

Н.С. Шилко¹, Г.А. Каркашадзе¹, М.В. Федосеенко^{1, 2}, А.Н. Дудина¹, Т.А. Калюжная^{1, 2},
С.В. Толстова¹, А.М. Сельвян¹, Т.Е. Привалова², Е.В. Кайтукова^{1, 2}, Е.А. Вишнева^{1, 2},
Л.С. Намазова-Баранова^{1, 2, 3}

¹ НИИ педиатрии и охраны здоровья детей НКЦ №2 ФГБНУ «РНЦХ им. акад. Б.В. Петровского», Москва, Российская Федерация

² Российский национальный исследовательский медицинский университет им. Н.И. Пирогова (Пироговский Университет), Москва, Российская Федерация

³ Университет МГУ-ППИ в Шэньчжэне, Шэньчжэнь, Китай

Разработка системы поддержки принятия врачебных решений

Автор, ответственный за переписку:

Шилко Никита Сергеевич, младший научный сотрудник, отдел развития мозга в онтогенезе, формирования когнитивных функций и нейробиологии НИИ педиатрии и охраны здоровья детей НКЦ №2 ФГБНУ «РНЦХ им. акад. Б.В. Петровского»

Адрес: 119333, Москва, ул. Фотиевой, д. 10, стр. 1, тел.: +7 (499) 137-01-97, e-mail: nikita@shilko.ru

Статья посвящена разработке интеллектуальной системы поддержки принятия врачебных решений (СППВР), предназначенной для снижения нагрузки на врачей и повышения точности дифференциальной диагностики. В качестве ключевой особенности предлагается гибридная модель, которая способна анализировать неструктурированный клинический анамнез на русском языке. Описываются архитектура системы, включая структуру базы знаний, модуль предобработки текста и гибридный механизм извлечения симптомов, сочетающий лингвистические правила и семантический анализ на основе нейросетевой модели BERT.

Ключевые слова: искусственный интеллект в медицине, система поддержки принятия врачебных решений, цифровая медицина, дифференциальная диагностика, нейронные сети

Для цитирования: Шилко Н.С., Каркашадзе Г.А., Федосеенко М.В., Дудина А.Н., Калюжная Т.А., Толстова С.В., Сельвян А.М., Привалова Т.Е., Кайтукова Е.В., Вишнева Е.А., Намазова-Баранова Л.С. Разработка системы поддержки принятия врачебных решений. *Педиатрическая фармакология*. 2025;22(5):573–579. doi: <https://doi.org/10.15690/pf.v22i5.2958>

АКТУАЛЬНОСТЬ

Современная медицина переживает этап фундаментальной трансформации, обусловленный повсеместным внедрением цифровых технологий. Этот процесс, получивший название «цифровизация системы здравоохранения», является не просто техниче-

ской модернизацией, а формирует долгосрочные ориентиры развития здравоохранения [1]. В Российской Федерации данный вектор развития закреплён на высшем государственном уровне и является неотъемлемой частью национальных целей, утвержденных Указом Президента № 309 от 7 мая 2024 г. [2], где в качестве

Nikita S. Shilko¹, George A. Karkashadze¹, Marina V. Fedoseenko^{1, 2}, Anastasiya N. Dudina¹,
Tatiana A. Kaliuzhnaia^{1, 2}, Svetlana V. Tolstova¹, Arevaluis M. Selvyan¹, Tatiana E. Privalova²,
Elena V. Kaytukova^{1, 2}, Elena A. Vishneva^{1, 2}, Leyla S. Namazova-Baranova^{1,2,3}

¹ Pediatrics and Child Health Research Institute in Petrovsky National Research Centre of Surgery, Moscow, Russian Federation

² Pirogov Russian National Research Medical University, Moscow, Russian Federation

³ Shenzhen MSU-BIT University, Shenzhen, China

Development of Medical Decision Making Support System

This article is devoted to the development of an intelligence system for medical decision making support (MDMSS) designed for reducing the burden on doctors and increase the differential diagnosis accuracy. Hybrid model, as a key feature, is suggested to be capable to analyse unstructured clinical history in Russian language. The system architecture, including data base structure, text preprocessing module, hybrid symptom extraction mechanism (with linguistic rules and semantic analysis based on BERT neural network model), is described.

