

УДК 614.446.1

<https://doi.org/10.23946/2500-0764-2023-8-3-143-154>

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ ПРОГНОЗА РАЗВИТИЯ ИНФЕКЦИОННЫХ ЗАБОЛЕВАНИЙ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

КУЗИН А.А.¹, ГЛУШАКОВ Р.И.¹, ПАРФЕНОВ С.А.^{2*}, САПОЖНИКОВ К.В.³, ЛАЗАРЕВ А.А.⁴

¹ФГБВОУ ВО «Военно-медицинская академия имени С. М. Кирова» Министерства обороны Российской Федерации, г. Санкт-Петербург, Россия

²ООО «Межрегиональное бюро судебных экспертиз», г. Санкт-Петербург, Россия

³ФГБВОУ ВО «Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации», г. Москва, Россия

⁴ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)», г. Санкт-Петербург, Россия

Резюме

Цель. Обзор методов искусственного интеллекта (ИИ) при создании системы прогноза развития инфекционных заболеваний у человека с выводом положений разработки пошаговой схемы применения данных методов.

Материалы и методы. Определение актуальности областей приложения методов и способов обнаружения заболевших людей под каждый конкретный случай с последующим отбором и обзором литературных источников и исследований по теме определения способов для выявления состояний человека, отличных от нормальных, в таких поисковых системах, как Google Scholar и PubMed.

Основные положения. Инфекционные заболевания накладывают тяжёлое бремя на людей в современном мире из-за возникающих долгосрочных последствий как во время течения болезни, так и после. Это означает, что необходимо постоянно искать новые методы и подходы к диагностике инфекционных заболеваний на ранней стадии их развития. Одним из наиболее перспективных направлений развития современной медицины является применение искусственного интеллекта в диагностике и прогнозировании инфекционных заболеваний. С помощью алго-

ритмов машинного обучения системы ИИ могут анализировать большое количество данных и определять закономерности, которые не могут быть обнаружены вручную. Это позволяет рано выявлять инфекционные заболевания и предотвращать их распространение. Разработка системы на основе искусственного интеллекта, которая бы могла дать ответы на вопросы о возможном заражении конкретного человека или группы людей, а также риска заражения окружающих, является крайне актуальной задачей. Система могла бы использовать видеозаписи и/или фотографии с видеокамер в целях определения двигательных паттернов человека для анализа данных при помощи методов машинного обучения. Разработка системы может быть особенно полезной для силовых структур и структур, отвечающих за охрану здоровья населения.

Ключевые слова: искусственный интеллект, инфекционные заболевания, машинное обучение, прогнозирование, разработка системы.

Конфликт интересов

Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Источник финансирования

Собственные средства.

Для цитирования:

Кузин А. А., Глушаков Р. И., Парфенов С. А., Сапожников К. В., Лазарев А. А. Разработка системы прогноза развития инфекционных заболеваний на основе искусственного интеллекта. *Фундаментальная и клиническая медицина*. 2023;8(3): 143-154. <https://doi.org/10.23946/2500-0764-2023-8-3-143-154>

*Корреспонденцию адресовать:

Парфенов Сергей Александрович, 194044, Россия, г. Санкт-Петербург, Выборгская набережная, д. 29а, e-mail: sa.parfenov1988@yandex.ru
© Кузин А. А. и др.

DISCUSSIONS

DEVELOPMENT OF AN ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEM FOR THE FORECASTING OF INFECTIOUS DISEASES

ALEXANDER A. KUZIN¹, ROMAN I. GLUSHAKOV¹, SERGEY A. PARFENOV^{2*}, KIRILL V. SAPOZHNIKOV³, ANDREY A. LAZAREV⁴¹S.M. Kirov Military Medical Academy, Saint Petersburg, Russian Federation²Interregional Bureau of Forensic Examinations, Saint Petersburg, Russian Federation³Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, Moscow, Russian Federation⁴Saint Petersburg Electrotechnical University «LETI», Saint Petersburg, Russian Federation

English ►

Abstract

Aim. Here, we provided an overview of artificial intelligence (AI) approaches for developing a system for prediction of infectious diseases and designed a respective step-by-step protocol.

Materials and Methods. Literature search in PubMed and Google Scholar and PubMed.

Key Points. Infectious diseases impose a heavy burden on a healthcare, demanding the development of novel and efficient approaches to prevention as well as sensitive and specific diagnostic tests. Evolution of data science have led to the emergence of promising artificial intelligence (AI) algorithms and tools for the forecasting of infectious diseases. Employing machine learning algorithms, AI systems can rapidly analyze a large amount of data, extract specific disease patterns,

and screen for the most efficient AI instruments in relation to specific tasks, thus contributing to prevention, diagnostics, and treatment of infectious diseases in the context of personalized medicine. Importantly, such AI-based systems can determine specific human motor patterns from videos and/or photographs in order to assist physicians in primary diagnosis. Integration of AI tools into the existing healthcare algorithms can be especially useful for public health.

Keywords: artificial intelligence, infectious diseases, machine learning, forecasting, system development.

Conflict of Interest

None declared.

Funding

There was no funding for this project.

For citation:

Alexander A. Kuzin, Roman I. Glushakov, Sergey A. Parfenov, Kirill V. Sapozhnikov, Andrey A. Lazarev. Development of an artificial intelligence system for the forecasting of infectious diseases. *Fundamental and Clinical Medicine*. (In Russ.).2023;8(3): 143-154. <https://doi.org/10.23946/2500-0764-2023-8-3-143-154>

***Corresponding author:**

Dr. Sergey A. Parfenov, 29a, Vyborgskaya Embankment, Saint Petersburg, 194044, Russian Federation, E-mail: sa.parfenov1988@yandex.ru

© Alexander A. Kuzin, et al.

Введение

На сегодняшний день инфекционные заболевания всё ещё остаются серьёзной проблемой и продолжают лидировать по показателям первичной заболеваемости на протяжении многих лет. Они вызывают значительное количество смертей и нарушают здоровье и благосостояние миллионов людей во всем мире. Примером может послужить недавняя пандемия COVID-19, с начала которой погибло более 7 миллионов человек во всём мире и более 400 тысяч человек в Российской Федерации, по данным Всемирной организации здравоохранения [1], и это только официально подтверждённые случаи. Помочь обнару-

живать болезнь на ранних стадиях могут системы искусственного интеллекта, в частности методы обнаружения объектов.

