языках *Python* и *JavaScript*. Для разработки *API*, обмена данными между модулями и интеграции с пользовательским интерфейсом применялись фреймворки *Flask* и *FastAPI*.

Реализация подсистемы математической обработки данных и расчета статистических показателей выполнена путем интеграции в программный код библиотек *Pandas* и *NumPy*. Для обеспечения функций автоматизированного статистического и численного анализа в архитектуру бэкенда встроена библиотека *SciPy*. Применение *Python* было обусловлено его высокой производительностью при работе с массивами

данных и богатой экосистемой средств для научных расчетов. Проверка работоспособности разработанных алгоритмов осуществлялась методом функционального тестирования на синтетических наборах данных. Оценка статистической значимости различий показателей, необходимых для принятия управленческих решений, на реальном потоке данных не входила в задачи этапа прототипирования, так как требует проведения отдельного пилотного исследования в условиях промышленной эксплуатации ИАС ППУР.

Геоинформационный модуль построен с использованием сервиса *OpenStreetMap* и API сервиса *Яндекс.Карты*. Это позволило реализовать функции отображения картографических данных, построения маршрутов и расчета изохронов транспортной доступности медицинских организаций в пределах заданных временных интервалов. Дополнительно был реализован механизм интеграции с формами ввода данных, что обеспечивает оперативное обновление информации о медицинских организациях и их ресурсах.

Модуль имитационного моделирования и аналитики разработан на основе библиотеки *SimPy*, обеспечивающей событийное моделирование потоков пациентов и бизнес-процессов медицинской организации. Генерация стохастических параметров модели реализована с использованием статистических библиотек *Python*, позволяющих формировать распределения времени обслуживания и интервалов между прибытием пациентов. В рамках этого же модуля был реализован алгоритм расчета интегрального индекса устойчивости, позволяющий оценивать готовность медицинской организации к работе в условиях ЧС и выявлять ключевые факторы, влияющие на ее функционирование.

Разработка прототипа, отладка программного кода и локальное тестирование взаимодействия микросервисов осуществлялись на рабочих станциях под управлением операционной системы *Windows 10* (с использованием подсистемы *WSL/Docker*) и веб-браузеров *Google Chrome* и *Яндекс.Браузер*. Все версии библиотек и фреймворков зафиксированы в документации проекта, что обеспечивает воспроизводимость результатов и совместимость при дальнейшем развитии прототипа информационно-аналитической системы.

РЕЗУЛЬТАТЫ РАЗРАБОТКИ

Подготовлен прототип ИАС ППУР в медицинской организации при работе в условиях биологических, техногенных и геополитических вызовов, реализующей сервисно-ориентированную архитектуру и объединяющей более десяти взаимодействующих микросервисов в единую цифровую среду. Сквозная логика обмена данными построена на унифицированных форматах и механизмах двусторонней верификации, благодаря чему структурно разнородные сведения о пациентах и ресурсах медицинской организации (кадры, коечный фонд, материально-техническая оснащенность) консолидируются в одном месте и сохраняют возможность сопоставления между структурными подразделениями и в целом медицинскими организациями как в пределах муниципального образования, так и в пределах региона. Такая согласованность служит фундаментом для высокоуровневых алгоритмов аналитики, прогнозирования и оптимизации, заложенных в прикладных модулях ИАС ППУР.

Гибкость платформы дополнительно усиливается за счет открытого API и набора «интеграционных коннекторов», позволяющих с минимально необходимой дополнительной структуризацией подключать новые ведомственные реестры, телеметрические источники и сторонние сервисы ИИ. Архитектура системы предусматривает возможность описания правил *ETL*-конвейера (*Extract-Transform-Load*) на декларативном языке. На уровне конфигурации задаются источники данных, правила их анализа, исключения дублирующих записей и проведения кросс-валидации, минимизируя тем самым трудозатраты интеграторов и обеспечивая оперативное масштабирование принятого решения под меняющиеся инфраструктурные требования.

Ядром пространственного слоя является **геоинформационный модуль** (рисунок 1), отображающий на карте топологию медицинской инфраструктуры (медицинские организации, склады, размещение мобильных медицинских бригад, транспортные артерии и логистические хабы) для рассматриваемой территории и обеспечивающий возможности автоматического расчета индекса территориальной доступности, построения изохронов движения пациентов и

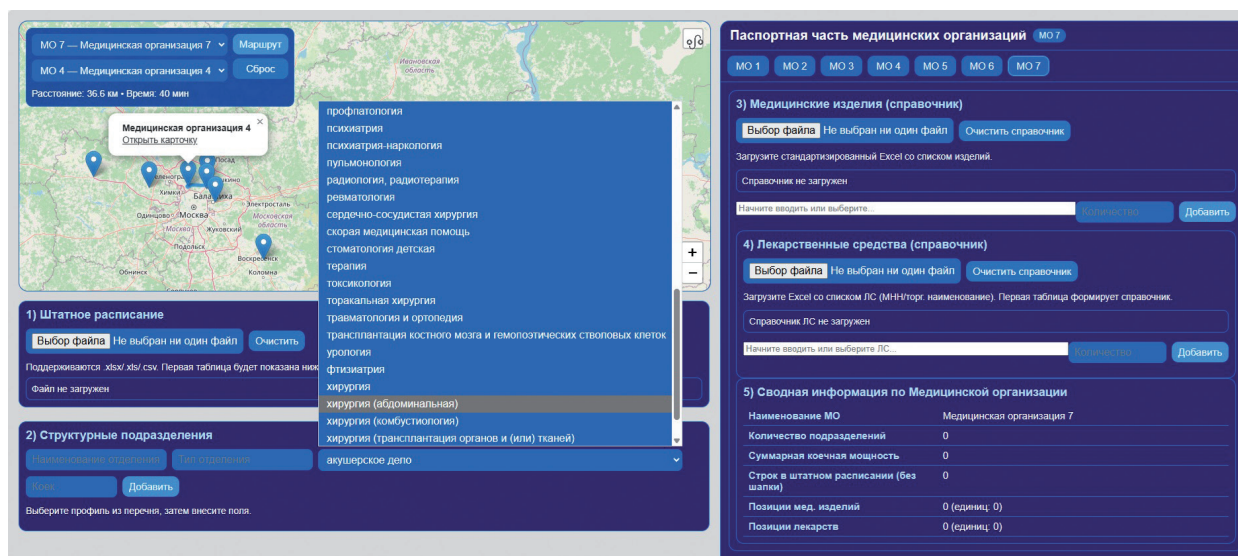


Рисунок 1 — Пример интерфейса геоинформационного модуля ИАС ППУР.