Keywords: artificial intelligence in medicine, medical decision making support system, digital medicine, differential diagnosis, neural networks

For citation: Shilko Nikita S., Karkashadze George A., Fedoseenko Marina V., Dudina Anastasiya N., Kaliuzhnaia Tatiana A., Tolstova Svetlana V., Selvyan Arevaluis M., Privalova Tatiana E., Kaytukova Elena V., Vishneva Elena A., Namazova-Baranova Leyla S. Development of Medical Decision Making Support System. *Pediatricheskaya farmakologiya — Pediatric pharmacology*. 2025;22(5):573–579. (In Russ). doi: <https://doi.org/10.15690/pf.v22i5.2958>

стратегических приоритетов обозначены как сохранение здоровья нации, так и «цифровая трансформация экономики и социальной сферы».

За последнее десятилетие во врачебную практику все более активно входят новые достижения в области цифровых технологий, расширяются сферы их применения в диагностике, лечении, хранении индивидуальных данных, систематизации методических материалов, организации работы медицинских учреждений и т.д. В настоящее время одной из основных задач развития системы отечественного здравоохранения является повышение качества предоставляемых услуг за счет внедрения в работу медицинских организаций средств автоматизированного анализа данных пациентов и систем поддержки принятия решений врача (СППВР). В Стратегии развития здравоохранения в Российской Федерации на период до 2025 года [3] особое внимание уделяется использованию современных интеллектуальных технологий обработки и интерпретации собранной о пациенте информации, позволяющих в условиях неполноты и неопределенности данных своевременно диагностировать заболевания.

Одной из ключевых проблем первичного звена здравоохранения является высокий риск диагностических ошибок, обусловленный сочетанием повышенной нагрузки на врачей и широкого спектра патологий [4]. Последствия таких ошибок, с которыми пациенты рискуют столкнуться хотя бы раз в течение жизни [5], крайне серьезны. Это может привести к задержке в постановке корректного диагноза, что снижает эффективность лечения и негативно сказывается на течении заболевания. Именно поэтому применение технологий искусственного интеллекта (ИИ) для поддержки принятия решений становится критически важным, поскольку позволяет сократить время на диагностику и повысить ее точность, что соответствует стратегическим целям персонализации медицины и оптимизации первичной медико-санитарной помощи и ее амбулаторного этапа [6].

Мировой опыт подтверждает огромный потенциал ИИ в медицине. Так, в Японии применение этой системы позволило своевременно идентифицировать у пациента вторичный лейкоз, развившийся на фоне миелодиспластического синдрома [7]. А нейросетевая модель CHIEF (*A pathology foundation model for cancer diagnosis and prognosis prediction*) продемонстрировала высокую точность в диагностике и прогнозировании онкологических заболеваний [8]. В США разработана нейронная сеть IBM Watson, которая была внедрена в онкологическую практику и показала хорошие результаты в 2020 г. — в 73% случаев рекомендации по лечению онкологических заболеваний от системы Watson совпадали с рекомендациями врачей [9]. В недавнем исследовании было описано использование ИИ для прогнозирования детской астмы с использованием данных электронных медицинских карт детей [10]. В 2024 г. в *npj Digital Medicine* был опубликован обзор, который показал, что методы обучения с подкреплением (RL) позволяют оптимизировать пошаговые клинические решения и снизить диагностическую затратность на 7–12% без потери качества [11].

Одновременно с этим в Российской Федерации уже активно ведутся разработки программных решений, направленных на использование ИИ. Так, в отдельных информационных системах медицинских организаций страны была внедрена программная платформа для анализа рентгенологических исследований с помощью технологий ИИ, что позволило, снизив нагрузку на рентгенологов, повысить эффективность работы

специалиста [12]. С целью скрининга новообразований кожи в России был разработан программный комплекс «ПроРодинки», анализирующий кожные изменения и факторы риска по данным, предоставленным пациентами. Фотографии, сделанные пациентами, проходят контроль с помощью компьютерных алгоритмов, определяющих качество снимка, а также наличие и размеры новообразования. Анализ выполняется с применением нейронной сети, обученной на верифицированном банке изображений, факторах риска и динамике новообразований [13]. Однако большинство существующих решений либо узкоспециализированы, либо ориентированы на иностранные языки, что существенно ограничивает их применимость в отечественной клинической практике.

Таким образом, разработка отечественной интеллектуальной СППВР, способной работать с неструктурированным текстом на русском языке, является актуальной научной и практической задачей.

Цель настоящей работы — представить архитектуру программного обеспечения с использованием нейронных сетей, способного проводить анализ неструктурированного анамнеза пациента на русском языке, извлекать клинически значимые данные и формировать дифференциально-диагностический ряд вероятных заболеваний (рис. 1) [14].

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Разработка СППВР требует комплексного подхода, сочетающего инженериию знаний, обработку естественного языка и методы машинного обучения (см. рис. 1) [14]. Предлагаемая система представляет собой многокомпонентную программную платформу, реализованную на языке Python (версия 3.12) с использованием фреймворка Django (версия 5.0). Архитектура включает три ключевых блока: базу знаний, конвейер обработки текста и алгоритм диагностического вывода.