Детекция и распознавание объектов остается одним из наиболее фундаментальных и сложных аспектов приложений компьютерного зрения и распознавания изображений. Благодаря успешному применению глубоких и свёрточных нейронных сетей, особенно в последние годы, ситуация во многих областях искусственного интеллекта значительно улучшилась. В результате был достигнут значительный прогресс в решении задач компьютерного зрения, таких как классификация, сегментация и обнаружение объектов. Обнаруже-

ние объектов включает классификацию изображений и семантическую сегментацию. Визуальное обнаружение объектов является собой процесс классификации изображений и локализации. Такая задача становится более сложной, чем простая классификация изображений или классификация с локализацией, поскольку изображение обычно содержит несколько объектов разных категорий. Обнаружение состоит из определения местоположения экземпляров объекта на заданном изображении и присвоения каждому экземпляру объекта соответствующей метки класса из широкого спектра предопределённых классов [2–5].

Показателями эффективности методов для решения задач видеоаналитики служат следующие метрики классификации:

1. Точность (accuracy) – доля всех правильно классифицированных объектов от общего числа объектов;
2. Чувствительность (sensitivity) – измеряет долю положительных объектов, которые пра-

вильно идентифицируются моделью как положительные;

3. Положительная прогностическая ценность (ППЦ) (precision) – измеряет долю истинно положительных объектов среди объектов, которые идентифицируются моделью как положительные;

4. Специфичность (specificity) – измеряет долю отрицательных объектов, которые правильно идентифицируются моделью как отрицательные;

5. Значение F1. Метрика, объединяющая показатели ППЦ и чувствительности, которая представляет собой их среднее гармоническое. Применяется при выборе наилучшего между несколькими методами искусственного интеллекта или лучшей настройки метода, поскольку одновременное достижение максимального значения ППЦ или чувствительности не представляется возможным и необходимо найти баланс между данными признаками.

Матрица ошибок и формулы метрик представлены на **рисунке 1**

		Оценённые значения	
Истинные значения	Истинно положительные (True Positive, TP)	Ложноотрицательные (False Negative, FN)	
	Ложноположительные (False Positive, FP)	Истинно отрицательные (True Negative, TN)	

Точность:
 $ACC = (TP+TN)/(TP+TN+FN+FP)$

Чувствительность:
 $TPR = TP/(TP+FN)$

ППЦ:
 $PPV = TP/(TP+FP)$

Специфичность:
 $TNR = TN/(TN+FP)$

F1:
 $F1 = 2(PPV \cdot TPR)/(PPV+TPR)$

Рисунок 1.
Матрица ошибок.

Figure 1.
Confusion matrix.

Притом стоит учесть, что специфичность в случае диагностики заболеваний на ранних стадиях с целью профилактики их прогрессирования и/или распространения важнее чувствительности, поскольку вес ложноположительного результата в этом случае высок. Это отличает группу так называемых скрининговых методов, когда приоритетной является задача не пропустить больного человека, в то время как дополнительное обследование некоторого количества здоровых лиц не является критичным событием.

Методы и способы применения ИИ

С появлением глубокого обучения искусственные нейронные сети стали самым популярным подходом к исследованию объектов обнаружения. Такие сети продемонстрировали значительную производительность в задачах обнаружения объектов, и для этой цели суще-

ствует множество различных моделей [6].

Например, в статье Abiodun O.I. и соавт. [7] был проведён всесторонний обзор методов искусственных нейронных сетей (ИНС) с целью выявления самых популярных моделей для исследовательских работ по обнаружению объектов. Количество изученных статей по применению моделей ИНН составило 500 работ. Было показано, что рекуррентная нейронная сеть (РНС), свёрточная нейронная сеть (СНС), рекурсивная нейронная сеть (РвНС), многослойный и однослойный перцептрон являются наиболее используемыми моделями с процентом представленности от рассмотренных статей 29,38, 10,21, 8, 8 и 7,7% и со средней точностью 83,39, 83,76, 89,96, 83,56 и 82,54% соответственно. При чем, из этого не следует, что они являются лучшими, поскольку существуют усовершенствованные решения с эффектив-

ностью работы выше относительно перечисленных. Так, самую высокую точность работы имеют: трансформер-модель и РвНС – 89,97%, генеративно-состязательная сеть – 89,96%, но они не слишком сильно распространены. По результатам поиска работ, нацеленных на выявление риска развития инфекционного заболевания у человека, самыми популярными оказались модели СНС и РНС. Публикации с описанием других типов моделей либо крайне редки, либо не находятся в свободном доступе.

Выявление людей, потенциально заражённых респираторными инфекциями, является важнейшей задачей для эпиднадзора за общественным здравоохранением и реагирования на вспышки болезней. При том, что имеется ограниченная информация об автоматическом методе выявления заболеваний, специально предназначенном для этой цели, в нескольких исследованиях были изучены связанные с этим аспекты [8]. В работе Guo S. и соавт. [9] предлагается автоматический метод выявления людей, потенциально инфицированных болезнями, передающимися воздушно-капельным путём.

Реализация метода начинается с идентификации потенциально инфицированной когорты людей, что включает несколько подзадач: сегментацию людей на изображении, повторную идентификацию ранее диагностированного и заражённого пациента на разных видеозаписях с камер, построение контактного графа (КГ) путём добавления людей, которые появляются на одном изображении с заражённым пациентом.

Для сегментации людей используется очень быстрая СНС на основе сегментирования областей (Faster R-CNN) – один из видов СНС. Для повторной идентификации человека используется проект с открытым исходным кодом SVDNet, который отличается высокой вычислительной производительностью и точностью. В КГ каждое ребро – это последовательность, включающая двух субъектов в качестве узлов графа. Два узла могут быть соединены несколькими рёбрами, поскольку два субъекта могут пересекаться друг с другом в разных местах.

После обнаружения потенциально заражённых людей моделируется взаимодействие при непосредственной близости при использовании информации из предыдущего этапа, а также пространственных и временных данных, описывающих траектории перемещения отдельных людей в трёхмерном пространстве.

Данные используются для оценки степени близости взаимодействия между субъектами на КГ. Оценка степени необходима, поскольку инфекция, передаваемая воздушно-капельным путём, связана с физическим расстоянием между людьми.

Для каждого ребра в КГ сегментируются последовательности из видеозаписей, содержащих оба объекта для данного ребра. Для этого выполняются: оценка близости человека к камере, положения тела человека и оценка риска в виде минимального расстояния между ключевыми точками (суставами) двух людей. Точность повторной идентификации заражённого человека достигла 88,24%.

Большое количество заболеваний, в том числе инфекционные заболевания, имеют специфические проявления на лице человека вследствие начала патологических изменений в организме, что может проявляться, например, в виде изменения тона лица или мимики, повышенного выделения кожного сала, зуда и других последствий заболевания [10].

ИИ-распознавание образов показало многообещающие результаты в диагностике и скрининге различных заболеваний. Данная технология использует алгоритмы машинного обучения для анализа и диагностики патологии на основе сбора изображений, что значительно повысило эффективность и точность клинической работы, сократив время диагностики распространённых заболеваний и обеспечив ценное время для спасения пациентов с трудноизлечимыми заболеваниями [11].