экстренных служб, а также визуализации динамики эпидемических вспышек, зон поражения при ЧС и участков перегрузки ресурсных возможностей отдельных медицинских организаций или системы здравоохранения в целом.

Возможности данного конструктивного решения дают представление о том, как интерактивное картографирование позволяет управленцу в режиме одного окна планировать перераспределение кадров, медикаментов и мобильных комплексов, организуя географические кластеры и предотвращая избыточную нагрузку от потока пациентов на мощности существующей сети медицинских организаций.

С прикладной точки зрения геоинформационный модуль тесно связан с компонентом **ситуационного планирования ЧС**. Последний должен импортировать сценарии аварий, моделировать распространение поражающих факторов по местности (химические, радиационные, эпидемические угрозы), автоматически оценивать потребность в коечном фонде, составе медицинских бригад, объеме необходимых лекарственных препаратов и транспортных средств для эвакуации. Логическая архитектура представлена фронтенд-модулем, с возможностью выбора типа сценария, ввода нескольких релевантных параметров (длительность, момент пиковой нагрузки, ориентировочный охват населения, компартментная модель (для

биологических вызовов)) и запуска расчета. По результатам моделирования и расчета отображаются ключевые показатели и наглядные диаграммы, прежде всего в части потребности в ключевых ресурсах (дополнительных койках, аппаратах ИВЛ, вызовах скорой медицинской помощи), динамике ежедневной потребности, направлениям работы, требующим усиления. Первичные данные берутся из встроенных справочников и загружаемых таблиц. Эксплуатация сценариев в медицинской организации строится по ролевому принципу и интегрирована в контур управленческих решений. Руководитель (главный врач, заместитель главного врача по медицинской части) выбирает релевантный сценарий, анализирует сводный баланс ресурсов и на его основе принимает решения о необходимости развертывания коечного фонда, перераспределения медицинского персонала и управления запасами лекарственных препаратов и медицинских изделий. У врача-эпидемиолога медицинской организации существует возможность параметризовать модель, оценивать амплитуду и длительность волны заболеваемости, формировать рекомендации по режимам инфекционного контроля. Заведующие отделениями могут использовать профили нагрузки по времени для планирования рабочих смен и обеспечения отделений необходимыми запасами лекарственных препаратов и медицинских

изделий. Приемное отделение и диспетчерская служба скорой медицинской помощи могут осуществлять мониторинг ожидаемых пиков обращений, оперативно усиливать выездные бригады, корректировать маршрутизацию пациентов.

Модуль **конструирования и анализа бизнес-процессов** (рисунок 2) представляет собой визуальный BPMN-редактор (*Business Process Model and Notation*), в котором параметризованы клинические и административные маршруты: для каждого этапа задаются нормативы времени на выполнение рабочих процессов, возможные трудозатраты и контрольные точки этапов, характеризующие эффективность их выполнения. Заложенная в прототип логика обеспечивает сопоставление параметров исполнения процессов с эталонными моделями, позволяя выявлять тренды отклонений еще до момента достижения ключевыми показателями эффективности (KPI) критически значимых значений. Интеграция с фактическими данными, полученными в режиме реального времени, дает возможность автоматической трансформации процессов и маршрутов с формированием уведомлений ответственным исполнителям и предлагает варианты разделения потока пациентов.

Системный анализ процессов дополняет комплекс статистического и имитационного моделирования потоков пациентов. В разработанном прототипе ИАС ППУР поступление пациентов в медицинскую организацию задается как нестационарный пуассоновский поток $M(t)$ с кусочно-постоянной или плавно изменяющейся интенсивностью $\lambda(t)$, калибруемой по фактическим данным обращаемости и выходам модуля ситуационного планирования ЧС (эпидемические сценарии на базе компартментных моделей SIR/SEIR и триангулярных кривых для ситуаций массового поступления пострадавших). На вход модуль принимает эмпирические распределения показателей интенсивности потока пациентов, длительности основных операционных процедур, структуры пациентов по степени тяжести состояния, которые аппроксимируются распределениями Эрланга, Вейбулла, логнормальным и триангулярным распределениями. Выбор конкретного типа распределения и его параметров (среднее значение, дисперсия, коэффициент вариации, коэффициенты формы) осуществляется по результатам аппроксимации эмпирических данных и может быть интерактивно изменен пользователем в интерфейсе модуля. На этой основе строится дискретно-событийная

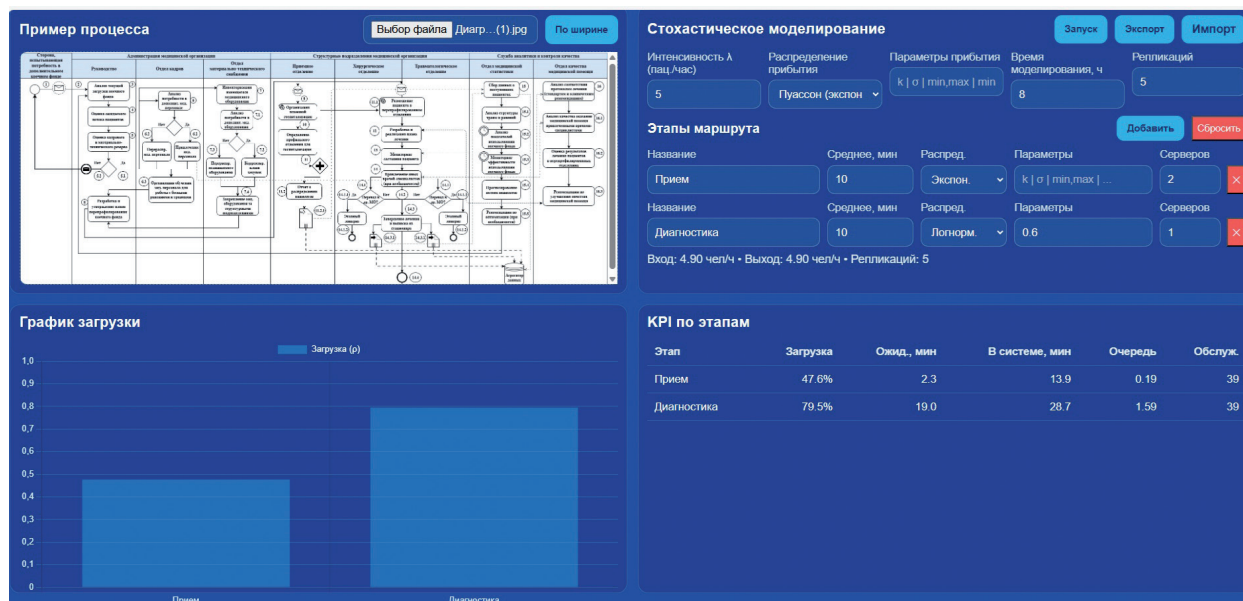


Рисунок 2 — Пример интерфейса модуля конструирования и анализа бизнес-процессов ИАС ППУР.