1. База знаний

Основой системы является реляционная база данных (PostgreSQL), реализованная с помощью Django ORM. Данная модель позволяет хранить медицинские знания в структурированном и взаимосвязанном виде (рис. 2) [14].

База знаний содержит в себе следующие компоненты.

- **Сущности «Диагноз» и «Симптом»** являются центральными объектами. Для каждого диагноза хранятся его наименования, коды по международным классификаторам (МКБ-10, DSM-5, SNOMED-CT, если таковые имеются). Для симптомов предусмотрены синонимы, категории и их детальные описания.
- **Весовые коэффициенты и связи.** Ключевым элементом является модель, описывающая связь между диагнозом и симптомом, которая представляет собой взвешенный граф, где каждое ребро (связь) имеет атрибуты: частота встречаемости, чувствительность, специфичность и флаг патогномичности. Такая детализация позволяет реализовать более точный диагностический алгоритм.
- **Демографические модификаторы.** Для каждого диагноза определены вероятностные коэффициенты его возникновения в зависимости от возраста и пола пациента.
- **Лабораторные данные.** Система также включает модели для учета результатов анализов, где для каждого теста указаны его вес и референсные значения для конкретного диагноза.



Рис. 1. Структура программного обеспечения системы поддержки принятия врачебных решений (СППВР)
Fig. 1. Software structure of the medical decision making support system (MDMSS)

Первичное наполнение атрибутов (частота встречаемости, чувствительность, специфичность, патогномичность) осуществляется с помощью методологии гибридного анализа. На первом этапе проводится сбор данных из анализа литературных источников и клинических рекомендаций. На втором этапе используются большие языковые модели (LLM): ChatGPT o3, Claude 4 Sonnet, Gemini 2.5-Pro и Perplexity Deep Research. Применение нескольких моделей позволяет перекрестно проверять информацию и значительно снизить вероятность «галлюцинаций», свойственных им. Все полученные данные проходят обязательную верификацию группой практикующих врачей-экспертов, что является крайне важным для обеспечения клинической достоверности и безопасности базы знаний.

Помимо этого, в базу знаний закладываются коды по международным классификаторам, включая SNOMED-CT. Параллельно с разработкой СППВР ведется работа по переводу и адаптации на русский язык соответствующих терминов SNOMED-CT. Это не только

обеспечивает соответствие международным стандартам, но и создает фундамент для будущей интероперабельности системы с другими медицинскими информационными системами и Единой государственной информационной системой в сфере здравоохранения (ЕГИСЗ) [15], а также позволяет в перспективе обучать нейронные сети на открытых международных наборах данных [16].

2. NLP-конвейер обработки текста

Входящий неструктурированный текст (жалобы, анамнез) проходит через последовательный конвейер обработки. NLP — это подход, который используется для решения сложных задач в области обработки естественного языка (Natural Language Processing).

Шаг 1. Предобработка текста проводится с применением модуля, основанного на библиотеках Natasha и rutmorphu3, который выполняет:

- **нормализацию:** текст приводится к нижнему регистру, удаляются лишние пробелы и специальные символы;



Рис. 2. Этапы построения архитектуры базы данных
Fig. 2. Stages of database architecture development

- **коррекцию орфографии и расшифровку аббревиатур:** используются словари и алгоритмы нечеткого поиска (rapidfuzz [17]) для исправления опечаток и замены медицинских сокращений (например, «ЧСС» на «частота сердечных сокращений»);
- **обработку отрицаний:** выполняется маркировка слов, следующих за отрицательными частицами («не», «нет», «без»), что критически важно для корректного различения наличия и отсутствия симптома;
- **лингвистический анализ:** включает токенизацию, лемматизацию и морфологический разбор для приведения слов к их канонической форме.

Шаг 2. Гибридное извлечение симптомов. Для повышения точности и полноты используется гибридный подход, комбинирующий несколько методов:

- **лингвистические правила:** поиск точных совпадений симптомов и их синонимов, а также анализ контекстных фраз и грамматических трансформаций (например, «пациент тревожен» → симптом «тревожность»);
- **семантический поиск:** для анализа предложений, не содержащих прямых совпадений, применяется нейросетевая модель distilrubert-base-cased-conversational [18]. Модель преобразует текст и симптомы из базы знаний в векторные представления (эмбединги) и вычисляет косинусную близость между ними. Это позволяет идентифицировать симптомы, описанные синонимично или косвенно;
- **дедупликация и приоритизация:** результаты всех методов объединяются, а дубликаты удаляются (дубликатом считается пара с коэффициентом сходства Жаккара > 0,8). Система отдает предпочтение более точным методам (например, прямое совпадение имеет больший вес, чем семантическое), что позволяет сформировать итоговый, наиболее релевантный список симптомов.