В доказательство этого Wu D. и соавт. [12] впервые обобщили и количественно проанализировали исследования по диагностике гетерогенных заболеваний на основе различных черт лица. В объединённых данных 20 систематически идентифицированных исследований, включающих 7 отдельных заболеваний и более 12 тысяч испытуемых, количественные модели случайных эффектов выявили общую чувствительность 89% (95% доверительный интервал от 82% до 93%) и общую специфичность 92% (95% доверительный интервал от 87% до 95%). Для описания сложности связи заболеваний с фенотипами лица был создан новый индекс – интенсивность распознавания лиц. Мета-регрессия выявила важный вклад интенсивности в точность гетерогенной диагностики ($p = 0,021$), а аналогичный результат был получен при анализе подгрупп ($p = 0,003$). Использо-

зование моделей глубокого обучения помогло повысить точность диагностики заболеваний с низкой интенсивностью, хотя не было обнаружено статистически значимой связи между точностью и разрешением фотографий, размером обучающей выборки, архитектурой модели ИИ и количеством заболеваний.

В работе Jin B. и соавт. [13] исследована возможность диагностики болезни Паркинсона (БП), сформулированная как задача классификации, с помощью распознавания изменений в ключевых точках лица на коротком видео. Для достижения цели была создана диагностическая модель БП на основе мимики лица. Классификация проводилась с помощью алгоритмов традиционного машинного обучения, а также РНС на основе архитектуры долгой краткосрочной памяти (ДКП). Видео дробилось на отдельные кадры каждую 0,1 секунду, при этом всего было доступно 176 записей по 5 секунд каждая. Были достигнуты значения ППЦ и F1 86% и 75% соответственно после применения ДКП. Значение F1 достигло значения 99% при дальнейшем использовании метода опорных векторов для амплитудных характеристик выражения лица и дрожания мелких групп лицевых мышц.

Пандемия COVID-19 подчеркнула важность немедикаментозных вмешательств, таких как ношение масок и поддержание социальной дистанции, для сдерживания распространения вируса. Например, методы оценки дистанцирования в режиме реального времени и определения того, носят ли люди маски для лица, были предложены для внедрения в системы общественного транспорта во время пандемии COVID-19 и в постпандемийный период [14]. При этом, например, крупномасштабный анализ изображений пользователей социальных сетей с глубоким обучением показал, что модели, построенные на основе таких изображений с данными о геометках, могут стать мощным инструментом для органов государственной власти, позволяющим, с одной стороны, отслеживать распространение пандемии, но с другой – вторгаться в личную жизнь людей [15].

В статье Bose S. и соавт. [16] предлагается метод выявления нарушений в виде несоблюдения ношения лицевой маски и неспособности соблюдать социальную дистанцию в целях снижения передачи инфекционного заболевания в различных средах, например, на улицах или в магазинах. Для вычисления расстояния между

двумя людьми в определённой области и оценки наличия маски используется СНС с архитектурой YOLOv3. Нейронная сеть обучается на обширной базе данных с аннотированными объектами СОСО, как и нейронная сеть из предыдущего примера. Было доказано, что система справляется с определением людей, носящих маску, с высокой точностью – 99,2%.

Контроль можно использовать и в сфере слежки за соблюдением правил гигиены среди людей в общественных местах или среди пациентов больниц. У использования систем контроля за соблюдением гигиены рук есть свои преимущества и недостатки. Преимущества включают в себя повышение уровня соблюдения требований, повышение безопасности пациентов и снижение скорости распространения инфекций. К недостаткам относятся: стоимость внедрения, проблемы конфиденциальности пациентов и потенциальная возможность восприятия системы как слишком навязчивой, а как следствие – раздражающей [17]. Как вариант – возможно использовать систему для контроля гигиены среди людей, на которых не распространяются правила конфиденциальности, например, на врачей.

В статье Kim M. и соавт. [18] был предложен автоматизированный инструмент мониторинга для повышения контроля гигиены рук анестезиологов (при протирании рук спиртовым раствором) по видео из операционной с использованием пространственно-временных характеристики с помощью трёхмерной СНС. Была определена и вырезана из видео область интереса – верхняя часть тела анестезиолога, к которой был применен фильтр временного сглаживания. Всего было получено 176 обрезанных записей от 16 до 152 кадров. Затем записи загружались в трёхмерную СНС для классификации на два класса: потирание рук или другие движения. Итоговая точность, ППЦ, чувствительность и F1 составили 76, 85, 65 и 74% соответственно.

Респираторные сигналы являются основными показателями здоровья человека, которые используются в качестве эффективных биомаркеров для выявления респираторных заболеваний в клиниках, включая сердечно-лёгочную функцию, нарушения дыхания и инфекций дыхательной системы. Например, частота дыхания является основным жизненным показателем, который чувствителен к различным патологическим состояниям. Поэтому необходимо

постоянно измерять дыхательные сигналы [19].

В исследовании Jiang Z. и соавт. [20] описывается удалённая интеллектуальная система скрининга состояния здоровья, основанная на предварительной и вспомогательной диагностике респираторных заболеваний по данным о частоте дыхания человека.

В системе используется метод сбора данных о температуре и частоте дыхания людей с помощью объединения технологии распознавания лиц с двухкамерной (цветной и тепловизионной) визуализацией. После сбора видеозаписей используется метод распознавания лиц, чтобы сегментировать области вокруг ноздрей и лба и определить в этих областях температуру тела, которая использовалась для определения частоты дыхания.

В процессе дыхания вокруг ноздрей возникают периодические колебания температуры из-за циклов вдоха и выдоха. Поэтому данные о частоте могут быть получены путём анализа температуры вокруг ноздрей на основе последовательности тепловых изображений. Тем не менее многие черты лица недоступны при наличии маски. Для решения этой проблемы используется метод сопоставления двух типов видео в целях извлечения данных о дыхании.

Для классификации состояний на здоровое и нездоровое применяется одна из разновидностей РНС – двунаправленная нейронная сеть с управляемым рекуррентным блоком. Для исследования было собрано два 20-секундных видеоролика в двух видах визуализации с частотой дискретизации 10 Гц от 73 пациентов с респираторными заболеваниями и здоровых людей из окружения авторов. В процессе сбора данных все испытуемые находились на расстоянии около 50 см от камеры и смотрели прямо в камеру для обеспечения согласованности данных, а также оставались неподвижными. В результате исследования были получены характеристики: точности – 83,69%, чувствительности – 90,23% и специфичности – 76,31%.