или агентная модель внутрибольничного контура в виде сети массового обслуживания типа $M(t)/G/c/K$ (где: $M(t)$ — входящий поток; G — время обслуживания; c — каналы обслуживания (врачи или койки); K — предельные возможности системы) с приоритетным обслуживанием пациентов тяжелой категории и ограниченной емкостью очередей, где каждый виртуальный пациент имеет индивидуальные параметры. Модуль позволяет оценивать не усредненную, а фактическую детализированную картину: какое количество пациентов и в какой момент времени пересекутся в приемном отделении стационара, когда лабораторная и (или) диагностическая служба достигнет верхней границы возможностей использования имеющихся ресурсов, как повлияет увеличение частоты прибытия автомобилей скорой помощи на пропускную способность и вероятность отказа/перенаправления. Временной интервал моделирования в типовых сценариях по умолчанию составляет 60 суток (с возможностью ручной настройки в диапазоне от 1 до 365 суток), при этом расчет динамики процессов выполняется с суточным шагом на основе аналитических кривых (Гаусс, треугольная) или компартментных эпидемиологических моделей (SIR/SEIR). Для каждого сценария выполняется детерминированный расчет (однократная генерация временного ряда), что обеспечивает мгновенную оценку ключевых показателей (например, пиковая потребность в коечном фонде и аппаратах ИВЛ, дефицит медицинского персонала). Для проведения анализа чувствительности реализована возможность интерактивного изменения параметров нагрузки с представлением полученных результатов в виде графиков динамики суточной потребности и сводных таблиц дефицитов ресурсов. При превышении заранее настроенных порогов ключевых показателей формируется проактивное оповещение, позволяющее руководителю запускать превентивные меры без дополнительного анализа массивов статистических данных.

Полученные в ходе имитационного моделирования прогнозы передаются в **оптимизационный модуль**, основанный на комбинации линейного, целочисленного и стохастического программирования. Критерий оптимальности задается в виде целевой функции, агрегирующей четыре практические цели: максимально

удовлетворить потребность в объемах оказания медицинской помощи с соблюдением временных нормативов, минимизировать совокупные расходы, снизить риск возникновения дефицита отдельных ресурсов, ограничить операционные последствия при перераспределении ресурсов. Каждый компонент предварительно нормируется с определением значимости и веса в конкретном сценарии.

Постановка задачи представляет собой двухстадийную стохастическую оптимизацию. На первом этапе (заранее, до того, как будут известны фактические значения случайных параметров) принимаются целочисленные (дискретные) решения в отношении привлечения резервных мощностей, развертывания дополнительных коек, перераспределения оборудования и запасов. На втором этапе (после уточнения фактических значений) по каждому сценарию применяются непрерывные линейные решения в отношении распределения потоков пациентов, рабочего времени медицинского персонала, транспорта и расхода лекарственных препаратов и медицинских изделий. Источником неопределенности служат выборки из симуляций: траектории спроса, длительности процедур, времени доезда, доступности ресурсов. Ограничения модели описывают балансы потребностей и возможностей, фактической обеспеченности и нормативных требований. С их учетом решается задача максимизации критерия оптимальности с дискретными переменными первого этапа и непрерывными переменными второго этапа по множеству сценариев.

Модуль обеспечивает генерацию ранжированного набора сценариев с учетом логистических ограничений, нормативов времени, профиля пациентов и доступности ресурсов. Пользователь получает не единственное «лучшее» решение, а несколько альтернативных вариантов с оценкой потенциальной эффективности и затрат на реализацию, риска и операционных последствий. Выбранный сценарий может быть автоматически экспортирован в диспетчерский сервис, обеспечивая бесшовный переход от расчета к исполнению.

Для поддержания операционного контура в актуальном состоянии ИАС ППУР должна располагать **модулем управления запасами и**

логистикой, обеспечивающим сквозной учет остатков и сроков годности, прослеживание движения препаратов между складами и отделениями, моделирование потребности в условиях растущего спроса или нарушенной транспортной инфраструктуры. Данный компонент позволяет автоматически формировать заявки на пополнение недостающих ресурсов, выбирать оптимальные маршруты доставки, а также переадресовывать заявки в соседние медицинские организации, если потребность может быть закрыта за счет внутренней ротации имеющихся ресурсов.

Мониторинг результата может быть реализован через **двухуровневую панель KPI и модуль индексов устойчивости** (рисунок 3). Базовые метрики данного модуля включают загрузку коечного фонда, обеспеченность кадрами, наличие лекарственных средств, которые агрегируются в частные индексы службы, а далее в интегральный индекс устойчивости медицинской организации.

Расчет интегрального индекса ($I_{инт.}$) выполняется поэтапно. На первом этапе исходные ресурсные показатели переводятся в сопоставимые интенсивные величины (на 10 тыс. населения, на 100 коек, в днях автономной работы). На втором этапе для каждого ресурсного блока

формируется субиндекс (I_k) как доля достижения целевого (нормативного или планового) уровня по принципу:

$$I_k = \min \left(100, \frac{x_k}{T_k} \times 100 \right),$$

где: x_k — фактическое значение показателя, T_k — целевое значение (для прямых показателей эффективности). Ограничение значений уровнем 100% (функция min) позволяет интерпретировать каждый субиндекс как степень достижения целевого ориентира, исключая перевыполнение плана в качестве компенсирующего фактора.

Агрегация субиндексов в интегральный индекс реализуется методом взвешенной линейной свертки:

$$I_{инт.} = \sum_k w_k \times I_k,$$

где: w_k — веса ресурсных блоков, сумма которых равна 1. В базовой конфигурации наибольшие веса присваиваются коечному фонду и кадровому обеспечению, промежуточные — обеспеченности лекарственными средствами и медицинским оборудованием, меньшие — мощностям амбулаторного приема.

