



Трегуб П.П.<sup>1,2,3</sup>, Жемчугин Д.Е.<sup>4,5</sup>, Зубанов П.С.<sup>1</sup>, Гольдберг А.С.<sup>6</sup>, Годков М.А.<sup>6,7</sup>, Акимкин В.Г.<sup>1</sup>

## Перспективы внедрения технологий искусственного интеллекта и компьютерного зрения в лабораторной медицине (обзор литературы)

<sup>1</sup>ФБУН «Центральный научно-исследовательский институт эпидемиологии» Федеральной службы по надзору в сфере защиты прав потребителей и благополучия человека, 111123, Москва, Россия;

<sup>2</sup>ФГАОУ ВО Первый Московский государственный медицинский университет имени И.М. Сеченова

Министерства здравоохранения Российской Федерации (Сеченовский Университет), 119991, Москва, Россия;

<sup>3</sup>ФГБНУ «Научный центр неврологии» Министерства науки и высшего образования Российской Федерации, 125367, Москва, Россия;

<sup>4</sup>ГБУЗ города Москвы «Городская клиническая больница имени М.П. Кончаловского Департамента здравоохранения города Москвы», 124489, Зеленоград, Россия;

<sup>5</sup>ГБУЗ МО «Московский областной научно-исследовательский клинический институт имени М.Ф. Владими르ского», 129110, Москва, Россия;

<sup>6</sup>ФГБОУ ДПО «Российская медицинская академия непрерывного профессионального образования» Министерства здравоохранения Российской Федерации, 125993, Москва, Россия;

<sup>7</sup>ГБУЗ «Научно-исследовательский институт скорой помощи имени Н.В. Склифосовского Департамента здравоохранения города Москвы», 129090, Москва, Россия

### РЕЗЮМЕ

Лабораторная диагностика играет одну из ведущих ролей в современной медицине, предоставляя врачам клинических специальностей данные для своевременной установки диагноза, выбора тактики и методов лечения. Для обеспечения высокой эффективности и повышения точности исследований в последнее время в практику работы лабораторной службы активно внедряются технологии искусственного интеллекта (ИИ): компьютерное зрение (КЗ), машинное обучение, глубокое обучение, нейронные сети, анализ банка данных. В лабораторной диагностике эти технологии успешно используются для автоматизации и улучшения технологических процессов, включая обработку результатов реакций, цитоморфологических изображений, анализ полученных данных. Одним из перспективных направлений внедрения ИИ в лабораторной диагностике является разработка технологий для фенотипирования групп крови с использованием в качестве реагентов широко распространённых моноклональных антител и технологии КЗ на носимых устройствах. Вместе с тем на рынке часто отсутствуют готовые решения для включения интеллектуальных программных систем в повседневную работу лаборатории.

В обзоре рассмотрены различные примеры использования в лабораторной диагностике технологических систем, основанных на ИИ. Также в работе представлен библиометрический анализ научной литературы, касающейся распространения практики использования технологий КЗ, машинного обучения и ИИ в медицинских лабораториях на основании публикаций из базы данных PubMed за предшествующие 20 лет. Кроме того, в обзоре обсуждаются перспективы и ограничения для применения ИИ и КЗ в медицинских лабораториях и проведена оценка преимуществ внедрения в клиническую практику метода фенотипирования групп крови с использованием технологии ИИ на мобильных устройствах.

**Ключевые слова:** компьютерное зрение; искусственный интеллект; дополненная реальность; интернет вещей; лабораторная диагностика; иммуногематология; обзор

**Для цитирования:** Трегуб П.П., Жемчугин Д.Е., Зубанов П.С., Гольдберг А.С., Годков М.А., Акимкин В.Г. Перспективы внедрения технологий искусственного интеллекта и компьютерного зрения в лабораторной медицине (обзор литературы). *Здравоохранение Российской Федерации*. 2025; 69(2): 117–122. <https://doi.org/10.47470/0044-197X-2025-69-2-117-122> <https://elibrary.ru/uaotie>

**Для корреспонденции:** Жемчугин Дмитрий Евгеньевич, e-mail: dmitriy\_zh@mail.ru

**Участие авторов:** Трегуб П.П. — концепция и дизайн обзора, написание текста, составление списка литературы, статистическая обработка данных; Жемчугин Д.Е., Зубанов П.С. — написание текста, составление списка литературы, научное редактирование; Гольдберг А.С., Годков М.А., Акимкин В.Г. — написание текста, научное редактирование. *Все соавторы* — утверждение окончательного варианта статьи, ответственность за целостность всех частей статьи.

**Финансирование.** Исследование не имело спонсорской поддержки.

**Конфликт интересов.** Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов в связи с публикацией данной статьи.

Pavel P. Tregub<sup>1,2,3</sup>, Dmitry E. Zhemchugin<sup>4,5</sup>, Pavel S. Zubanov<sup>1</sup>, Arkady S. Goldberg<sup>6</sup>, Mikhail A. Godkov<sup>6,7</sup>, Vasily G. Akimkin<sup>1</sup>

## Prospects for the implementation of artificial intelligence and computer vision technologies in laboratory medicine (literature review)

<sup>1</sup>Central Research Institute of Epidemiology, Moscow, 111123, Russian Federation;

<sup>2</sup>First Moscow State Medical University named after I.M. Sechenov (Sechenov University), Moscow, 119991, Russian Federation;

<sup>3</sup>Scientific Center of Neurology, Moscow, 125367, Russian Federation;

<sup>4</sup>Municipal Clinical Hospital named after M.P. Konchalovsky, Zelenograd, 124489, Russian Federation;