Шаг 3. Извлечение личностных характеристик пациента. Специальный модуль извлекает из текста возраст, пол и другие релевантные характеристики пациента для использования в качестве модификаторов.

3. Алгоритм диагностического вывода (RL)

На заключительном этапе система рассчитывает вероятность каждого диагноза из базы знаний на основе извлеченного списка симптомов. Алгоритм является многофакторным и учитывает:

- **базовую вероятность:** рассчитывается как отношение суммы весов совпавших симптомов к общей сумме весов всех симптомов, характерных для данного диагноза. Вес каждого симптома, в свою очередь, зависит от его частоты, чувствительности и специфичности;
- **бонус за количество симптомов:** диагнозы, для которых совпало большее количество симптомов, получают дополнительный вес;
- **возрастно-половой модификатор:** итоговая вероятность корректируется с учетом вероятности возникновения диагноза в конкретной демографической группе;
- **патогномоничные симптомы:** наличие таких симптомов резко повышает итоговую вероятность диагноза. Формула расчета:

$$Score(D) = Score(P) \times M_{age_gender} \times (1 + B_{patho}) \times (1 + B_{count});$$

формула базовой вероятности:

$$Score(P) = \frac{\sum_{i=1}^n (w_i \times f_i \times sens_i \times spec_i)}{\sum_{j=1}^m (w_j \times f_j \times sens_j \times spec_j)},$$

где $Score(D)$ — итоговая (апостериорная) вероятность наличия диагноза D при наблюдаемых симптомах S_{obs} ; $Score(P)$ — базовая вероятность, рассчитанная как взвешенная сумма характеристик наблюдаемых симптомов; M_{age_gender} — демографический модификатор (коэффициент от 0 до ~1.5), который корректирует вероятность на основе возраста и пола пациента; B_{patho} — бонусный коэффициент за наличие патогномоничных симптомов (симптомов, однозначно указывающих на болезнь); B_{count} — бонус за количество симптомов, которые наблюдаются у диагноза D ; n — количество наблюдаемых у пациента симптомов, релевантных для диагноза D ; m — общее количество симптомов, характерных для диагноза D ; w — вес или важность симптома для диагностики; f — частота встречаемости симптома при данном диагнозе; $sens$ — чувствительность (sensitivity) теста или симптома, то есть доля истинно положительных результатов.

В результате формируется ранжированный список из 5 наиболее вероятных диагнозов, который и предоставляется врачу в качестве результата работы системы. Весь процесс от получения запроса до выдачи результата записывается для последующего анализа и отладки.

Программное окружение: Intel Core i5-8400 (6 × 2,8 ГГц), 16 ГБ RAM, ОС Ubuntu 22.04 LTS.

Используемые библиотеки и версии представлены в таблице.

Время отклика прототипа ($N = 200$ случаев): медиана 14,2 с (IQR 10–30 с) при среднем объеме текста 1000–1300 символов.

РЕЗУЛЬТАТЫ

В ходе исследования был разработан и протестирован функциональный прототип системы поддержки принятия врачебных решений (СППВР). Данный прото-

Таблица. Используемые библиотеки и версии
Table. Used libraries and versions

Категория	Библиотека	Версия
Web-/API	Django	5.2
	djangorestframework	3.16.0
ORM-админ	django-nested-admin	4.1.1
NLP / русская морфология	natasha	1.6.0
	pymorphy3	2.0.3
	razdel	0.5.0
	yargy	0.16.0
Орфография / fuzzy-поиск	RapidFuzz	3.12.2
ML / DL	transformers	4.49.0
	torch	2.7.0
	tokenizers	0.21.0
	sentencepiece	0.2.0
Математика / графы	numpy	2.2.3
	networkx	3.4.2
HF Hub	huggingface-hub	0.29.2

тип продемонстрировал способность выполнять полный цикл анализа предоставляемого врачом клинического случая: от обработки неструктурированного текста до формирования ранжированного списка диагностических гипотез.

Для демонстрации работы прототипа были проанализированы два обезличенных клинических случая.

Случай 1:

«Девочка 4 лет. Жалобы на боль и припухлость в коленных и голеностопных суставах в течение нескольких месяцев. Отмечается утренняя скованность, проходящая в течение часа после начала движения. Наблюдается периодическое повышение температуры до субфебрильных значений. Наличие травм отрицается».