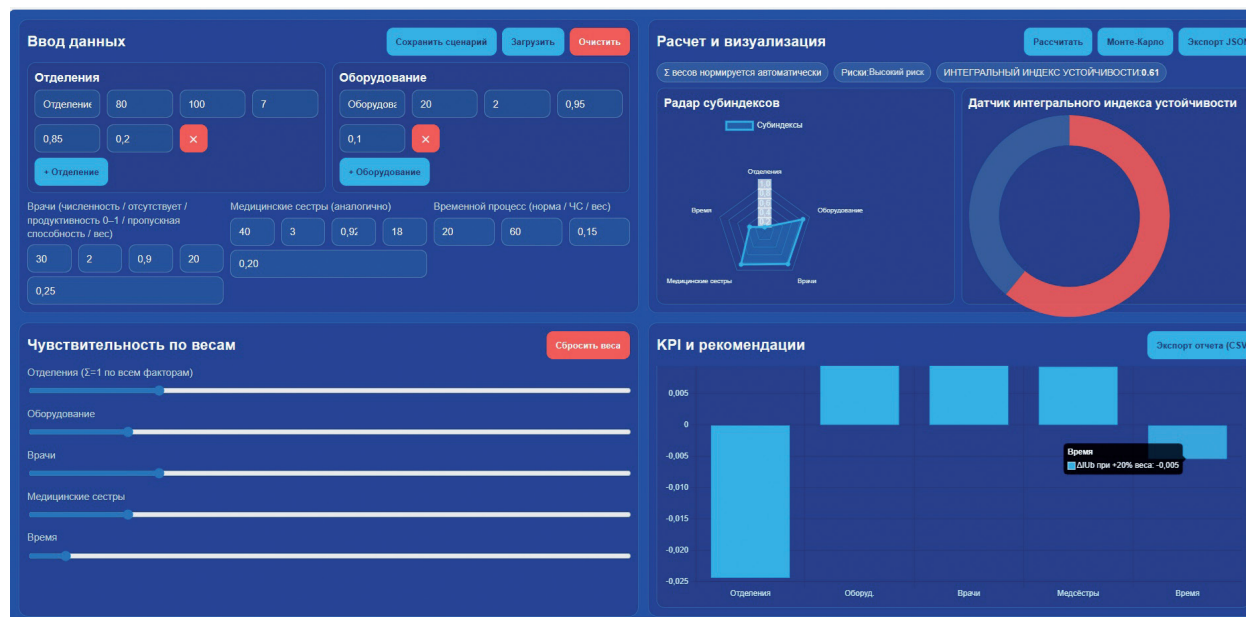


Рисунок 3 — Пример интерфейса двухуровневой панели KPI и модуля интегрального индекса устойчивости медицинской организации в ИАС ППУР.

При использовании сценарного имитационного моделирования отдельные субиндексы корректируются с учетом прогнозируемых дефицитов ресурсов, что позволяет учитывать потенциальное напряжение системы при возрастании нагрузки.

При отклонении индекса от целевого значения модуль инициирует каскад уведомлений, прикрепляя к предупреждению карту причинно-следственных связей, которая показывает, какое конкретно звено ресурса наиболее значимо влияет на низкие значения показателя. Такой подход облегчает приоритизацию постановки задач и формирует доказательную базу для принятия управленческих решений.

Разработанный **модуль автоматической отчетности**, использующий шаблоны *OpenDocument XML*, настроен на формирование регламентных и *Ad-hoc* документов в форматах *PDF, Excel* и *XML*, а также позволяет вставлять тепловые карты, графики отклонений, интерактивные таблицы в динамическом режиме, а встроенный планировщик — исполнять циклические задачи и сохранять историю версий для проведения аудита. В реальной практике это освобождает административный персонал от рутинного обобщения сводных таблиц или текстовых файлов и снижает риск ошибок ручного ввода.

Информационная безопасность обеспечивается **модулем ролевого доступа**, поддерживающим многофакторную аутентификацию, шифрование и поведенческий анализ сессий. Многофакторная аутентификация, шифрование данных при передаче и хранении, мониторинг сессий, неизменяемый журнал аудита, а также разделение внутренней инфраструктуры на изолированные сегменты и взаимная проверка подлинности между компонентами рассматриваются как управленческие инструменты реализации трех базовых свойств: конфиденциальности, целостности и доступности. При любом нетипичном поведении пользователя система должна автоматически ограничивать его права, фиксировать событие в защищенном журнале, уведомлять ответственного администратора и инициировать проверку.

Оценка достаточности мер по обеспечению информационной безопасности строится через управленческую триаду, предполагающую последовательные действия по оценке риска,

осуществлению контроля и надзора. Во-первых, угрозы классифицированы (внешние атаки, инсайдерские действия, операционные сбои), и для них применяются как технические, так и организационные средства контроля (регламенты минимально необходимых прав доступа и их периодическая ревизия, разделение обязанностей, обучение персонала и ответственность за нарушение режима безопасности). Во-вторых, обеспечена процессная устойчивость, выраженная в безопасной разработке и проведении регулярных испытаний на уязвимости, резервном копировании с проверкой восстановления, целевых показателях времени обнаружения и реагирования на инциденты, синхронизированными с требованиями обеспечения непрерывности медицинских процессов. В-третьих, встроены механизмы отчетности и соответствия требованиям отраслевого регулирования (непрерывный аудит, хранение и верификация записей, план реагирования с ролевыми сценариями и периодическими учениями). В совокупности это позволяет в полной мере придерживаться политики «нулевого доверия».

Для оперативной координации действий спроектирован и реализован на уровне интерфейсов **модуль связи**, предусматривающий интеграцию с *API SMS*-шлюзов, сервисами *push*-уведомлений и *e-mail*. В текущей версии прототипа функционал работает в режиме эмуляции отправки сообщений во встроенный корпоративный мессенджер. Руководитель имеет возможность формировать групповые рассылки, а система отслеживает факт доставки и подтверждения получения критически важных сообщений. Такой механизм повышает скорость информационного обмена и минимизирует риск потери времени на межведомственных согласованиях, что особенно важно при необходимости экстренной мобилизации определенного типа ресурсов.

Полевое использование ИАС ППУР обеспечивается **адаптивным веб-интерфейсом для мобильных устройств**, поддерживающим работу в автономном режиме с последующей асинхронной репликацией. Медицинские бригады могут фиксировать фотоотчеты, добавлять геометки и получать актуальные инструкции вне зоны стабильного покрытия, тем самым расширяя радиус действия цифровой платформы и повышая качество первичного реагирования.