В работе Zhang C. и соавт. [21] представлена интеллектуальная, портативная и беспроводная система мониторинга дыхания для оценки респираторного поведения человека в режиме реального времени. Система состоит из трибоэлектрического датчика дыхания; аппаратной платы для сбора, предварительной обработки и беспроводной передачи данных; алгоритма машинного обучения для повышения точности распознавания и приложения для мобильного

терминала. Трибоэлектрический датчик, изготовленный методом трафаретной печати, является лёгким и биосовместимым. Он обеспечивает быструю реакцию на частоту и интенсивность дыхательного потока. Используемый алгоритм модели дерева решений используется для идентификации дыхательных сигналов со средней точностью 97,2%.

Акустические характеристики кашля содержат множество жизненно важной информации о патоморфологических изменениях в дыхательной системе. Надёжное и точное выявление проявлений кашля путём изучения скрытых признаков, лежащих в основе кашля, и диагностика заболевания могут сыграть незаменимую роль в применении ИИ для прогнозирования респираторных заболеваний, что создаст благоприятную тенденцию и множество будущих возможностей для применения в сфере здравоохранения [22]. В частности, быстро развивается тенденция к диагностическим алгоритмам на основе машинного и глубокого обучения, использующим сигнатуры кашля. Системы ИИ можно обучить распознавать хорошо описанные акустические характеристики кашля, которые могут быть идентифицированы путём анализа частоты, продолжительности и интенсивности кашляющих звуков [23].

Так, Chung Y. и соавт. [24] стремились разработать алгоритм диагностики пневмонии на основе ИИ. Авторы собрали звуки кашля у тридцати взрослых пациентов с пневмонией или другими заболеваниями, вызывающими кашель. Для количественной оценки кашля использовались громкость и величина энергии, чтобы получить уровень звука и его спектральные вариации, которые были использованы при построении диагностического алгоритма. Для оценки эффективности разработанного алгоритма была оценена точность диагностики путём сравнения с диагнозом, поставленным пульмонологами только на основании звука кашля. Алгоритм показал чувствительность 90,0%, специфичность 78,6% и общую точность 84,9% для 70 случаев кашля в группе с пневмонией и 56 случаев – в группе без пневмонии. В тех же случаях пульмонологи правильно диагностировали звуки кашля с точностью 56,4%. Результаты показали, что предложенный алгоритм имеет ценность в качестве эффективной вспомогательной технологии для диагностики взрослых пациентов с пневмонией со значительной надёжностью.

Разработка системы

Разработка системы прогноза проходит несколько этапов, которые представлены на **рисунке 2**. Каждый из этих этапов имеет свою значимость и направлен на создание эффективной системы, которая позволит обнаруживать возможное заболевание на ранних стадиях и предотвращать его прогрессирование и/или распространение.

Причиной возникновения объяснительного искусственного интеллекта является сложность в понимании принципов работы и интерпретации результатов сложных методов машинного обучения, таких как ИНС. Разрыв между моделями ИИ и человеческим пониманием известен как прозрачность «чёрного ящика» [25]. По этой причине разработчики сосредоточены на упрощении моделей ИИ для лучшего понимания их работы клиницистами, чтобы повысить уверенность в использовании моделей [26].

В работе Касьяненко К.В. и соавт. [27] подробно и пошагово описана методика построения системы поддержки принятия врачебных решений для предсказания тяжести течения инфекции, вызванной SARS-CoV-2, на основе методов искусственного интеллекта у лиц молодого возраста. Используемая архитектура полносвязной нейронной сети достигла следующих показателей для валидационного набора данных: точность – 92%, чувствительность – 91% и специфичность – 74%. Описанная методика может служить инструкцией для разработки системы прогноза.

В здравоохранении, где принятие решений основано на оценке медицинских данных и прогнозировании заболеваний, это может привести к существенным проблемам. Например, если система прогнозирует диагноз или предлагает соответствующее лечение, но не может объяснить свои выводы, то это может вызвать недоверие со стороны врачей.

Чтобы повысить доверие к моделям ИИ, предлагается включить при разработке семь требований: человеческий фактор и надзор, техническую надёжность и безопасность, конфиденциальность и контроль данных, прозрачность, разнообразие, беспристрастность, социальное и экологическое благополучие, подотчётность [28].

Развитие объяснительного ИИ в медицине может иметь значительные перспективы. Например, создание более точных для прогнозирования заболеваний моделей, что приведёт к увеличению точности диагностики, предотвращению недостаточно обоснованных спрогнозированных ре-

зультатов. Кроме того, объяснительный ИИ может снизить стоимость медицинских услуг, ускорить диагностику и уменьшить риск возникающих при диагностике врачом ошибок. В конечном счёте, развитие объяснительного ИИ ускорит внедрение аналитических решений, основанных на данных, для повышения качества обслуживания пациентов [29].

Необходимо отметить, что разработка и использование ИИ должны быть сопряжены с ответственным подходом к его применению, а также соблюдать конфиденциальность и защиту данных пациентов. Кроме того, ответственность за решения, принимаемые на основе прогнозов ИИ, должна лежать на врачах, которые должны принимать их во внимание при принятии окончательных решений.

В Российской Федерации процесс внедрения

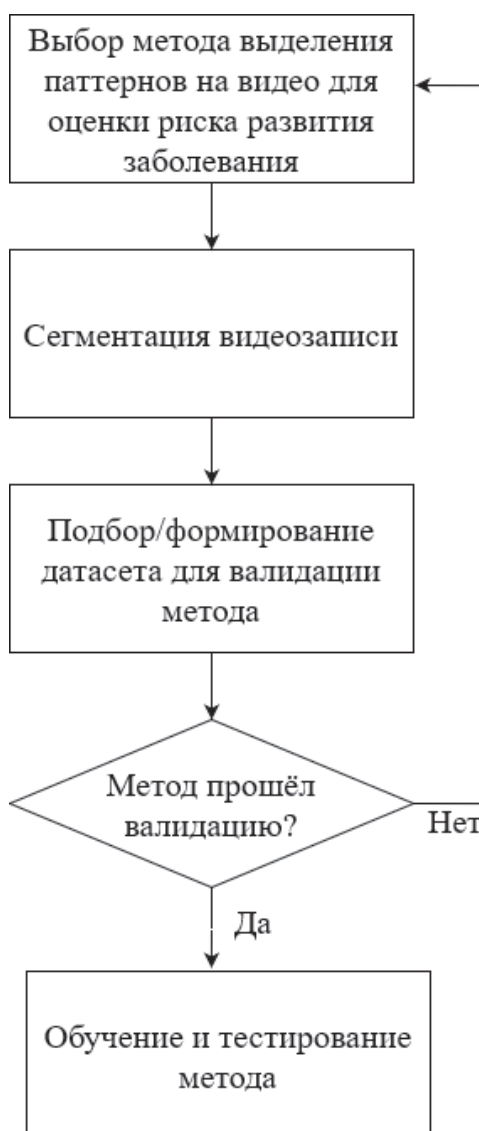


Рисунок 2.
Схема этапов разработки системы прогноза.