<sup>5</sup>Moscow Regional Research Clinical Institute named after M.F. Vladimirsy, Moscow, 129110, Russian Federation;

<sup>6</sup>Russian Medical Academy of Continuous Professional Education, Moscow, 125993, Russian Federation;

<sup>7</sup>N.V. Sklifosovsky Research Institute for Emergency Medicine of the Moscow City Health Department, Moscow, 129090, Russian Federation

### ABSTRACT

Laboratory diagnostics plays one of the leading roles in modern medicine, providing doctors of clinical specialties with data for timely diagnosis, selection of tactics and methods of treatment. To ensure high efficiency and increase the accuracy of research, artificial intelligence technologies have recently been actively introduced into the practice of the laboratory service: computer vision, machine learning, deep learning, neural networks, data bank analysis. In laboratory diagnostics, these technologies are successfully used to automate and improve technological processes, including processing reaction results, cytromorphological images, and analysis of the obtained data. One of the promising areas for the implementation of artificial intelligence in laboratory diagnostics is the development of technologies for phenotyping blood groups using widely used monoclonal antibodies as reagents and computer vision technology on wearable devices. At the same time, there are often no ready-made solutions on the market for including intelligent software systems in the daily work of the laboratory. The review considers various examples of the use of technological systems based on artificial intelligence in laboratory diagnostics. The paper also presents a bibliometric analysis of scientific literature on the spread of computer vision, machine learning, and artificial intelligence technologies in medical laboratories based on publications from the Pubmed database over the past 20 years. In addition, the review discusses the prospects and limitations of using artificial intelligence and computer vision in medical laboratories and assesses the benefits of introducing the blood group phenotyping method into clinical practice using artificial intelligence technology on mobile devices.

**Keywords:** computer vision; artificial intelligence; augmented reality; Internet of things; laboratory diagnostics; immunohematology; review

**For citation:** Tregub P.P., Zhemchugin D.E., Zubanov P.S., Goldberg A.S., Godkov M.A., Akimkin V.G. Prospects for the implementation of artificial intelligence and computer vision technologies in laboratory medicine (literature review). *Zdravookhranenie Rossii Federali / Health Care of the Russian Federation, Russian journal*. 2025; 69(2): 117–122. <https://doi.org/10.47470/0044-197X-2025-69-2-117-122> <https://elibrary.ru/uaointe> (in Russian)

**For correspondence:** Dmitriy E. Zhemchugin, e-mail: dmitriy\_zh@mail.com

**Contribution of the authors:** Tregub P.P. — research concept and design, writing the text, compiling of the list of literature, statistical data processing; Zhemchugin D.E., Zubanov P.S. — writing the text, compiling of the list of literature, editing; Goldberg A.S., Godkov M.A., Akimkin V.G. — writing the text, editing. *All authors* are responsible for the integrity of all parts of the manuscript and approval of the manuscript final version.

**Acknowledgment.** The study had no sponsorship.

**Conflict of interest.** The authors declare no conflict of interest.

Received: February 21, 2025 / Accepted: March 11, 2025 / Published: April 30, 2025

### Введение

Лабораторная диагностика играет ключевую роль в медицине, обеспечивая точные данные для постановки диагноза и выбора терапии, наряду с визуализационными и функциональными методами обследования пациентов [1]. Лабораторные исследования могут содержать информацию, полезную для повышения медицинской грамотности пациентов и своевременного оказания качественных медицинских услуг и эффективной профилактики [2]. Таким образом, лабораторная диагностика выступает важнейшим компонентом современной медицины и оказывает существенный эффект на экономику системы здравоохранения. Рынок лабораторного оборудования и расходных материалов остаётся одним из самых динамичных и обширных, составляя 258,7 млрд долл. в 2023 г. со среднегодовым ростом 6,9%, а аналитические данные показывают, что результаты лабораторных тестов оказывают определяющее влияние более чем на 80% клинических решений [3].

В последние десятилетия технологии искусственного интеллекта (ИИ) и компьютерного зрения (КЗ) стали перспективными инструментами, позволившими значительно улучшить эффективность и точность лабораторных исследований [4]. Однако стоит обратить внимание на отсутствие готовых решений и достаточно низкое,

по сравнению с другими областями медицины, внедрение интеллектуальных программных систем в лабораторную службу [5].

Одним из наиболее эффективных инструментов менеджмента в лабораторной медицине выступают лабораторные информационные системы и цифровые сервисы, которые позволяют быстро, точно и обширно фиксировать не только проблемы, но любые отклонения от установленного регламента лабораторных процедур [6]. Кроме того, современные лабораторные ИТ-сервисы и системы поддержки принятия врачебных решений, разработанные с элементами ИИ, помогут не только фиксировать произошедшие ошибки, но и своевременно оповещать медицинских специалистов о риске их возникновения и рекомендовать профилактические и корректирующие мероприятия.

Системы ИИ в медицине включают широкий спектр технологий, таких как машинное обучение, глубокое обучение и нейронные сети [7]. КЗ, в свою очередь, представляет собой подмножество интеллектуальных программных систем, которые фокусируются на анализе и интерпретации визуальных данных [8]. В лабораторной диагностике эти технологии успешно используются для автоматизации и улучшения различных процессов, включая обработку визуальных реакций, цитоморфологических изображений, анализ данных и прогнозирование

результатов [9]. Кроме того, одним из интересных направлений внедрения технологии ИИ в лабораторной диагностике выступает разработка технологий для фенотипирования групп крови с использованием в качестве реагентов моноклональных антител и технологии К3 на мобильных устройствах [10].

Цель обзора — рассмотреть основные принципы и современные практики применения ИИ и К3 в лабораторной медицине, оценить перспективы внедрения в клиническую практику метода фенотипирования групп крови с использованием технологии ИИ на мобильных устройствах.