Архитектурная консолидация указанных компонентов в единый функциональный контур показывает, что предлагаемая система может выступать не просто агрегатором данных, а полнофункциональной экосистемой поддержки принятия решений. Функциональные возможности системы ориентированы на поддержку динамической адаптации клинико-организационных процессов к колебаниям внешней среды, способствуя повышению устойчивости сети медицинских организаций к пиковым нагрузкам и ЧС, а также формированию объективной доказательной базы для стратегического и тактического управления. Научно-методическая проработка архитектурных решений, формализация алгоритмов и практическая направленность сценариев применения подчеркивают полезность предлагаемой системы для решения широкого круга задач — от плановой оптимизации ресурсов до высокоточного сценарного моделирования рисков. Применение такой платформы может позволить перевести управление медицинскими организациями и системой здравоохранения на уровень предиктивных, отчуждаемых и воспроизводимых практик.

ОБСУЖДЕНИЕ

Разработанный прототип ИАС ППУР интегрирует ряд функциональных блоков, каждый из которых решает собственный класс управленческих задач, но при этом может работать в связке с другими подсистемами, формируя целостную архитектуру поддержки принятия решений в условиях биологических, техногенных и геополитических вызовов. С концептуальной точки зрения выбранная модульная, сервисно-ориентированная архитектура обусловлена необходимостью одновременно интегрировать разнородные источники данных, поддерживать полный цикл ситуационного управления (от геопространственного мониторинга до оптимизационных расчетов) и сохранять устойчивость к пиковым нагрузкам в условиях ЧС. Распределение функционала между относительно независимыми сервисами (ГИС-подсистема, модуль сценариев и имитационного моделирования, оптимизационный блок, логистика, коммуникации, панель KPI и интегрального индекса устойчивости, отчетность) позволяет масштабировать и обновлять отдельные компоненты без остановки всей системы, а также

адаптировать состав модулей под профиль конкретной медицинской организации или региона. При этом архитектура ИАС ППУР изначально проектировалась так, чтобы встраиваться в существующий цифровой контур системы здравоохранения, где медицинские информационные системы, регистры и системы мониторинга выступают источниками данных, опираясь на которые, разработанный прототип обладает расширенными возможностями аналитики, моделирования и поддержки принятия управленческих решений.

Одним из ключевых модулей ИАС ППУР является геоинформационная подсистема, которая обеспечивает пространственную привязку медицинских организаций и их ресурсных возможностей. На основе открытых картографических сервисов реализована возможность построения маршрутов с учетом дорожной инфраструктуры и вычисления изохронов транспортной доступности. Интеграция с загрузочными формами позволяет оперативно вносить и актуализировать сведения о кадровом составе, структурных подразделениях, запасах медицинских изделий и лекарственных средств, формируя общий паспорт медицинской организации. Такое решение повышает ситуационную осведомленность и позволяет в реальном времени координировать распределение потоков пациентов между медицинскими организациями, что особенно критично при ЧС.

Следующим по значимости является модуль BPMN-моделирования и стохастической симуляции, который предназначен для формализации и анализа ключевых бизнес-процессов медицинской организации. Возможность визуализации этапов маршрута пациента, вариативного изменения функции распределения временных величин (прибытия и обслуживания в структурных подразделениях медицинской организации), а также проведения многократных репликаций моделирования, обеспечивают статистически значимую оценку пропускной способности и выявление проблемных участков в рабочих этапах процессов. Применение различных типов распределений случайных величин (Пуассона, Эрланга, Вейбулла, логнормальное, треугольное и иные) приближает модель к реальным условиям функционирования, а панель KPI позволяет переводить результаты моделирования в управленческие показатели.

Необходимость смещения фокуса с простой регистрации данных на управление процессами подтверждается анализом итогов внедрения ИИ в здравоохранении России [21]. Авторы отмечают, что, несмотря на насыщение рынка диагностическими сервисами, сохраняется острая потребность в организационных изменениях и развитии методологии внедрения управленческих решений. Разработанный нами в прототипе ИАС ППУР модуль BPMN-моделирования предлагает решение данной задачи, предоставляя инструмент для проектирования и оптимизации тех самых рабочих процессов, изменение которых исследователи называют условием эффективности цифровой трансформации отрасли.

Наконец, третий ключевой модуль позволяет рассчитывать и визуализировать интегральный индекс устойчивости медицинской организации. Данный модуль ИАС ППУР реализует математическую модель комплексной оценки готовности медицинской организации к функционированию в критических условиях. Расчет субиндексов по ключевым группам факторов (отделения и коечный фонд, медицинское оборудование, врачи, медицинские сестры, временные параметры ключевых лечебно-диагностических процессов) с последующей агрегацией в интегральный показатель дает возможность количественно сравнивать разные сценарии и обеспечивать динамический мониторинг. Инструменты анализа чувствительности позволяют варьировать веса факторов и оценивать их влияние на итоговую устойчивость, а встроенные рекомендации и оптимизационные алгоритмы предлагают конкретные меры по использованию имеющихся ресурсов.

Дополнительно в архитектуре системы предложено реализовать ряд модулей, которые не сопровождались графической иллюстрацией, но играют, однако, значимую роль в обеспечении полноты функционирования ИАС ППУР. К ним относятся подсистемы обработки и интеграции нормативно-справочной информации, модули статистического и сравнительного анализа, инструменты автоматизированного формирования отчетности, а также средства аудита информационной безопасности и контроля прав доступа.

Особое внимание при проектировании в ИАС ППУР модуля безопасности должно быть уделено работе с данными реальной клинической

практики, используемыми для калибровки имитационных моделей. Для обеспечения валидности моделирования (сохранения реальных временных интервалов между этапами лечебного процесса) при строгом соблюдении конфиденциальности в системе должны использоваться подходы к обезличиванию [25]. В частности, применение метода случайного смещения дат позволяет сохранить исходную темпоральную информативность клинических данных, необходимую для корректной работы алгоритмов массового обслуживания, гарантируя при этом невозможность реидентификации пациентов.

Совместное использование всех модулей формирует замкнутый цикл поддержки принятия управленческих решений: от сбора и визуализации пространственно-ресурсной информации, через моделирование и анализ процессов, до комплексной оценки и выработки прикладных мер по обеспечению устойчивого функционирования медицинских организаций в критических условиях. В данном контексте выбранная архитектура может рассматриваться как оптимальная для заявленной цели, поскольку сочетает в себе преимущества модульности, масштабируемости и интероперабельности с существующими системами цифрового контура здравоохранения.