При анализе данного клинического случая система продемонстрировала высокую точность в распознавании ключевых симптомов. NLP-модуль успешно идентифицировал 10 клинических признаков, характерных для суставного синдрома. Для выявления таких специфичных симптомов, как «Утренняя скованность» и «Лихорадка», были применены как методы прямого совпадения, так и семантический поиск, позволивший выявить неявно описанные симптомы. Одновременно с этим модуль обработки персональных данных корректно извлек из текста возраст пациента («4 года (48 месяцев)») и пол («Женский»).

Наиболее значимым результатом стала работа алгоритма дифференциальной диагностики. На основе совокупности клинических и демографических данных система сформировала список из 5 наиболее вероятных диагнозов: «Ювенильный идиопатический артрит (M08.0) — высокая вероятность»; «Олигоартикулярный юношеский идиопатический артрит (M08.4) — средняя вероятность»; «Другие юношеские артриты (M08.8) — низкая вероятность»; «Юношеский артрит с системным началом (M08.2) — низкая вероятность»; «Артрит при системной красной волчанке (M32.1) — низкая вероятность». Важно отметить, что все предложенные гипотезы относятся к единой нозологической группе заболеваний соединительной ткани. Это свидетельствует о способности системы определять основной диагностический вектор и правильно классифицировать патологию в соответствии с международными стандартами. После этого из представленного списка возможных диагнозов врач выбирает наиболее вероятную гипотезу и переходит к этапу ее верификации, при необходимости назначая дополнительные лабораторно-инструментальные исследования.

Технические аспекты. Обработка входного текста, состоящего из 36 токенов, заняла 3477 мс (0,05795 мин или 3,5 с). В ходе предобработки была выполнена одна орфографическая коррекция, что подтверждает устойчивость конвейера к незначительным неточностям во входных данных.

Случай 2:

«Мальчик, 14 лет. Ежегодно в весенне-летний период беспокоят заложенность носа, обильные водянистые выделения и многократное чихание. Одновременно отмечаются зуд в носу, покраснение и зуд глаз, слезотечение. Отмечаются ухудшение состояния на улице в сухую погоду и улучшение после дождя или в помещении».

В ходе обработки данного клинического случая, описывающего классическую картину поллиноза, система продемонстрировала эффективную работу по распознаванию симптомов аллергического профиля.

NLP-конвейер выявил 7 релевантных клинических признаков. Система корректно извлекла демографические данные пациента.

Диагностический модуль показал высокую релевантность результатов. На основе 4 совпавших ключевых симптомов система с уверенностью вывела на первое место диагноз «Аллергический ринит, вызванный пыльцой растений» (код по МКБ-10: J30.1) с вероятностью полного соответствия представленному анамнезу. Помимо этого, система предложила следующие варианты: «Вазомоторный ринит (J30.0) — средняя вероятность»; «Круглогодичный аллергический ринит (J30.3) — низкая вероятность»; «Острый назофарингит (насморк) (J00) — низкая вероятность».

Технические аспекты. Полный цикл обработки входного текста, содержащего 43 токена, занял 3334,5 мс (0,055575 мин или 3,3 с).

Общая техническая производительность. Тестирование прототипа на серии из 200 клинических случаев показало, что медианное время отклика системы составляет в среднем 14,2 с (при среднем объеме текста 1000–1300 символов) на используемом оборудовании.

ОБСУЖДЕНИЕ

Разработанный прототип СППВР успешно справляется с поставленной задачей — преобразованием неструктурированного анамнеза в структурированный набор клинических признаков и формированием на их основе релевантных диагностических гипотез.

Ключевым преимуществом разработанной системы является гибридный механизм извлечения симптомов. Сочетание лингвистических правил, обеспечивающих скорость и точность для стандартных формулировок, и семантического поиска на основе нейросети BERT, который позволяет улавливать синонимичные и описательные конструкции, обеспечивает высокую полноту и точность анализа.

Разработанная программа не ставит окончательный диагноз, а формирует ранжированный список гипотез. Кроме того, алгоритм работы системы прозрачен: он демонстрирует вклад каждого компонента (симптомов, демографии) в итоговый балл. В результате разработанное программное обеспечение не замещает полностью специалиста, а способствует повышению качества диагностики. Таким образом, СППВР позволяет сократить путь пациента к корректному диагнозу и необходимой терапии, потенциально избавляя его от лишних обследований и неверного медикаментозного лечения.