Figure 2.
Steps of forecast system development.

решений с ИИ в систему здравоохранения находится на начальной стадии, поэтому существует ряд аспектов, которые необходимо учитывать при его реализации [30]. Одним из аспектов является жёсткое регулирование внедрения ИИ в целях обеспечения прозрачности его работы и возможности объяснения принятых решений, поскольку всё чаще ИИ влияет на результаты диагностики и лечения. Регулирование позволит врачам повысить доверие к ИИ-системам.

Другой аспект – это обучение медицинских работников взаимодействию с ИИ-системами, а также интеграция систем в уже существующие медицинские практики, что потребует значительных усилий в обучении и подготовке кадров, а также согласования новых методов и стандартов работы с организациями здравоохранения. Несмотря на вышеперечисленные трудности, внедрение такого решения приведёт к более быстрой диагностике пациентов.

Также важно обеспечить высокое качество и адекватную точность данных, на основе которых работают ИИ-системы, что потребует применения стандартов сбора, хранения и обработки медицинских данных, собираемых с пациентов. Для этого необходимо внести для пациентов элементы геймификации в целях появления с их стороны «азарта» при сдаче анализов, а в рамках данной работы нужно применение камер с большой разрешающей способностью. Кроме того, необходимо учитывать требования законодательства по защите персональных данных пациентов [31].

Для успешного применения ИИ для прогнозирования развития инфекционных заболеваний ниже приведена чёткая и структурированная схема применения:

1. Применение метода сегментации изображения для анализа видео покaдрово. Нужно определить дыхание человека, температуру его тела, наличие или отсутствие маски, положение тела относительно других людей, позу и т. д. Следует отметить, что формирование набора признаков для оценки, сочетающих доступность для видеофиксации и информативность, является отдельным этапом предварительного анализа;

2. Размер видеозаписи ограничен тем, какую характеристику пациента необходимо определить. Например, для определения дыхания нужно, чтобы видеоролик шёл хотя бы несколько секунд и имел частоту дискретизации 10 Гц, тогда как для определения температуры или позы человека хватит и одного кадра. Следует сказать, что многочасовые записи будут излишни,

поскольку сильно нагрузят нейронную сеть. Наиболее встречаемое разделение выборки на обучающую, тестовую и валидационную части составляет 60, 20 и 20% или 70, 15 и 15%;

3. Для идентификации человека на видеозаписи может использоваться SVDNet, а для вычисления расстояния между людьми – YOLO. Это нейронные сети, выполняющие разметку автоматически, обученные на свободных и обширных размеченных базах данных, например, COCO. Разметку при этом должен проверить специалист;

4. Кросс-валидацию можно провести при добавлении соответствующего параметра при построении нейронной сети в Python с использованием пакета TensorFlow, который также позволяет получить такие метрики классификации, как точность, чувствительность и специфичность;

5. Процесс обучения и тестирования будет включать несколько этапов. Сначала необходимо выбрать наиболее перспективный метод для анализа видео и выделения двигательных паттернов на нём. Затем необходимо разметить видеоряд для выбранных методов и проверить качество разметки для двигательных паттернов, связанных с ранними стадиями инфекционных заболеваний. Далее происходит кросс-валидация методов с использованием заданных метрик качества, чтобы выбрать лучший метод и установить его оптимальные гиперпараметры. После этого начинается процесс обучения выбранного метода на обучающей выборке, таким образом, нужно совершить шаги, описанные выше. По завершении обучения проводится тестирование на тестовой выборке, чтобы оценить эффективность метода;

6. Если результаты тестирования удовлетворительные и система по своим результативным характеристикам может быть внедрена в медицинскую организацию, наступает длительный этап разработки технической и эксплуатационной документации и руководств, которые будут содержать полное описание системы, процедуры использования, а также указания по обработке и сохранению полученных данных [32,33]. Документация должна быть предназначена для не имеющего технического образования медицинского персонала, который будет использовать систему, и должна быть доступна в электронном виде. Обучение пользователей должно включать в себя как теоретические знания о том, как работает система и как интерпретировать её выводы, так и практические упражнения на реальных примерах. Обучение может проводиться как в форме

онлайн-курсов, так и с помощью инструкторов в классе. После того как медицинский персонал овладеет необходимыми навыками, определяются процедуры по использованию системы в работе медицинской организации, что может включать в себя, например, определение пациентов, которые будут обследоваться с помощью системы, как часто и в какой форме результаты системы будут отображаться в медицинской документации.

Кроме того, важно разработать политику относительно ответственности за ошибки системы. Необходимо определить, кто будет нести ответственность за ошибки, которые могут возникнуть в результате использования системы. Также нужно исследовать причины ошибок и вносить соответствующие изменения в процедуры использования системы, чтобы предотвратить ошибки в дальнейшем.

Не следует забывать об ограничениях применения системы прогноза в медицинской сфере, а именно:

1) возможность выявления только острых респираторных вирусных инфекций (ОРВИ) и только на ранних стадиях. ОРВИ в стадии разгара регистрировать не представляется возможным вследствие ложных срабатываний на других заболеваниях с аналогичными двигательными паттернами, которых может быть великое множество;

2) возникновение неудобств для ошибочно выявленных пациентов как заболевших. Таким людям нужно будет тратить время и силы на перепроверку результата, то есть посетить врача для диагностики, пройти обследование;

3) после обнаружения заболевшего человека необходима перепроверка врачом с последующим проведением клинко-инструментальной диагностики, что может нести значимые дополнительные затраты как для медицинского учреждения, так и государства в целом;

4) при работе с нейронными сетями для обнаружения объектов существует риск нарушения конфиденциальности данных. Использование сетей, конечно же, затрудняет определение источника данных для классификации, но в то же время конфиденциальность систем машинного обучения может быть нарушена в результате атак злоумышленников, которые пытаются извлечь информацию о пациентах или информацию о самой модели.

У системы на основе ИИ-моделей есть одно серьёзное преимущество – возможность обучить алгоритм без балансировки доступного на-

бора обучающих данных, даже если он сильно несбалансирован. Для достижения этого можно использовать такой дополнительный метод, как поиск аномалий в наборе данных. Включение метода указано на схеме на **рисунке 3**.

Под несомненными признаками (НП) ОРВИ в схеме подразумевается число случаев кашля/чихания в минуту и другие подобные признаки, N – пороговое значение. Также к несомненным признакам можно отнести повышение температуры тела выше нормативных значений. В целом набор таких признаков можно определять по результатам как исследований на популяции пациентов с ОРВИ, так и работы с экспертами. Распознавание профиля лица происходит по отдельным частям лица с присвоением id-номера отдельному пациенту. Процент риска ОРВИ после классификации профиля лица и процент аномалий должны превысить соответствующие пороговые значения, которые устанавливаются по результатам обучения моделей ИИ. В этом случае пороговые значения устанавливаются по результатам валидации моделей машинного обучения.