На этапе проектирования прототипа ИАС ППУР рассматривалось несколько альтернативных вариантов его структуры и направлений возможного использования. Первый подход предполагал развитие решения как монолитного модуля на базе существующей медицинской информационной системы с включением в нее функций моделирования и аналитики. Такой вариант теоретически упрощал бы интеграцию с клиническими данными, но существенно повышал связанность компонентов, усложнял обновление и делал систему менее устойчивой к отказам, особенно при ресурсоемких сценарных расчетах и работе с большими объемами данных. Второй вариант предполагал использование классической структуры, совмещающей витрину данных и BI-платформу, в рамках которой ИАС ППУР фактически превращалась бы в набор дашбордов и отчетов, выступая надстройкой для агрегированного хранилища показателей. Однако такой подход не позволил бы реализовать тесно связанный контур

имитационно-оптимизационного моделирования и оперативного управления логистикой и коммуникациями. Выбранная гибридная сервисно-ориентированная архитектура стала, по сути, компромиссным решением, позволяющим сохранить относительно низкую загруженность сервисов, обеспечивая совместимость с существующими МИС и регистрами, а также достаточную вычислительную гибкость для реализации сложных сценариев и задач оптимизации.

Сопоставление разработанного прототипа ИАС ППУР с существующими отечественными и зарубежными решениями показывает, что он занимает промежуточную позицию между крупномасштабными системами мониторинга и управления общественным здравоохранением и специализированными BI-платформами медицинских организаций. Зарубежные решения, такие как ГИС-платформа GEPIMI, ориентированы преимущественно на пространственный мониторинг, раннее предупреждение и маршрутизацию в масштабах региона, обеспечивая ситуационную осведомленность и поддержку диспетчеризации, но не углубляются в детализированную оптимизацию внутрибольничных бизнес-процессов и ресурсных решений на уровне конкретной медицинской организации. Аналогично, системы класса S-HELP и национальные экосистемы, формируемые в рамках EHDS и интегрированных сервисов NHS (NHS Pathways, Directory of Services), фокусируются на межведомственном и межуровневом управлении потоками пациентов и информацией, в то время как моделирование внутренних процессов медицинских организаций, оценка их пропускной способности и оптимизация использования ресурсов в них представлены фрагментарно.

Представленные российские разработки обеспечивают, прежде всего, ретроспективный и оперативный мониторинг показателей, построение дашбордов, OLAP-анализ, оценку загруженности коечного фонда и оборудования, формирование регистров и аналитических отчетов, при этом в меньшей степени ориентируясь на единую сквозную модель, которая бы связывала геоинформационное представление инфраструктуры, BPMN-моделирование, имитационное моделирование, учитывающее распределение случайных величин, стохастическую оптимизацию распределения ресурсов и расчет

интегрального индекса устойчивости в рамках единого архитектурного контура.

Предлагаемый прототип ИАС ППУР отличается от указанных аналогов тем, что реализует именно такой замкнутый цикл: от геопроостранственной визуализации сети медицинских организаций и сценариев глобальных вызовов через формализованные BPMN-модели и дискретно-событийную и (или) агентную симуляцию потоков пациентов, к оптимизационным расчетам, логистическому управлению запасами, коммуникационному модулю и двухуровневой панели KPI с интегральным индексом устойчивости.

В отличие от многих существующих систем, работающих как надстройки над хранилищами медицинских данных или как отдельные специализированные сервисы, прототип изначально проектируется как модульная платформа, в которой все подсистемы (ГИС, имитационное и оптимизационное моделирование, логистика, отчетность, коммуникации, информационная безопасность) используют согласованный набор идентификаторов и общую модель данных. Это позволяет не только анализировать ретроспективные показатели, но и прогнозировать альтернативные сценарии, количественно сравнивать их по интегральному индексу устойчивости и соотносить результаты моделирования с прикладными управленческими решениями по развертыванию дополнительных коек, перераспределению медицинского персонала и управлению запасами.

Еще одним отличительным аспектом прототипа ИАС ППУР является его изначальная параметризация под биологические, техногенные и геополитические сценарии, что отличает его от значительной части отечественных и зарубежных решений, разрабатывавшихся под конкретные классы ЧС (например, наводнения или отдельные эпидемии) или только под плановую деятельность медицинских организаций. В совокупности это позволяет рассматривать представленный прототип не только как очередную информационно-аналитическую систему мониторинга, но и как архитектурный шаблон для построения устойчивых и интероперабельных ИАС ППУР нового поколения как на уровне медицинской организации, так и на уровне региональной системы здравоохранения.

С теоретической точки зрения результаты проведенного исследования демонстрируют, каким образом в прототипе ИАС ППУР классические методы системного анализа и теории массового обслуживания могут быть связаны с современными подходами к построению облачно-нативных, микросервисных экосистем в здравоохранении. Важным результатом является также методический переход от статистических и имитационных оценок к управленческим метрикам (KPI и интегральный индекс устойчивости), что позволяет рассматривать ИАС ППУР не только как инструмент визуализации данных, но и как формализованный механизм трансляции результатов моделирования в регламентные управленческие решения.

С практической точки зрения предлагаемая архитектура и прототип ИАС ППУР могут выступать базой для формирования нового слоя ситуационного управления в цифровом контуре здравоохранения. Фактически выделяется еще один уровень, связывающий медицинские информационные системы, регистры и системы мониторинга с инструментами сценарного моделирования, оптимизации и координации действий. Это создает предпосылки к переходу от ретроспективного мониторинга и реактивного подхода к проактивному управлению, при котором заранее оцениваются последствия эпидемических подъемов, массового поступления пострадавших, перебоев в логистике, планируется развертывание коек, перераспределение кадровых ресурсов, потребность в лекарственных средствах и расходных материалах, оптимизируется маршрутизация пациентов и взаимодействие с выездными службами.

Вместе с тем результаты исследования и предложения по разработке прототипа ИАС ППУР следует интерпретировать с учетом ряда ограничений. Во-первых, оценка осуществлялась преимущественно на синтетических и обезличенных наборах данных, отражающих типовые сценарии функционирования, что ограничивает возможность экстраполяции результатов на все виды медицинских организаций. Объективная оценка эффективности разработки требует подключения реального потока данных и многоцентровой пилотной апробации. Во-вторых, реализованные модельные компоненты (распределения интенсивности потоков,

параметры длительности процедур, допущения о структуре пациентов и т.д.) неизбежно упрощают реальную ситуацию и нуждаются в дальнейшей калибровке под специфику отдельных сценариев ЧС, профилей медицинской помощи и конкретных медицинских организаций. В-третьих, прототип пока не в полной мере закрывает вопросы промышленной эксплуатации с проведением нагрузочных тестов в условиях большого числа параллельных сценариев, не в полном объеме реализует механизмы непрерывного мониторинга полноты и качества данных, а также автоматического разрешения конфликтов при интеграции с внешними системами. В-четвертых, внедрение ИАС ППУР предъявляет высокие требования к организационной зрелости медицинской организации в части регламентирования процессов оказания медицинской помощи, стандартизации операционных процедур, обеспечения подготовки пользователей и выстраивания контура кибербезопасности.