## Внедрение высокointеллектуальных программных и аппаратных систем в лабораторной диагностике

За последние годы значительно вырос объём диагностических данных, сопровождающих каждого пациента, что зачастую приводит к информационной перегрузке врачей, из-за чего часть важной информации может быть не замечена [11].

Несмотря на высокую степень автоматизации, в медицинской практике сохраняются проблемы, повышающие нагрузку на врачей: дефицит и недостаточная квалификация специалистов, требования по высокой скорости исследований, необходимость ориентироваться в смежных дисциплинах, повышение продолжительности жизни населения с более высокой заболеваемостью в пожилом возрасте [12]. В связи с этим существует необходимость в развитии инструментов, позволяющих автоматизировать рутинные задачи, проводить дистанционную оценку результатов, систематизировать и хранить медицинскую информацию, делать необходимые выборки, связывать клинические и лабораторные данные, ускорить взаимодействие параклинических и диагностических служб с клиническими специалистами. Всё это позволит оптимизировать работу врачей для более эффективных медицинских задач [13].

В медицинских лабораториях одним из таких инструментов для помощи клиническим специалистам и повышения эффективности работы выполнения лабораторных исследований могут быть как активно внедряемые технологии ИИ и машинного обучения [14], так и системы К3 [15], дополненной реальности [16], робототехника [17] и интернет вещей [18] (рис. 1, см. на вклейке).

Разные варианты технологий ИИ предполагают в той или иной степени имитацию человеческого мышления с целью повышения скорости и точности выполнения сложных рутинных задач с отсутствием человеческого фактора, что позволяет повысить качество диагностики, выбора методов лечения, прогноза заболевания [19]. Предпосылками для широкого внедрения ИИ в медицину послужило динамичное развитие вычислительных мощностей процессоров, телекоммуникационных и облачных технологий, возможность хранения и аналитики больших массивов данных, создание и совершенствование программного обеспечения на основе нейросетевых алгоритмов [20].

Одной из наиболее активно внедряемых в медицину технологий ИИ является машинное обучение, которая позволяет компьютерным программам на основании заданного алгоритма изучать и анализировать полученные данные, выводить определённые закономерности и давать заключение о результатах исследований без участия человека [21]. Одна из ключевых задач для развития этой технологии — создание качественной модели поведения

за счёт отбора большого массива надёжных данных для обучения программы [22]. Наиболее распространённым применением для машинного обучения в лаборатории является числовое преобразование необработанных измерительных сигналов в концентрации анализируемых веществ путём построения калибровочных кривых, моделирующих соотношение сигнала и концентрации с помощью линейной регрессии. Также примерами использования машинного обучения выступают пренатальный скрининг на дефекты нервной трубы и анеуплоидию за счёт математического анализа содержания белковых биомаркеров [23] и расчёт риска заболевания на основе набора лабораторных результатов [24].

Другая распространённая модель применения ИИ в медицине — К3 предназначена для фиксации и последующей обработки графических данных. Технология включает комплекс методов и алгоритмов, базирующихся на программно-аппаратной платформе, которая позволяет воспринимать изображение, классифицировать объекты, проводить анализ обнаруженных данных и выдавать заключение о результатах [25].

Технологии, основанные на использовании ИИ, активно внедряются в рабочий процесс медицинских лабораторий [4, 26]. Если проанализировать публикации в базе данных PubMed за предшествующие 20 лет, то можно обнаружить более 28 тыс. работ, содержащих в названии или резюме разные сочетания ключевых слов: «лабораторная диагностика», «компьютерное зрение», «нейросети», «машинное обучение» и «искусственный интеллект» (рис. 2, см. на вклейке). Из этого количества опубликованных статей почти 2/3 приходится на последние 5 лет. При этом тематики этих публикаций чаще всего относятся к таким направлениям, как эпидемиология инфекций (главным образом, COVID-19 с 2020 по 2022 г.), автоматизация анализа клеточной морфологии в гематологии, генетические полиморфизмы, референсные стандарты и стратификация рисков при сахарном диабете и сердечно-сосудистых заболеваниях. Это отражает общие тенденции в развитии медицинских лабораторных технологий, сконцентрированных на аналитике больших данных, биоинформатики результатов генетического секвенирования и эпидемиологии социально значимых заболеваний.

Использование ИИ и К3 при морфологической оценке клеток в образцах цельной крови и костного мозга даёт клиническому специалисту дополнительные данные для формирования заключения, позволяет вести динамическое наблюдение и может превзойти по точности оценки результаты среднего эксперта [27]. Например, комплексный анализ показателей общего анализа крови, данных гематологического анализатора и морфологических параметров, которые были получены с помощью системы К3, демонстрирует достаточно высокую точность с более 90% чувствительности и специфичности при раннем обнаружении аномальных клеток периферической крови и диагностике миелопролиферативных заболеваний [28].

Вместе с тем К3 и ИИ также применяются в лабораторной диагностике при интерпретации результатов анализа изображений окрашенных мазков по методу Грама при помощи свёрточной нейронной сети [29]. Автоматизированная оценка препаратов позволяет ускорить диагностический процесс, накапливать библиотеки изображений, которые используются для обучения специалистов и совершенствования алгоритмов нейросети [30].

Ведутся работы по внедрению ИИ в паразитологическую диагностику. Так, цифровое сканирование приготов-

ленных биообразцов с последующей обработкой изображений при помощи модели свёрточной нейронной сети позволило создать дополнительный надёжный инструмент обнаружения кишечных паразитов [31].