Рисунок 3.
Схема системы прогноза с поиском аномалий.

Figure 3.
Design of the forecast system with the search for anomalies.



Заклучение

Наилучшим средством для разработки предлагаемой системы является нейронная сеть, в частности её подвиды – свёрточная и рекуррентная с возможными модификациями. Систему для выявления заболеваний возможно использовать для выявления потенциально заражённых людей, если: у них был контакт с «нулевым пациентом»; изменена мимика лица по причине болезни, причём возможна идентификация не только инфекционных заболеваний; население не со-

блюдает социальную дистанцию и гигиену; затруднено дыхание и/или присутствует кашель.

Наиболее популярной метрикой эффективности ранее рассмотренных методов является точность, затем чувствительность и специфичность, которые в совокупности дают полное представление об эффективности работы системы. Была предложена схема разработки возможной системы, а также сделаны выводы об ограничении такой системы.

Литература:

- WHO. *Coronavirus (COVID-19) Dashboard*. Ссылка активна 12.07.2023. <https://covid19.who.int/>
- Amjoud AB, Amrouh M. Object detection using deep learning, CNNs and Vision Transformers: A Review. *IEEE Access*. 2023;11:35479-35516. DOI:10.1109/access.2023.3266093
- LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015;521(7553):436-444. DOI:10.1038/nature14539
- Felzenszwalb PF, Girshick RB, McAllester D, Ramanan D. Object detection with discriminatively trained part-based models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2010;32(9):1627-1645. DOI:10.1109/tpami.2009.167
- Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. ImageNet classification with deep convolutional Neural Networks. *Communications of the ACM*. 2017;60(6):84-90. DOI:10.1145/3065386
- Zhao Z-Q, Zheng P, Xu S-T, Wu X. Object detection with deep learning: A Review. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2019;30(11):3212-3232. DOI:10.1109/tnnls.2018.2876865
- Abiodun O.I., Jantan A., Omolara A.E., Dada K.V., Umar A.M., Linus O.U., Arshad H., Kazaure A.A., Gana U., Kiru M.U. Comprehensive Review of Artificial Neural Network Applications to Pattern Recognition. *IEEE Access*. 2019;7:158820-158846. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2945545>
- Meyers L, Ginocchio CC, Faucett AN, et al. Automated real-time collection of pathogen-specific diagnostic data: Syndromic infectious disease epidemiology. *JMIR Public Health and Surveillance*. 2018;4(3). DOI:10.2196/publichealth.9876
- Guo S, Yu J, Shi X, et al. Droplet-transmitted infection risk ranking based on close proximity interaction. *Frontiers in Neurobotics*. 2020;13. DOI: 10.3389/fnbot.2019.00113
- Leal JM, de Souza GH, Marsillac PF, Gripp AC. Skin manifestations associated with systemic diseases – part II. *Anais Brasileiros de Dermatologia*. 2021;96(6):672-687. DOI:10.1016/j.abd.2021.06.003
- Bomb R, Kumar S, Chockalingam A. Coronary artery disease detection - limitations of stress testing in left ventricular dysfunction. *World Journal of Cardiology*. 2017;9(4):304. DOI:10.4330/wjc.v9.i4.304
- Wu D, Chen S, Zhang Y, et al. Facial recognition intensity in disease diagnosis using automatic facial recognition. *Journal of Personalized Medicine*. 2021;11(11):1172. DOI:10.3390/jpm11111172
- Jin B, Qu Y, Zhang L, Gao Z. Diagnosing Parkinson disease through facial expression recognition: video analysis. *Journal of medical Internet research*. 2020;22(7). DOI: 10.2196/18697
- Guerrieri M, Parla G. Real-time social distance measurement and face mask detection in public transportation systems during the COVID-19 pandemic and post-pandemic era: Theoretical Approach and Case Study in Italy. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*. 2022;16:100693. DOI:10.1016/j.trip.2022.100693
- Singh AK, Mehan P, Sharma D, et al. Covid-19 mask usage and social distancing in social media images: Large-scale deep learning analysis. *JMIR Public Health and Surveillance*. 2022;8(1). DOI:10.2196/26868
- Bose S, Logeswari G, Vaiyapuri T, et al. A convolutional neural network for face mask detection in IoT-based smart healthcare systems. *Frontiers in Physiology*. 2023;14. DOI: 10.3389/fphys.2023.1143249
- McMullen K, Diesel G, Gibbs E, et al. Implementation of an electronic hand hygiene monitoring system: Learnings on how to maximize the investment. *American Journal of Infection Control*. 2023;51(8):847-851. DOI:10.1016/j.ajic.2022.12.008
- Kim M, Choi J, Kim N. Fully Automated Hand Hygiene Monitoring in Operating Room using 3D Convolutional Neural. *arXiv*. 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2003.09087
- Nicolò A, Massaroni C, Schena E, Sacchetti M. The importance of respiratory rate monitoring: From healthcare to sport and exercise. *Sensors*. 2020;20(21):6396. DOI:10.3390/s20216396
- Jiang Z, Hu M, Gao Z, et al. Detection of respiratory infections using RGB-infrared sensors on portable device. *IEEE Sensors Journal*. 2020 ;20(22):13674–13681. DOI: 10.1109/jsen.2020.3004568
- Zhang C, Zhang L, Tian Y, et al. A machine-learning-algorithm-assisted intelligent system for real-time wireless respiratory monitoring. *Applied Sciences*. 2023;13(6):3885. DOI:10.3390/app13063885
- Ijaz A, Nabeel M, Masood U, et al. Towards using cough for respiratory disease diagnosis by Leveraging Artificial Intelligence: A survey. *Informatics in Medicine Unlocked*. 2022;29:100832. DOI:10.1016/j.imu.2021.100832
- Gabaldón-Figueira JC, Keen E, Giménez G, et al. Acoustic surveillance of cough for detecting respiratory disease using artificial intelligence. *ERJ Open Research*. 2022;8(2):00053-02022. DOI:10.1183/23120541.00053-2022
- Chung Y, Jin J, Jo HI, et al. Diagnosis of pneumonia by cough sounds analyzed with statistical features and AI. *Sensors*. 2021;21(21):7036. DOI:10.3390/s21217036
- Chaddad A, Peng J, Xu J, Bouridane A. Survey of Explainable AI Techniques in Healthcare. *Sensors*. 2023;23(2):634. DOI: 10.3390/s23020634
- Devlin J, Chang M, Lee K, Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *arXiv*. 2018. DOI: 10.48550/arXiv.1810.04805
- Касьяненко К. В., Козлов К.В., Жданов К.В., и др. Прогноз степени тяжести течения SARS-CoV-2-инфекции у лиц молодого возраста с применением методов искусственного интеллекта. *Журнал инфектологии*. 2022;14(5):14-25. <https://doi.org/10.22625/2072-6732-2022-14-5-14-25>
- Smuha N.A. The EU approach to ethics guidelines for Trustworthy Artificial Intelligence. *Comput. Law Rev. Int*. 2019;20(4):97-106. <https://doi.org/10.9785/crl-2019-200402>
- Giuste F., Shi W., Zhu Y., Naren T., Isgut M., Sha Y., Tong L., Gupta M., Wang M.D. Explainable Artificial Intelligence Methods in Combating Pandemics: A Systematic Review. *IEEE Rev. Biomed. Eng*. 2023;16:5-21. <https://doi.org/10.1109/RBME.2022.3185953>
- Васюта Е.А., Подольская Т.В. Проблемы и перспективы внедрения искусственного интеллекта в медицине. *Государственное и муниципальное управление. Ученые записки*. 2022;(1):25-32.