В перспективе расширение системы может быть направлено на более тесную интеграцию модулей через единый слой данных, автоматизированный обмен результатами моделирования и расчетов, а также подключение внешних источников, в том числе региональных и федеральных регистров для повышения полноты и актуальности информации. Данное решение позволит перейти от локальной поддержки отдельных задач к единой платформе, обеспечивающей непрерывное ситуационное управление медицинскими организациями и системой здравоохранения в целом.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Выполненное исследование было направлено на разработку прототипа ИАС ППУР в медицинской организации, функционирующей в условиях биологических, техногенных и геополитических вызовов. В работе продемонстрирована реализуемость комплексного архитектурного подхода, интегрирующего геоинформационные технологии, инструменты моделирования бизнес-процессов, модули имитационного и оптимизационного анализа, а также средства интегральной оценки устойчивости. Реализация системы в виде набора взаимосвязанных микросервисов с открытым API и модульной архитектурой показывает возможность

масштабирования решения, его адаптации к различным сценариям функционирования и интеграции с внешними информационными ресурсами.

На данном этапе прототип ИАС ППУР следует рассматривать прежде всего как технологическую и методологическую платформу, предназначенную для консолидации данных о ресурсах, потоках пациентов и инфраструктуре, проведения многофакторного моделирования и прогнозирования, а также формирования доказательной базы для принятия управленческих решений. Гипотетически интеграция подобной платформы в контуры управления медицинской организацией может способствовать повышению готовности к реагированию на ЧС, сокращению времени подготовки управленческих решений и более рациональному распределению ресурсов. Однако количественная оценка таких эффектов, включая анализ точности прогнозов имитационной модели, влияния предлагаемых алгоритмов на дефицит ресурсов, совокупные затраты, показатели времени ожидания и загрузки коечного фонда, требует отдельного эмпирического исследования.

Корректная оценка результативности применения ИАС ППУР предполагает использование потока реальных управленческих данных и (или) данных полноформатных тренингов, сопоставление сценариев «с использованием» и «без использования» системы, статистически обоснованный период наблюдения и выбор адекватного дизайна исследования («до/после», «контроль/внедрение» и другие варианты квазиэкспериментальных схем). Проведение такого этапа верификации и оценки эффекта планируется как следующий шаг после доведения прототипа до стадии пилотной эксплуатации и выходит за рамки задач, решаемых в настоящей статье.

Вместе с тем предложенные архитектурные и методологические решения демонстрируют потенциал дальнейшего развития системы за счет интеграции с федеральными и региональными информационными системами, базами данных и регистрами, внедрения алгоритмов машинного обучения для повышения точности прогнозов и расширения аналитического инструментария, а также трансформации межведомственного взаимодействия в сторону сквозных цифровых процессов управления в системе здравоохранения.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Visave, J. Transparency in AI for emergency management: building trust and accountability. *AI Ethics*. 2025; 5, 3967-3980. doi:10.1007/s43681-025-00692-x.
2. Есмагамбетов Т.У., Шикунская О.М. Информационно-аналитическая поддержка деятельности ситуационного центра МЧС // Современные наукоемкие технологии. — 2016. — №3(1). — С.18-23. [Esmagambetov TU, SHikul'skaya OM. Informacionno-analiticheskaya podderzhka deyatel'nosti situacionnogo centra MCHS. *Sovremennye naukoemkie tekhnologii*. 2016; 3(1): 18-23. (In Russ.)] doi: 10.17513/snt.35684.
3. Cozzoli N, Salvatore FP, Faccilongo N, Milone M. How can big data analytics be used for healthcare organization management? Literary framework and future research from a systematic review. *BMC Health Serv Res*. 2022; 22(1): 809. doi: 10.1186/s12913-022-08167-z.
4. Elkady S, Hernantes J, Labaka L. Decision-making for community resilience: A review of decision support systems and their applications. *Heliyon*. 2024; 10(12): e33116. doi: 10.1016/j.heliyon.2024. e33116.
5. Калач А.В., Ничепорчук В.В., Батуро А.Н. Поддержка принятия управленческих решений при защите территорий от затоплений // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Системный анализ и информационные технологии. — 2021. — №1. — С.74-86. [Kalach AV, Nicheporchuk VV, Batur AN. Podderzhka prinyatiya upravlencheskih reshenij pri zashchite territorij ot zatopenij. *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Sistemnyj analiz i informacionnye tekhnologii*. 2021; 1: 74-86. (In Russ.)] doi:10.17308/sait.2021.1/3372.
6. Ptochos D, Panopoulos D, Metaxiotis K, Askounis D; John Psarras. Using internet GIS technology for early warning, response and controlling the quality of the public health sector. *Int J Electron Healthc*. 2004; 1(1): 78-102. doi: 10.1504/IJEH.2004.004661.
7. Safdari R, Shoshtarian Malak J, Mohammadzadeh N, Danesh Shahraki A. A Multi Agent Based Approach for Prehospital Emergency Management. *Bull Emerg Trauma*. 2017; 5(3): 171-178.