Вместе с тем, на этапе прототипирования был выявлен ряд ограничений и направлений для дальнейшей работы:

- **семантическая избыточность:** программа может выделить два семантически близких симптома, что не приводит к ошибке, так как оба «симптома» указывают на один и тот же диагностический кластер. Однако в будущем требуется внедрение модуля семантической кластеризации для объединения подобных синонимичных признаков в одну сущность;
- **ограниченность базы знаний:** на данный момент в базе знаний разработанной программы имеется ограниченное количество поддерживаемых диагнозов. Дальнейшее развитие предполагает ее масштабирование;
- **зависимость от качества данных.** Эффективность системы напрямую зависит от полноты и достоверности ее базы знаний.

Перспективами дальнейшего развития должны стать следующие направления.

1. Расширение базы знаний и тонкая настройка нейросетевой модели на большом корпусе обезличенных медицинских текстов.
2. Интеграция с федеральными и региональными медицинскими информационными системами (МИС) и ЕГИСЗ с использованием кодов SNOMED-CT.
3. Дальнейшее развитие СППВР с помощью обучения с подкреплением (*Reinforcement Learning*). Такая модель сможет не просто предлагать диагнозы, но и рекомендовать оптимальную последовательность дальнейших диагностических шагов (например, какие анализы назначить или какие уточняющие вопросы задать пациенту).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработанный прототип интеллектуальной системы поддержки принятия врачебных решений доказал жизнеспособность концепции гибридного анализа неструктурированных русскоязычных анамнестических данных. Система выделяет клинические признаки из свободного текста, комбинируя лингвистические правила и семантическое сходство BERT-эмбедингов. Она выстраивает прозрачный диагностический ряд, где каждый балл можно «разложить» на вклад симптомов, демографических факторов и патогномичных признаков. Также данная модель масштабируема, так как опирается на стандартные для отрасли технологии и содержит коды SNOMED-CT, что создает возможность для последующей интеграции с ЕГИСЗ. В результате дальнейшее развитие системы и ее интеграция в клиническую практику способны не только оптимизировать работу врача, но и снизить риск диагностических ошибок.

ВКЛАД АВТОРОВ

Н.С. Шилко — разработка концепции, формирование идеи, анализ литературы, сбор материала, анализ полученных данных, написание статьи.

Г.А. Каркашадзе — планирование и контроль проведения исследования, анализ данных.

М.В. Федосеенко — разработка концепции, формирование идеи, анализ литературы, окончательное редактирование.

А.Н. Дудина — разработка концепции, формирование идеи, сбор материала и анализ полученных данных.

Т.А. Калюжная — сбор материала, анализ полученных данных.

С.В. Толстова — сбор материала, анализ полученных данных.

А.М. Сельвян — сбор материала, анализ полученных данных.

Т.Е. Привалова — анализ источников литературы по направлениям.

Е.В. Кайтукова — формирование идеи, планирование и контроль проведения исследования.

Е.А. Вишнева — разработка концепции, формирование идеи, анализ литературы, подготовка и написание, окончательное редактирование.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Смышляев А.В., Мельников Ю.Ю., Садовская М.А. Нормативно-правовое регулирование развития цифровых технологий в здравоохранении в Российской Федерации // *Главный врач Юга России*. — 2020. — № 2. —

Л.С. Намазова-Баранова — разработка концепции, формирование идеи, планирование исследования, утверждение окончательного варианта статьи.

AUTHORS' CONTRIBUTION

Nikita S. Shilko — study concept, idea development, literature analysis, data collection, data analysis, manuscript writing.

George A. Karkashadze — study planning and monitoring, data analysis.

Marina V. Fedoseenko — study concept, idea development, literature analysis, final editing.

Anastasiya N. Dudina — study concept, idea development, data collection, data analysis.

Tatiana A. Kaliuzhnaia — data collection, data analysis.

Svetlana V. Tolstova — data collection, data analysis.

Arevaluis M. Selvyann — data collection, data analysis.

Tatiana E. Privalova — literature analysis.

Elena V. Kaytukova — idea development, study planning and monitoring.

Elena A. Vishneva — study concept, idea development, literature analysis, manuscript preparation and writing, final editing.

Leyla S. Namazova-Baranova — study concept, idea development, study planning, manuscript final version approval.

ИСТОЧНИК ФИНАНСИРОВАНИЯ

Отсутствует.

FINANCING SOURCE

Not specified.

РАСКРЫТИЕ ИНТЕРЕСОВ

Авторы статьи подтвердили отсутствие конфликта интересов, о котором необходимо сообщить.

DISCLOSURE OF INTEREST

Not declared.