- <https://doi.org/10.22394/2079-1690-2022-1-1-25-32>
31. Улумбекова Г.Э., Худова И.Ю. Оценка влияния новых технологий и изменений в характеристиках пациентов на систему здравоохранения: обзор публикаций и результаты опросов врачей. *ОРГЗДРАВ: Новости. Мнения. Обучение. Вестник ВШОУЗ*. 2023;9(1):41-56. <https://doi.org/10.33029/2411-8621-2023-9-1-41-56>
 32. Булычева ЕВ. Искусственный интеллект как новое явление в развитии здравоохранения и медицинского образования (обзор литературы). *Медицинское образование и профессиональное развитие*. 2022;13(3):76-84. <https://doi.org/10.33029/2220-8453-2022-13-3-76-84>
 33. Балтутите И.В. Правовые проблемы использования искусственного интеллекта в сфере здравоохранения. *Legal Concept = Правовая парадигма*. 2022;21(2):140-148. <https://doi.org/10.15688/lc.jvolsu.2022.2.18>

References

1. WHO. *Coronavirus (COVID-19) Dashboard*. Available at: <https://covid19.who.int/>. Accessed: 12.07.2023.
2. Amjoud AB, Amrouch M. Object detection using deep learning, CNNs and Vision Transformers: A Review. *IEEE Access*. 2023;11:35479-35516. DOI:10.1109/access.2023.3266093
3. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015;521(7553):436-444. DOI:10.1038/nature14539
4. Felzenszwalb PF, Girshick RB, McAllester D, Ramanan D. Object detection with discriminatively trained part-based models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2010;32(9):1627-1645. DOI:10.1109/tpami.2009.167
5. Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. ImageNet classification with deep convolutional Neural Networks. *Communications of the ACM*. 2017;60(6):84-90. DOI:10.1145/3065386
6. Zhao Z-Q, Zheng P, Xu S-T, Wu X. Object detection with deep learning: A Review. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2019;30(11):3212-3232. DOI:10.1109/tnnls.2018.2876865
7. Abiodun O.I., Jantan A., Omolara A.E., Dada K.V., Umar A.M., Linus O.U., Arshad H., Kazaure A.A., Gana U., Kiru M.U. Comprehensive Review of Artificial Neural Network Applications to Pattern Recognition. *IEEE Access*. 2019;7:158820-158846. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2945545>
8. Meyers L, Ginocchio CC, Faucett AN, et al. Automated real-time collection of pathogen-specific diagnostic data: Syndromic infectious disease epidemiology. *JMIR Public Health and Surveillance*. 2018;4(3). DOI:10.2196/publichealth.9876
9. Guo S, Yu J, Shi X, et al. Droplet-transmitted infection risk ranking based on close proximity interaction. *Frontiers in Neurorobotics*. 2020;13. DOI: 10.3389/fnbot.2019.00113
10. Leal JM, de Souza GH, Marsillac PF, Gripp AC. Skin manifestations associated with systemic diseases – part II. *Anais Brasileiros de Dermatologia*. 2021;96(6):672-687. DOI:10.1016/j.abd.2021.06.003
11. Bomb R, Kumar S, Chockalingam A. Coronary artery disease detection - limitations of stress testing in left ventricular dysfunction. *World Journal of Cardiology*. 2017;9(4):304. DOI:10.4330/wjc.v9.i4.304
12. Wu D, Chen S, Zhang Y, et al. Facial recognition intensity in disease diagnosis using automatic facial recognition. *Journal of Personalized Medicine*. 2021;11(11):1172. DOI:10.3390/jpm11111172
13. Jin B, Qu Y, Zhang L, Gao Z. Diagnosing Parkinson disease through facial expression recognition: video analysis. *Journal of medical Internet research*. 2020;22(7). DOI: 10.2196/18697
14. Guerrieri M, Parla G. Real-time social distance measurement and face mask detection in public transportation systems during the COVID-19 pandemic and post-pandemic era: Theoretical Approach and Case Study in Italy. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*. 2022;16:100693. DOI:10.1016/j.trip.2022.100693
15. Singh AK, Mehan P, Sharma D, et al. Covid-19 mask usage and social distancing in social media images: Large-scale deep learning analysis. *JMIR Public Health and Surveillance*. 2022;8(1). DOI:10.2196/26868
16. Bose S, Logeswari G, Vaipayuri T, et al. A convolutional neural network for face mask detection in IoT-based smart healthcare systems. *Frontiers in Physiology*. 2023;14. DOI: 10.3389/fphys.2023.1143249
17. McMullen K, Diesel G, Gibbs E, et al. Implementation of an electronic hand hygiene monitoring system: Learnings on how to maximize the investment. *American Journal of Infection Control*. 2023;51(8):847-851. DOI:10.1016/j.ajic.2022.12.008
18. Kim M, Choi J, Kim N. Fully Automated Hand Hygiene Monitoring in Operating Room using 3D Convolutional Neural. *arXiv*. 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2003.09087
19. Nicolò A, Massaroni C, Schena E, Sacchetti M. The importance of respiratory rate monitoring: From healthcare to sport and exercise. *Sensors*. 2020;20(21):6396. DOI:10.3390/s20216396
20. Jiang Z, Hu M, Gao Z, et al. Detection of respiratory infections using RGB-infrared sensors on portable device. *IEEE Sensors Journal*. 2020 ;20(22):13674–13681. DOI: 10.1109/jsen.2020.3004568
21. Zhang C, Zhang L, Tian Y, et al. A machine-learning-algorithm-assisted intelligent system for real-time wireless respiratory monitoring. *Applied Sciences*. 2023;13(6):3885. DOI:10.3390/app13063885
22. Ijaz A, Nabeel M, Masood U, et al. Towards using cough for respiratory disease diagnosis by Leveraging Artificial Intelligence: A survey. *Informatics in Medicine Unlocked*. 2022;29:100832. DOI:10.1016/j.imu.2021.100832
23. Gabaldón-Figueira JC, Keen E, Giménez G, et al. Acoustic surveillance of cough for detecting respiratory disease using artificial intelligence. *ERJ Open Research*. 2022;8(2):00053-02022. DOI:10.1183/23120541.00053-2022
24. Chung Y, Jin J, Jo HI, et al. Diagnosis of pneumonia by cough sounds analyzed with statistical features and AI. *Sensors*. 2021;21(21):7036. DOI:10.3390/s21217036
25. Chaddad A, Peng J, Xu J, Bouridane A. Survey of Explainable AI Techniques in Healthcare. *Sensors*. 2023;23(2):634. DOI: 10.3390/s23020634
26. Devlin J, Chang M, Lee K, Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *arXiv*. 2018. DOI: 10.48550/arXiv.1810.04805
27. Kas'janenko KV, Kozlov KV, Zhdanov KV, et al. SARS-CoV-2 severity prediction in young adults using artificial intelligence. *Journal Infectology*. 2022;14(5):14-25. (In Russ.) <https://doi.org/10.22625/2072-6732-2022-14-5-14-25>
28. Smuha NA. The EU approach to ethics guidelines for Trustworthy Artificial Intelligence. *Comp Law Rev Int*. 2019;20(4):97-106. <https://doi.org/10.9785/cr-2019-200402>
29. Giuste F, Shi W, Zhu Y, Naren T, Isgut M, Sha Y, Tong L, Gupta M, Wang MD. Explainable Artificial Intelligence Methods in Combating Pandemics: A Systematic Review. *IEEE Rev Biomed Eng*. 2023;16:5-21. <https://doi.org/10.1109/RBME.2022.3185953>
30. Vasyuta EA, Podolskaya TV. Challenges and prospects for the introduction of artificial intelligence in medicine. *State and Municipal Management. Scholar Notes*. 2022;(1):25-32. (In Russ.) <https://doi.org/10.22394/2079-1690-2022-1-1-25-32>
31. Ulumbekova GE, Khudova IY. Assessment of the impact of new technologies and changes in patient characteristics on the healthcare system: review of publications and results of doctors surveys. *HEALTHCARE MANAGEMENT: News, Views, Education. Bulletin of VSHOUZ*. 2023;9(1):41-56. (In Russ.) <https://doi.org/10.33029/2411-8621-2023-9-1-41-56>
32. Bulycheva EV. Artificial intelligence as a new phenomenon in the development of healthcare and medical education (literature review). *Medical Education and Professional Development*. 2022;13(3):76-084. (In Russ.) <https://doi.org/10.33029/2220-8453-2022-13-3-76-84>
33. Baltutite IV. Legal Problems of the Use of Artificial Intelligence in Healthcare. *Legal Concept = Pravovaya paradigma*. 2022;21(2):140-148. (In Russ.) <https://doi.org/10.15688/lc.jvolsu.2022.2.18>