Технологии ИИ на основе полной рекуррентной нейронной сети с использованием изображений просвечивающей электронной микроскопии использовались в лабораторной диагностике для определения реальных уровней вируса SARS-CoV-2 [32]. Данный метод позволил выявлять вирус независимо от варианта его штамма, жизненного цикла и распознавать SARS-CoV-2 по последовательности его генома.

### Применение искусственного интеллекта и компьютерного зрения в иммуногематологии

В отличие от более распространённых областей применения высокointеллектуальных систем и технологии КЗ в медицинских лабораториях, они редко используются в методиках фенотипирования групп крови. Это, в частности, обусловлено высоким риском критических осложнений при ошибочной интерпретации результатов. С другой стороны, в практике иммуногематологических исследований присутствует очень много визуальных данных, которые успешно могут анализироваться при помощи ИИ и МЗ.

Среди множества методов оценки агглютинации при фенотипировании групп крови выделяют:

- микрофлюидную технологию — для оценки в ней могут использоваться электрохимическая импедансная спектроскопия и электроаналитические измерения с использованием Inter Digitized Arrays, изменения реологических свойств образца крови в микрофлюидных биочипах [33];
- флуоресцентную спектроскопию антигенов/антител для идентификации групп крови благодаря эффекту изменения или сохранения спектра излучения крови при помощи спектрофотометра или фотодиода [34];
- подсчёт числа скоплений эритроцитов до и после агглютинации с помощью автоматического гематологического анализатора [35];
- оценку степени диффузии эритроцитов в гелевых картах после протекания реакции [36];
- оценку экспертом наличия/отсутствия и степени агглютинации при помощи зрительного контроля;
- анализ изображений лунок планшета с применением технологии КЗ [10].

В автоматических иммуногематологических анализаторах с технологией гелевых карт широко используется принцип интерпретации результата по анализу изображения гелевой карты после центрифугирования [37].

Вместе с тем использование полностью автоматических методик имеет ряд ограничений: высокая стоимость оборудования и комплектующих, большие габариты и вес анализаторов, затраты на техническое обслуживание, привязанность к определённому типу расходных материалов. Отмечается также относительно высокая доля неинтерпретируемых результатов реакции в нестандартных случаях [38]. Таким образом, применение полностью автоматической методики экономически целесообразно в лабораториях с высокой пропускной способностью и референсных лабораториях.

Мануальная методика фенотипирования широко применяется в трансфузиологии с момента открытия групп крови [39]. Она является основной при первичном определении групп крови, подтверждающем определении в лаборатории и проведении тестов перед гемотрансфузией непосредственно у постели больного [38].

Методика является доступной для учреждений различного уровня и требует наличия минимально оснащённого рабочего места с хорошим освещением, моноклональных антител, простейших расходных материалов [40]. Ещё одним преимуществом метода является его высокая мобильность и возможность применения в условиях стационара, поликлиники, службы скорой помощи, полевых условиях, при чрезвычайных ситуациях и локальных конфликтах.

Недостатками мануальных методик являются различный уровень подготовки и квалификации специалистов, высокий риск ошибок на аналитическом этапе исследований (нарушение расположения реагентов и соотношения реагентов/эритроцитов, неспецифическая агглютинация, наличие псевдоагглютинации и др.), отсутствие автоматической фиксации результатов исследования и их архивирования [38]. Сомнительные результаты требуют проведения повторного исследования, зачастую с дополнительным применением автоматических и полуавтоматических методов, что снижает экономическую эффективность ручной методики.

K. Ratajczak и соавт. описали использование биосенсора на основе микропористой целлюлозной матрицы или модифицированной хитозаном бумаги с антителами к антигенам эритроцитов человека при определении группы крови (АВО и RhD) в полевых условиях, чрезвычайных ситуациях, клинике и лаборатории [41]. При этом авторы планируют разработку автоматической методики фенотипирования крови с использованием технологии КЗ и ИИ [41]. Показан также опыт использования портативных многоканальных микрофлюидных устройств для параллельного определения нескольких антигенов эритроцитов и последующего анализа изображений с помощью технологий КЗ и МО [42].

По мере накопления данных о генотипе и фенотипе пациентов и доноров в практику работы иммуногематологической лаборатории может быть внедрён прогностический метод определения антигенов эритроцитов и тромбоцитов пациента и донора с использованием технологии массивов и ИИ. Реализация этой модели возможна в локальной сети медицинского учреждения, когда обеспечивается конфиденциальность данных, не требует особых технических навыков от оператора [43].

В последнее время медицинским лабораториям стал доступен полуавтоматический метод, который сочетает элементы автоматической и мануальной методик [10]. В этом методе выполняются ручная подготовка образцов к исследованию и их смешивание с моноклональными антителами на планшете, а фиксация результатов исследования сопровождается оцифровкой данных с интерпретацией полученных результатов в программном обеспечении. Такой подход позволяет сохранить баланс между стоимостью используемого оборудования и реагентов и минимизацией ошибки человека при анализе реакции, оцифровать результаты и проводить их архивирование.

Оптимальным для сканирования и оценки результатов реакции представляется использование мобильного устройства, также предоставляющего оператору свободу перемещения. Мобильное фенотипирование групп крови в качестве системы может быть выполнено с высокой диагностической точностью при использовании методов глубокого обучения [44]. Более того, смартфоны могут быть использованы не только для сканирования, использования ИИ и КЗ, оценки результатов реакции агглютинации, но и для обучения/сопровождения специалистов, обмена данных между учреждениями, дистанционных консультаций

специалистов [45]. Концептуальная схема использования метода полуавтоматического метода фенотипирования групп крови с использованием ИИ и КЗ показана на **рис. 3** (см. на вклейке).