ORCID

Н.С. Шилко

<https://orcid.org/0009-0008-7131-0993>

Г.А. Каркашадзе

<https://orcid.org/0000-0002-8540-3858>

М.В. Федосеенко

<https://orcid.org/0000-0003-0797-5612>

А.Н. Дудина

<https://orcid.org/0000-0003-3778-4067>

Т.А. Калюжная

<https://orcid.org/0000-0003-1453-4671>

С.В. Толстова

<https://orcid.org/0000-0001-5808-1438>

А.М. Сельвян

<https://orcid.org/0000-0002-8590-4783>

Т.Е. Привалова

<https://orcid.org/0000-0003-4680-2925>

Е.В. Кайтукова

<https://orcid.org/0000-0002-8936-3590>

Е.А. Вишнева

<https://orcid.org/0000-0001-7398-0562>

Л.С. Намазова-Баранова

<https://orcid.org/0000-0002-2209-7531>

C. 15–18. [Smyshlyayev AV, Melnikov YuYu, Sadovskaya MA. The results of the project on the introduction of lean-technologies and a process-oriented approach in the management of a medical organization that provides primary healthcare in the

Russian Federation. *Glavnyi vrach Uga Russia*. 2020;(2):15–18. (In Russ).]

2. Указ Президента Российской Федерации от 07 мая 2024 г. № 309 «О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года и на перспективу до 2036 года». [Decree of the President of the Russian Federation dated May 07, 2024 No. 309 “O natsional'nykh tselyakh razvitiya Rossiiskoi Federatsii na period do 2030 goda i na perspektivu do 2036 goda”. (In Russ).] Доступно по: <http://kremlin.ru/events/president/news/73986>. Ссылка активна на 30.08.2025.

3. Указ Президента Российской Федерации от 06 июня 2019 г. № 254 «О Стратегии развития здравоохранения в Российской Федерации на период до 2025 года». [Decree of the President of the Russian Federation dated June 06, 2019 No. 254 “O Strategii razvitiya zdoravookhraneniya v Rossiiskoi Federatsii na period do 2025 goda”. (In Russ).] Доступно по: <http://kremlin.ru/acts/bank/44326>. Ссылка активна на 30.08.2025.

4. *Improving Diagnosis in Health Care*. Balogh EP, Miller BT, Ball JR, eds. Washington (DC): National Academies Press (US); 2015. 472 p. doi: <https://doi.org/10.17226/21794>

5. Махамбетчин М.М., Лохвицкий С.В., Тургунов Е.М., Шакеев К.Т. Врачебные ошибки — причины и противоречия // *Клиническая медицина*. — 2021. — Т. 99. — № 7-8 — С. 469–475. — doi: <https://doi.org/10.30629/0023-2149-2021-99-7-8-469-475> [Makhambetchin MM, Lokhvitskiy SV, Turgunov YM, Shakeyev KT. Medical errors — causes and contradictions. *Klinicheskaya meditsina*. 2021;99(7-8):469–475. (In Russ). doi: <https://doi.org/10.30629/0023-2149-2021-99-7-8-469-475>]

6. Kwan JL, Lo L, Ferguson J, et al. Computerised clinical decision support systems and absolute improvements in care: meta-analysis of controlled clinical trials. *BMJ*. 2020;370:m3216. doi: <https://doi.org/10.1136/bmj.m3216>

7. Jiang F, Jiang Y, Zhi H, et al. Artificial intelligence in healthcare: past, present and future. *Stroke Vasc Neurol*. 2017;2(4):230–243. doi: <https://doi.org/10.1136/svn-2017-000101>

8. Wang X, Zhao J, Marostica E, et al. A pathology foundation model for cancer diagnosis and prognosis prediction. *Nature*. 2024;634(8035):970–978. doi: <https://doi.org/10.1038/s41586-024-07894-z>

9. Yao S, Wang R, Qian K, Zhang Y. Real world study for the concordance between IBM Watson for Oncology and clinical

practice in advanced non-small cell lung cancer patients at a lung cancer center in China. *Thoracic Cancer*. 2020;11(5):1265–1270. doi: <https://doi.org/10.1111/1759-7714.13391>

10. Sagheb E, Wi CI, King KS, et al. AI model for predicting asthma prognosis in children. *J Allergy Clin Immunol Glob*. 2025;4(2):100429. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jacig.2025.100429>

11. Jayaraman P, Desman J, Sabounchi M, et al. A Primer on Reinforcement Learning in Medicine for Clinicians. *NPJ Digital Medicine*. 2024;7(1):337. doi: <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01316-0>

12. Gogoberidze YT, Klassen VI, Natenzon MY, et al. PhthisisBioMed artificial medical intelligence: software for automated analysis of digital chest x-ray/fluorograms. *Sovrem Tehnologii Med*. 2023;15(4):5. doi: <https://doi.org/10.17691/stm2023.15.4.01>

13. Ускова К.А., Гаранина О.Е., Ухаров А.О. и др. Возможности оптимизации скрининга новообразований кожи // *Медицинский альманах*. — 2024. — № 1. — С. 69–75. [Uskova KA, Garanina OE, Ukharov AO, et al. Opportunities for optimizing skin tumor screening. *Meditsinskiy almanakh*. 2024;(1):69–75. (In Russ).]