Сведения об авторах

Кузин Александр Александрович, доктор медицинских наук, начальник кафедры общей и военной эпидемиологии ФГБВОУ ВО «Военно-медицинская академия имени С. М. Кирова» Министерства обороны Российской Федерации (194044, Россия, г. Санкт-Петербург, ул. Академика Лебедева, д. 37ж)

Вклад в статью: оформление выводов.

ORCID: 0000-0001-9154-7017

Глушаков Руслан Иванович, доктор медицинских наук, начальник научно-исследовательского отдела медико-биологических исследований в научно-исследовательском центре ФГБВОУ ВО «Военно-медицинская академия имени С. М. Кирова» Министерства обороны Российской Федерации (194044, Россия, г. Санкт-Петербург, ул. Академика Лебедева, д. 37ж)

Вклад в статью: написание статьи.

ORCID: 0000-0002-0161-5977

Парфёнов Сергей Александрович, кандидат медицинских наук, старший научный сотрудник ООО «Межрегиональное бюро судебных экспертиз» (194044, Россия, Санкт-Петербург, Выборгская набережная, д. 29а)

Вклад в статью: концептуальная проработка.

ORCID: 0000-0002-1649-9796

Сапожников Кирилл Викторович, кандидат медицинских наук, независимый эксперт исследовательских проектов проектного офиса Северо-Западного института управления ФГБОУ ВО «Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации» (119571, Россия, г. Москва, пр-т Вернадского, д. 82)

Вклад в статью: написание статьи.

ORCID: 0000-0002-2476-7666

Лазарев Андрей Анатольевич, магистр 2-го курса обучения ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)» (197022, Россия, Санкт-Петербург, ул. Профессора Попова, д. 5ф)

Вклад в статью: оформление выводов.

ORCID: 0009-0006-6204-8423

Статья поступила: 17.05.2023 г.

Принята в печать: 30.08.2023 г.

Контент доступен под лицензией CC BY 4.0.

Authors

Prof. Alexander A. Kuzin, MD, DSc, Head of the Department of General and Military Epidemiology, S.M. Kirov Military Medical Academy (37zh, Akademika Lebedeva Street, Saint Petersburg, 194044, Russian Federation)

Contribution: conceived and designed the study; wrote the manuscript.

ORCID: 0000-0001-9154-7017

Prof. Roman I. Glushakov, MD, DSc, Head of the Department of Biomedical Research, Research Center, S.M. Kirov Military Medical Academy (37zh, Akademika Lebedeva Street, Saint Petersburg, 194044, Russian Federation)

Contribution: wrote the manuscript.

ORCID: 0000-0002-0161-5977

Dr. Sergey A. Parfenov, MD, PhD, Senior Researcher, Limited Liability Company «Interregional Bureau of Forensic Examinations» (29a, Vyborgskaya Embankment, Saint Petersburg, 194044, Russian Federation)

Contribution: conceived and designed the study.

ORCID: 0000-0002-1649-9796

Dr. Kirill V. Sapozhnikov, MD, PhD, Research Expert, Project Office, Northwestern Institute of Management, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (82, Vernadskogo Avenue, Moscow, 119571, Russian Federation)

Contribution: wrote the manuscript.

ORCID: 0000-0002-2476-7666

Mr. Andrey A. Lazarev, BSc, Saint Petersburg Electrotechnical University «LETI» (5f, Professora Popova Street, Saint Petersburg, 197022, Russian Federation)

Contribution: wrote the manuscript.

ORCID: 0000-0002-2476-7666

Received: 17.05.2023

Accepted: 30.08.2023

Creative Commons Attribution CC BY 4.0.