### Перспективы и ограничения в применении искусственного интеллекта в медицинских лабораториях

В медицинской практике непрерывно увеличивается объём медицинских и лабораторных данных, которые необходимо анализировать врачу, что часто приводит к информационной перегрузке [46]. Рост информационного потока обусловлен тенденцией к централизации лабораторных исследований и повышенной нагрузке на специалистов в медицинской лаборатории. Это приводит к тому, что даже квалифицированные клинические и лабораторные специалисты могут упустить важные медицинские данные [13, 46].

Перспективным для решения вышеуказанных проблем представляется использование вспомогательных информационных технологий, представленных широким арсеналом интеллектуальных программных систем. Это позволит реализовать оптимальную комбинацию человеческого и ИИ для внедрения в медицинскую практику при проведении и интерпретации лабораторных и медицинских исследований [19]. Вместе с тем для медицинских лабораторий остаётся актуальной проблема дефицита специалистов по кибернетике, сочетающих медицинские, инженерно-технические и информационные навыки [47]. Присутствие в клинике таких специалистов создаёт основу для успешного цифрового развития лабораторной диагностики, внедрения высокотехнологичных систем и автоматизации выполнения лабораторных анализов.

Следует отметить, что на сегодняшний день остаются открытыми вопросы об этических и правовых ограничениях использования ИИ и КЗ

использования в медицине интеллектуальных технологий [48]. Главные из них — конфиденциальность медицинской информации, благополучие пациента и ответственность разработчиков и владельцев программного обеспечения. Внедрение новых технологий требует обучения и адаптации медицинского персонала и интеграции в существующую цифровую экосистему здравоохранения [49].

При этом можно выделить очевидные преимущества использования интеллектуальных систем в лабораторной диагностике [50]: повышение точности за счёт высокоскоростного анализа данных, что снижает вероятность ошибок; снижение времени анализа и автоматизация получения результатов; улучшение прогноза развития патологических процессов, вероятности осложнений и эффективности конкретной терапии для пациента.

Следует отметить перспективы внедрения в процесс работы медицинской лаборатории и других разработок, базирующихся на принципах ИИ. Например, технологии дополненной реальности используются в работе специалистов лабораторий, выполняющих ряд мануальных операций в специальных ламинарных боксах, где сложно разместить традиционную компьютерную периферию (монитор, сканер штрих-кодов, клавиатура, веб-камера). Перспективным направлением для развития цифровой лаборатории является внедрение системы самодиагностики оборудования и маршрутизации биоматериала между анализаторами и подразделениями с использованием принципа интернета вещей.

Таким образом, использование ИИ и КЗ открывает новые возможности для медицинской и лабораторной диагностики, повышая точность, эффективность и персонализацию медицинских услуг. Однако для успешного внедрения этих технологий необходимо преодоление ряда ограничений, связанных с технологическими, компетентностными, этическими и правовыми аспектами.

## ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Plebani M. The CCLM contribution to improvements in quality and patient safety. *Clin. Chem. Lab. Med.* 2013; 51(1): 39–46. <https://doi.org/10.1515/cclm-2012-0094>
2. Klatt E.C. Cognitive factors impacting patient understanding of laboratory test information. *J. Pathol. Inform.* 2023; 15: 100349. <https://doi.org/10.1016/j.jpi.2023.100349>
3. Plebani M., Astion M.L., Barth J.H., Chen W., de Oliveira Galoro C.A., Escuer M.I., et al. Harmonization of quality indicators in laboratory medicine. A preliminary consensus. *Clin. Chem. Lab. Med.* 2014; 52(7): 951–8. <https://doi.org/10.1515/cclm-2014-0142>
4. Undru T.R., Uday U., Lakshmi J.T., Kaliappan A., Mallamguntu S., Nikhat S.S., et al. Integrating artificial intelligence for clinical and laboratory diagnosis – a review. *Maedica (Bucur).* 2022; 17(2): 420–6. <https://doi.org/10.26574/maedica.2022.17.2.420>
5. Ronzio L., Cabitza F., Barbaro A., Banfi G. Has the flood entered the basement? A systematic literature review about machine learning in laboratory medicine. *Diagnostics (Basel).* 2021; 11(2): 372. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11020372>
6. Tsai E.R., Tintu A.N., Boucherie R.J., de Rijke Y.B., Schotman H.H.M., Demirtas D. Characterization of laboratory flow and performance for process improvements via application of process mining. *Appl. Clin. Inform.* 2023; 14(1): 144–52. <https://doi.org/10.1055/a-1996-8479>
7. Lindroth H., Nalaie K., Raghu R., Ayala I.N., Busch C., Bhattacharyya A., et al. Applied artificial intelligence in healthcare: a review of computer vision technology application in hospital settings. *J. Imaging.* 2024; 10(4): 81. <https://doi.org/10.3390/jimaging10040081>
8. Gao J., Yang Y., Lin P., Park D.S. Computer vision in healthcare applications. *J. Healthc. Eng.* 2018; 2018: 5157020. <https://doi.org/10.1155/2018/5157020>
9. Haymond S., McCudden C. Rise of the machines: artificial intelligence and the clinical laboratory. *J. Appl. Lab. Med.* 2021; 6(6): 1640–54. <https://doi.org/10.1093/jalm/jfab075>
10. Korchagin S., Zaychenkova E., Ershov E., Pishchev P., Vengerov Y. Image-based second opinion for blood typing. *Health Inf. Sci. Syst.* 2024; 12(1): 28. <https://doi.org/10.1007/s13755-024-00289-4>
11. Cadamuro J., Hillarp A., Unger A., von Meyer A., Bauçà J.M., Plekhanova O., et al. Presentation and formatting of laboratory results: a narrative review on behalf of the European Federation of Clinical Chemistry and Laboratory Medicine (EFLM) Working Group "postanalytical phase" (WG-POST). *Crit. Rev. Clin. Lab. Sci.* 2021; 58(5): 329–53. <https://doi.org/10.1080/10408363.2020.1867051>
12. Patel A.U., Shaker N., Mohanty S., Sharma S., Gangal S., Eloy C., et al. Cultivating clinical clarity through computer vision: a current perspective on whole slide imaging and artificial intelligence. *Diagnostics (Basel).* 2022; 12(8): 1778. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12081778>
13. Cadamuro J. Rise of the machines: the inevitable evolution of medicine and medical laboratories intertwining with artificial intelligence – a narrative review. *Diagnostics (Basel).* 2021; 11(8): 1399. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11081399>
14. Association for the Advancement of Artificial Intelligence. Available at: <https://aaai.org/>
15. Zhou S., Chen B., Fu E.S., Yan H. Computer vision meets microfluidics: a label-free method for high-throughput cell analysis. *Microsyst. Nanoeng.* 2023; 9: 116. <https://doi.org/10.1038/s41378-023-00562-8>
16. Syed T.A., Siddiqui M.S., Abdullah H.B., Jan S., Namoun A., Alzahrani A., et al. In-depth review of augmented reality: tracking technologies, development tools, AR displays, collaborative AR, and security concerns. *Sensors (Basel).* 2022; 23(1): 146. <https://doi.org/10.3390/s23010146>
17. Rupp N., Peschke K., Köppl M., Drissner D., Zuchner T. Establishment of low-cost laboratory automation processes using AutoIt and 4-axis robots. *SLAS Technol.* 2022; 27(5): 312–8. <https://doi.org/10.1016/j.slasl.2022.07.001>
18. Manickam P., Mariappan S.A., Murugesan S.M., Hansda S., Kaushik A., Shinde R., et al. Artificial Intelligence (AI) and