8. Avila K, Sanmartin P, Jabba D, Jimeno M. Applications Based on Service-Oriented Architecture (SOA) in the Field of Home Healthcare. *Sensors* (Basel). 2017; 17(8): 1703. doi: 10.3390/s17081703.
9. Wright A, Sittig DF. SANDS: a service-oriented architecture for clinical decision support in a National Health Information Network. *J Biomed Inform.* 2008; 41(6): 962-981. doi: 10.1016/j.jbi.2008.03.001.
10. Loya SR, Kawamoto K, Chatwin C, Huser V. Service oriented architecture for clinical decision support: a systematic review and future directions. *J Med Syst.* 2014; 38(12): 140. doi: 10.1007/s10916-014-0140-z.
11. Strasberg HR, Rhodes B, Del Fiol G, Jenders RA, Haug PJ, Kawamoto K. Contemporary clinical decision support standards using Health Level Seven International Fast Healthcare Interoperability Resources. *J Am Med Inform Assoc.* 2021; 28(8): 1796-1806. doi: 10.1093/jamia/ocab070.
12. Bathelt F, Lorenz S, Weidner J, Sedlmayr M, Reinecke I. Application of Modular Architectures in the Medical Domain - a Scoping Review. *J Med Syst.* 2025; 49(1): 27. doi: 10.1007/s10916-025-02158-3.
13. Hadley E, Rhea S, Jones K, Li L, Stoner M, Bobashev G. Enhancing the prediction of hospitalization from a COVID-19 agent-based model: A Bayesian method for model parameter estimation. *PLoS One.* 2022; 17(3): e0264704. doi: 10.1371/journal.pone.0264704.
14. Lawson AB. Evaluation of predictive capability of Bayesian spatio-temporal models for Covid-19 spread. *BMC Med Res Methodol.* 2023; 23(1): 182. doi: 10.1186/s12874-023-01997-3.
15. Yun SJ, Kwon JW, Kim WT. A Novel Digital Twin Architecture with Similarity-Based Hybrid Modeling for Supporting Dependable Disaster Management Systems. *Sensors* (Basel). 2022; 22(13): 4774. doi: 10.3390/s22134774.
16. Sun T, Lu J, Li Q, Kou Y. Can digital twin technology revolutionize public health emergency management? Insights from the PPRR framework. *Front Public Health.* 2025; 13: 1631339. doi: 10.3389/fpubh.2025.1631339.
17. Raab R, Küderle A, Zakreuskaya A, et al. Federated electronic health records for the European Health Data Space. *Lancet Digit Health.* 2023; 5(11): e840-e847. doi: 10.1016/S2589-7500(23)00156-5.
18. Sutton L, Tarrant C, Willars J, et al. How do staff work in NHS hospital operations management meetings to support resilience in everyday service delivery? A qualitative study. *BMC Health Serv Res.* 2025; 25(1): 113. doi: 10.1186/s12913-025-12229-3.
19. Rauner, M.S., Niessner, H., Odd, S, et al. An advanced decision support system for European disaster management: the feature of the skills taxonomy. *Cent Eur J Oper Res.* 2018; 26: 485-530. doi: 10.1007/s10100-018-0528-9.
20. Ханов А.М., Гусев А.В., Тюрганов А.Г. Искусственный интеллект в здравоохранении России: сбор и подготовка данных для машинного обучения // Российский журнал телемедицины и электронного здравоохранения. — 2023. — №9(4). — С.7-13. [Hanov AM, Gusev AV, Tyurganov AG. Iskusstvennyy intellekt v zdavoohranenii Rossii: sbor i podgotovka dannyh dlya mashinnogo obucheniya. Rossijskij zhurnal telemeditsiny i elektronnoho zdavoohraneniya. 2023; 9(4): 7-13. (In Russ.)] doi: 10.29188/2712-9217-2023-9-4-7-13.
21. Ваньков В.В., Артемова О.Р., Карпов О.Э. и др. Итоги внедрения искусственного интеллекта в здравоохранении России // Врач и информационные технологии. — 2024. — №3. — С.32-43. [Van'kov VV, Artemova OR, Karpov OE, et al. Itogi vnedreniya iskusstvennogo intellekta v zdavoohranenii Rossii. Vrach i informacionnye tekhnologii. 2024; 3: 32-43. (In Russ.)] doi: 10.25881/18110193_2024_3_32.
22. Портал оперативного взаимодействия ЕГИСЗ: сервис «РЭМД» (Реестр электронных медицинских документов). Доступно по: <https://portal.egisz.rosminzdrav.ru/services/remd> (дата обращения: 21.10.2025). [Portal operativnogo vzaimodejstviya EGISZ: servis «REMD» (Reestr elektronnyh medicinskih dokumentov). Available at: <https://portal.egisz.rosminzdrav.ru/services/remd> (21.10.2025). (In Russ.)]
23. Платформа искусственного интеллекта Минздрава России. Доступно по: <https://ai.minzdrav.gov.ru/> (дата обращения: 21.10.2025). [Platforma iskusstvennogo intellekta Minzdrava Rossii. Available at: <https://ai.minzdrav.gov.ru/> (21.10.2025). (In Russ.)]
24. Столбов А.П. О кибербезопасности медицинской деятельности // Вестник Росздравнадзора. — 2020. — №3. — С.44-52. [Stolbov AP. O kiberbezopasnosti medicinskoj deyatel'nosti. Vestnik Roszdravnadzora. 2020; 3: 44-52. (In Russ.)] doi: 10.35576/2070-7940-2020-3-44-52.

25. Столбов А.П. К вопросу об организации обезличивания и использования данных реальной клинической практики // Врач и информационные технологии. — 2025. — №2. — С.32-53. [Stolbov AP. K voprosu ob organizacii obezlichivaniya i ispol'zovaniya dannyh real'noj klinicheskoy praktiki. Vrach i informacionnye tekhnologii. 2025; 2: 32-53. (In Russ.)] doi: 10.25881/18110193_2025_2_32.
26. Гусев А.В. Обзор российских систем поддержки принятия врачебных решений (СППВР) // Webiomed. Доступно по: <https://webiomed.ru/blog/obzor-rossiiskikh-sistem-podderzhki-prinyatiya-vrachebnykh-reshenij> (дата обращения: 11.08.2025). [Gusev AV. Obzor rossijskih sistem podderzhki prinyatiya vrachebnyh reshenij (SPPVR). Webiomed. Available at: <https://webiomed.ru/blog/obzor-rossiiskikh-sistem-podderzhki-prinyatiya-vrachebnykh-reshenij> (11.08.2025). (In Russ.)]
27. Карпов О.Э., Никуличев А.А., Пензин О.В., Субботин С.А., Андриков Д.А., Перфильев А.Е. Архитектура медицинских информационных систем нового поколения // Вестник НМХЦ им. Н.И. Пирогова. — 2019. — №14(3). — С.126-134. [Karpov OE, Nikulichev AA, Penzin OV, Subbotin SA, Andrikov DA, Perfil'ev AE. Arhitektura medicinskih informacionnyh sistem novogo pokoleniya. Vestnik NMHC im. N.I. Pirogova. 2019; 14(3): 126-134. (In Russ.)] doi: 10.25881/BPNMSC.2019.43.34.025.

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/м^2) или нижние ($\text{CH}_2\text{DS}_2\text{-VASC}$) регистры. Знак мат. действий и соотношений (+, -, x, /, =, ~) отделяют от символов и чисел: $p = 0,05$. Знак $\pm$ пишется слитно с цифровыми обозначениями: $27,0 \pm 17,18$. Знаки $>$, $<$, $\leq$ и $\geq$ пишутся слитно: $p > 0,05$. В тексте рекомендуется заменять символы словами: более ($>$), менее ($<$), не более ($\leq$), не менее ($\geq$). 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 $^{\circ}\text{C}$ 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>