14. Доан Дык Ха. Алгоритмы анализа информации и поддержки принятия решений в медицинских технологических процессах: автореф. дис. ... канд. тех. наук. — Рязань; 2018. — 24 с. [Doan Dyk Kha. *Algoritmy analiza informatsii i podderzhki prinyatiya reshenii v meditsinskikh tekhnologicheskikh protsessakh*. [abstract of dissertation]. Ryazan; 2018. 24 p. (In Russ).]

15. Зарубина Т.В., Пашкина Е.С. Перспективы использования систематизированной номенклатуры медицинских терминов (SNOMED CT) в России // *Врач и информационные технологии*. — 2012. — № 4. — С. 4–14. [Zarubina TV, Pashkina ES. Prospects of use of the systematized nomenclature of medical terms (SNOMED CT) in Russia. *Medical Doctor and IT*. 2012;(4):4–14. (In Russ).]

16. Lin C, Hsu CJ, Lou YS, et al. Artificial Intelligence Learning Semantics via External Resources for Classifying Diagnosis Codes in Discharge Notes. *J Med Internet Res*. 2017;19(11):380. doi: <https://doi.org/10.2196/jmir.8344>

17. Bechman M. rapidfuzz/RapidFuzz: Release 3.13.0. *Zenodo*. 2025. doi: <https://doi.org/10.5281/zenodo.15133267>

18. Kolesnikova A, Kuratov Y, Kononov V, Burtsev M. Knowledge Distillation of Russian Language Models with Reduction of Vocabulary. *arXiv*. 2022. doi: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2205.02340>

Статья поступила: 04.09.2025, принята к печати: 16.10.2025

The article was submitted 04.09.2025, accepted for publication 16.10.2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / ABOUT THE AUTHORS

Шилко Никита Сергеевич [Nikita S. Shilko, MD]; адрес: 119333, г. Москва, ул. Фотиевой, д. 10, стр. 1 [address: 10, Fotievoy Str., building 1, Moscow, 119333, Russian Federation]; **телефон:** +7 (499) 137-01-97; **e-mail:** nikita@shilko.ru; **eLibrary SPIN:** 5655-5642

Каркашадзе Георгий Арчилович, к.м.н. [George A. Karkashadze, MD, PhD]; e-mail: karkga@mail.ru; **eLibrary SPIN:** 6248-0970

Федосеенко Марина Владиславовна, к.м.н., доцент [Marina V. Fedoseenko, MD, PhD, Associate Professor]; e-mail: titovamarina@mail.ru; **eLibrary SPIN:** 6339-5386

Дудина Анастасия Николаевна [Anastasiya N. Dudina, MD]; e-mail: dudina97@mail.ru; **eLibrary SPIN:** 5687-0120

Калюжная Татьяна Анатольевна, к.м.н. [Tatiana A. Kaliuzhnaia, MD, PhD]; e-mail: kaliuzhnaiatatiana83@gmail.com; **e-Library SPIN:** 5155-8995

Толстова Светлана Васильевна [Svetlana V. Tolstova, MD]; e-mail: tolsto4eva@mail.ru; **eLibrary SPIN:** 1130-3833

Сельвян Аревалуис Месроповна [Arevaluis M. Selvyan, MD]; e-mail: arev.92@mail.ru; **eLibrary SPIN:** 7288-6321

Привалова Татьяна Евгеньевна, к.м.н., доцент [Tatiana E. Privalova, MD, PhD, Associate Professor]; e-mail: privalova-tatyana@yandex.ru; **eLibrary SPIN:** 7879-4299

Кайтукова Елена Владимировна, к.м.н., доцент [Elena V. Kaytukova, MD, PhD, Associate Professor]; e-mail: dr.gastro@bk.ru; **eLibrary SPIN:** 1272-7036

Вишнева Елена Александровна, д.м.н., профессор [Elena A. Vishneva, MD, PhD, Professor]; e-mail: vishneva.e@yandex.ru; **eLibrary SPIN:** 1109-2810

Намазова-Баранова Лейла Сеймуровна, д.м.н., профессор, академик РАН [Leyla S. Namazova-Baranova, MD, PhD, Professor, Academician of the RAS]; e-mail: orgkomitet@pediatr-russia.ru; **eLibrary SPIN:** 1312-2147