- Internet of Medical Things (IoMT) assisted biomedical systems for intelligent healthcare. *Biosensors (Basel)*. 2022; 12(8): 562. <https://doi.org/10.3390/bios12080562>
19. Topol E.J. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat. Med.* 2019; 25(1): 44–56. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>
20. Iqbal J., Cortés Jaimes D.C., Makineni P., Subramani S., Hemaida S., Thugu T.R., et al. Reimagining healthcare: unleashing the power of artificial intelligence in medicine. *Cureus*. 2023; 15(9): e44658. <https://doi.org/10.7759/cureus.44658>
21. Wen X., Leng P., Wang J., Yang G., Zu R., Jia X., et al. Clinlabomics: leveraging clinical laboratory data by data mining strategies. *BMC Bioinformatics*. 2022; 23(1): 387. <https://doi.org/10.1186/s12859-022-04926-1>
22. Stafford I.S., Kellermann M., Mossotto E., Beattie R.M., MacArthur B.D., Ennis S. A systematic review of the applications of artificial intelligence and machine learning in autoimmune diseases. *NPJ Digit. Med.* 2020; 3: 30. <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0229-3>
23. Wald N.J., Cuckle H.S., Densem J.W., Nanchahal K., Royston P., Chard T., et al. Maternal serum screening for Down's syndrome in early pregnancy. *BMJ*. 1988; 297(6653): 883–7. <https://doi.org/10.1136/bmj.297.6653.883>
24. Hadlow N.C., Rothacker K.M., Wardrop R., Brown S.J., Lim E.M., Walsh J.P. The relationship between TSH and free T<sub>4</sub> in a large population is complex and nonlinear and differs by age and sex. *J. Clin. Endocrinol. Metab.* 2013; 98(7): 2936–43. <https://doi.org/10.1210/jc.2012-4223>
25. Asar T.O., Ragab M. Leukemia detection and classification using computer-aided diagnosis system with falcon optimization algorithm and deep learning. *Sci. Rep.* 2024; 14(1): 21755. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-72900-3>
26. Bunch D.R., Durant T.J., Rudolf J.W. Artificial intelligence applications in clinical chemistry. *Clin. Lab. Med.* 2023; 43(1): 47–69. <https://doi.org/10.1016/j.cll.2022.09.005>
27. van Eekelen L., Litjens G., Hebeda K.M. Artificial intelligence in bone marrow histological diagnostics: potential applications and challenges. *Pathobiology*. 2024; 91(1): 8–17. <https://doi.org/10.1159/000529701>
28. Kimura K., Ai T., Horiuchi Y., Matsuzaki A., Nishibe K., Marutani S., et al. Automated diagnostic support system with deep learning algorithms for distinction of Philadelphia chromosome-negative myeloproliferative neoplasms using peripheral blood specimen. *Sci. Rep.* 2021; 11(1): 3367. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-82826-9>
29. Walter C., Weissert C., Gizewski E., Burekhardt I., Mannsperger H., Hänselmann S., et al. Performance evaluation of machine-assisted interpretation of Gram stains from positive blood cultures. *J. Clin. Microbiol.* 2024; 62(4): e0087623. <https://doi.org/10.1128/jcm.00876-23>
30. Smith K.P., Kirby J.E. Image analysis and artificial intelligence in infectious disease diagnostics. *Clin. Microbiol. Infect.* 2020; 26(10): 1318–23. <https://doi.org/10.1016/j.cmi.2020.03.012>
31. Mathison B.A., Kohan J.L., Walker J.F., Smith R.B., Ardon O., Couturier M.R. Detection of intestinal protozoa in trichrome-stained stool specimens by use of a deep convolutional neural network. *J. Clin. Microbiol.* 2020; 58(6): e02053-19. <https://doi.org/10.1128/JCM.02053-19>
32. Chowdhury N.I., Smith T.L., Chandra R.K., Turner J.H. Automated classification of osteomeatal complex inflammation on computed tomography using convolutional neural networks. *Int. Forum Allergy Rhinol.* 2019; 9(1): 46–52. <https://doi.org/10.1002/alr.22196>
33. Grigorev G.V., Lebedev A.V., Wang X., Qian X., Maksimov G.V., Lin L. Advances in microfluidics for single red blood cell analysis. *Biosensors (Basel)*. 2023; 13(1): 117. <https://doi.org/10.3390/bios13010117>
34. Seyed S.S., Parvin P., Jafargholi A., Hashemi N., Tabatabaei S.M., Abbasian A., et al. Spectroscopic properties of various blood antigens/antibodies. *Biomed. Opt. Express*. 2020; 11(4): 2298–312. <https://doi.org/10.1364/BOE.387112>
35. Sheng N., Liu L., Liu H. Quantitative determination of agglutination based on the automatic hematology analyzer and the clinical significance of the erythrocyte-specific antibody. *Clin. Chim. Acta*. 2020; 510: 21–5. <https://doi.org/10.1016/j.cca.2020.06.042>
36. Li H.Y., Guo K. Blood group testing. *Front. Med. (Lausanne)*. 2022; 9: 827619. <https://doi.org/10.3389/fmed.2022.827619>
37. Aysola A., Wheeler L., Brown R., Denham R., Colavecchia C., Pavenski K., et al. Multi-center evaluation of the automated immunohematology instrument, the ORTHO VISION analyzer. *Lab. Med.* 2017; 48(1): 29–38. <https://doi.org/10.1093/labmed/lmw061>
38. Bhagwat S.N., Sharma J.H., Jose J., Modi C.J. Comparison between conventional and automated techniques for blood grouping and crossmatching: experience from a tertiary care centre. *J. Lab. Physicians.* 2015; 7(2): 96–102. <https://doi.org/10.4103/0974-2727.163130>
39. Moulds M.K. Review: monoclonal reagents and detection of unusual or rare phenotypes or antibodies. *Immunochemistry*. 2006; 22(2): 52–63.
40. Voak D. Monoclonal blood group antibodies. *Beitr. Infusionsther.* 1989; 24: 200–13.
41. Ratajczak K., Skłodowska-Jaros K., Kalwarczyk E., Michalski J.A., Jakieła S., Stobiecka M. Effective optical image assessment of cellulose paper immunostrips for blood typing. *Int. J. Mol. Sci.* 2022; 23(15): 8694. <https://doi.org/10.3390/ijms23158694>
42. Ding S., Duan S., Chen Y., Xie J., Tian J., Li Y., et al. Centrifugal microfluidic platform with digital image analysis for parallel red cell antigen typing. *Talanta*. 2023; 252: 123856. <https://doi.org/10.1016/j.talanta.2022.123856>
43. Hyvärinen K., Haimila K., Moslemi C., Biobank B.S., Olsson M.L., Ostrowski S.R., et al. A machine-learning method for biobank-scale genetic prediction of blood group antigens. *PLoS Comput. Biol.* 2024; 20(3): e101977. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.101977>
44. Korchagin S.A., Zaychenkova E.E., Sharapov D.A., Ershov E.I., Butorin U.V., Vengerov U.U. An algorithm of blood typing using serological plate images. *Comput. Opt.* 2023; 47(6): 958–67. <https://doi.org/10.18287/2412-6179-CO-1339>
45. Pfeil J., Nechyporenko A., Frohme M., Hufert F.T., Schulze K. Examination of blood samples using deep learning and mobile microscopy. *BMC Bioinformatics*. 2022; 23(1): 65. <https://doi.org/10.1186/s12859-022-04602-4>
46. Blatter T.U., Witte H., Nakas C.T., Leichtle A.B. Big data in laboratory medicine – FAIR quality for AI? *Diagnostics (Basel)*. 2022; 12(8): 1923. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12081923>
47. Kulikowski C.A. Historical roots of international biomedical and health informatics: the road to IFIP-TC4 and IMIA through cybernetic medicine and the Elsinore meetings. *Yearb. Med. Inform.* 2017; 26(1): 257–62. <https://doi.org/10.15265/IY-2017-001>
48. Kozak J., Fel S. How sociodemographic factors relate to trust in artificial intelligence among students in Poland and the United Kingdom. *Sci. Rep.* 2024; 14(1): 28776. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-80305-5>
49. Paranjape K., Schinkel M., Hammer R.D., Schouten B., Nannan Panday R.S., Elbers P.W.G., et al. The value of artificial intelligence in laboratory medicine. *Am. J. Clin. Pathol.* 2021; 155(6): 823–31. <https://doi.org/10.1093/ajcp/aqa170>
50. Herman D.S., Rhoads D.D., Schulz W.L., Durant T.J.S. Artificial intelligence and mapping a new direction in laboratory medicine: a review. *Clin. Chem.* 2021; 67(11): 1466–82. <https://doi.org/10.1093/clinchem/hvab165>

## Информация об авторах

Трегуб Павел Павлович, доктор мед. наук, руководитель производственного комплекса по лабораторной диагностике ФБУН ЦНИИ эпидемиологии Роспотребнадзора, 111123, Москва, Россия. E-mail: tregub@cmd.su

Жемчугин Дмитрий Евгеньевич, врач-трансфузиолог, ГБУЗ «ГКБ им. М.П. Кончаловского ДЗМ», 124489, Зеленоград, Россия. E-mail: Dmitriy\_Zh@mail.ru

Зубанов Павел Сергеевич, зам. руководителя производственного комплекса по лабораторной диагностике ФБУН ЦНИИ эпидемиологии Роспотребнадзора, 111123, Москва, Россия. E-mail: zubanov@cmd.su

Гольдберг Аркадий Станиславович, канд. мед. наук, проректор по экономике и развитию, ФГБОУ ДПО РМАНПО Минздрава России, 125993, Москва, Россия. E-mail: goldarcadiy@gmail.com

Годков Михаил Андреевич, доктор мед. наук, профессор, зав. кафедрой КЛД с курсом лабораторной иммунологии ФГБОУ ДПО РМАНПО Минздрава России, 125993, Москва, Россия. E-mail: mgodkov@yandex.ru

Акимкин Василий Геннадьевич, академик РАН, доктор мед. наук, профессор, директор ФБУН ЦНИИ эпидемиологии Роспотребнадзора, 111123, Москва, Россия. E-mail: vgakimkin@yandex.ru

## Information about the authors

Pavel P. Tregub, DSc (Medicine), Head of the Laboratory Diagnostics Production Complex, Central Research Institute of Epidemiology, Moscow, 111123, Russian Federation, <https://orcid.org/0000-0002-3650-6121> E-mail: tregub@cmd.su

Dmitry E. Zhemchugin, transfusionist, Municipal Clinical Hospital named after M.P. Konchalovsky of the Moscow City Health Department, Zelenograd, 124489, Russian Federation, <https://orcid.org/0000-0002-7461-5329> E-mail: Dmitriy\_Zh@mail.ru

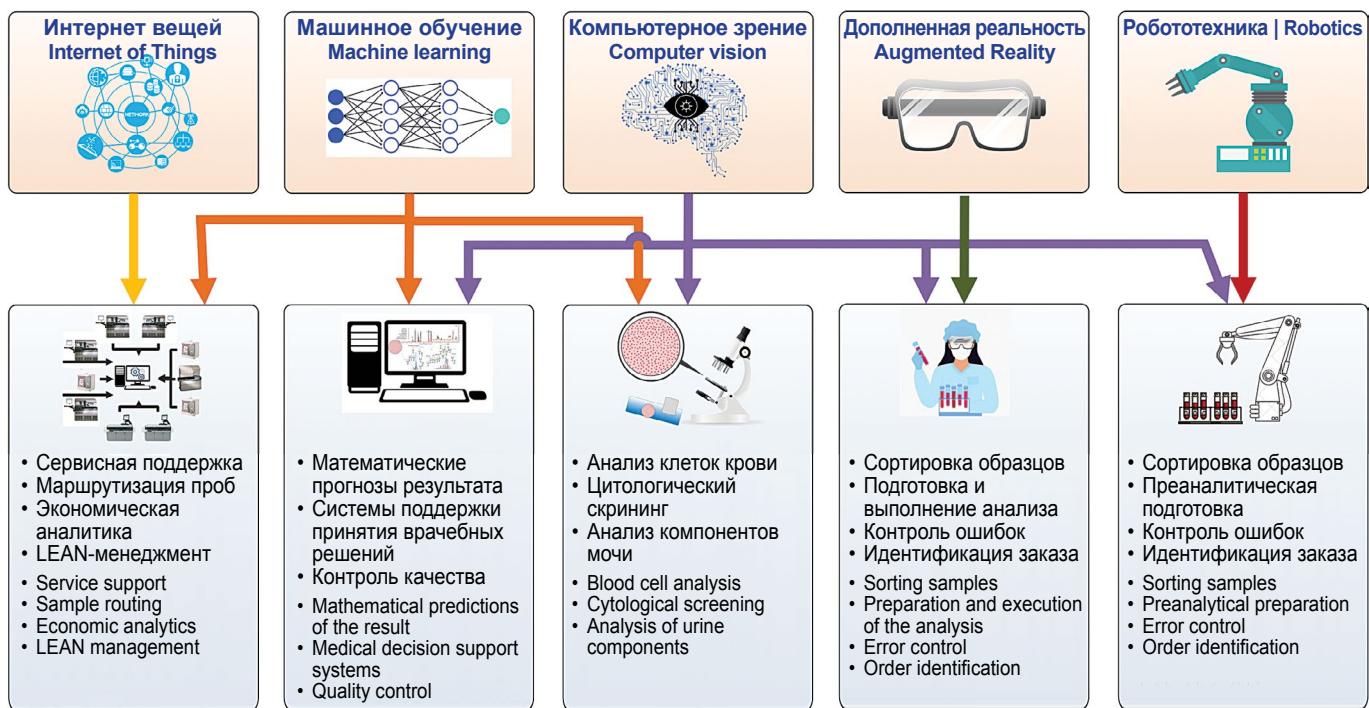
Pavel S. Zubanov, Deputy Head of the Production Complex for Laboratory Diagnostics, Central Research Institute of Epidemiology, Moscow, 111123, Russian Federation, <https://orcid.org/0009-0007-7495-8907> E-mail: zubanov@cmd.su

Arkady S. Goldberg, PhD, (Medicine), Vice Rector for Economics and Development of the Russian Medical Academy of Continuous Professional Education, Moscow, 125993, Russian Federation, <https://orcid.org/0000-0002-2787-4731> E-mail: goldarcadiy@gmail.com

Mikhail A. Godkov, DSc (Medicine), Professor, Head of the Department of Clinical Diagnostics with a Course in Laboratory Immunology, Russian Medical Academy of Continuous Professional Education, Moscow, 125993, Russian Federation, <https://orcid.org/0000-0002-0854-8076> E-mail: mgodkov@yandex.ru

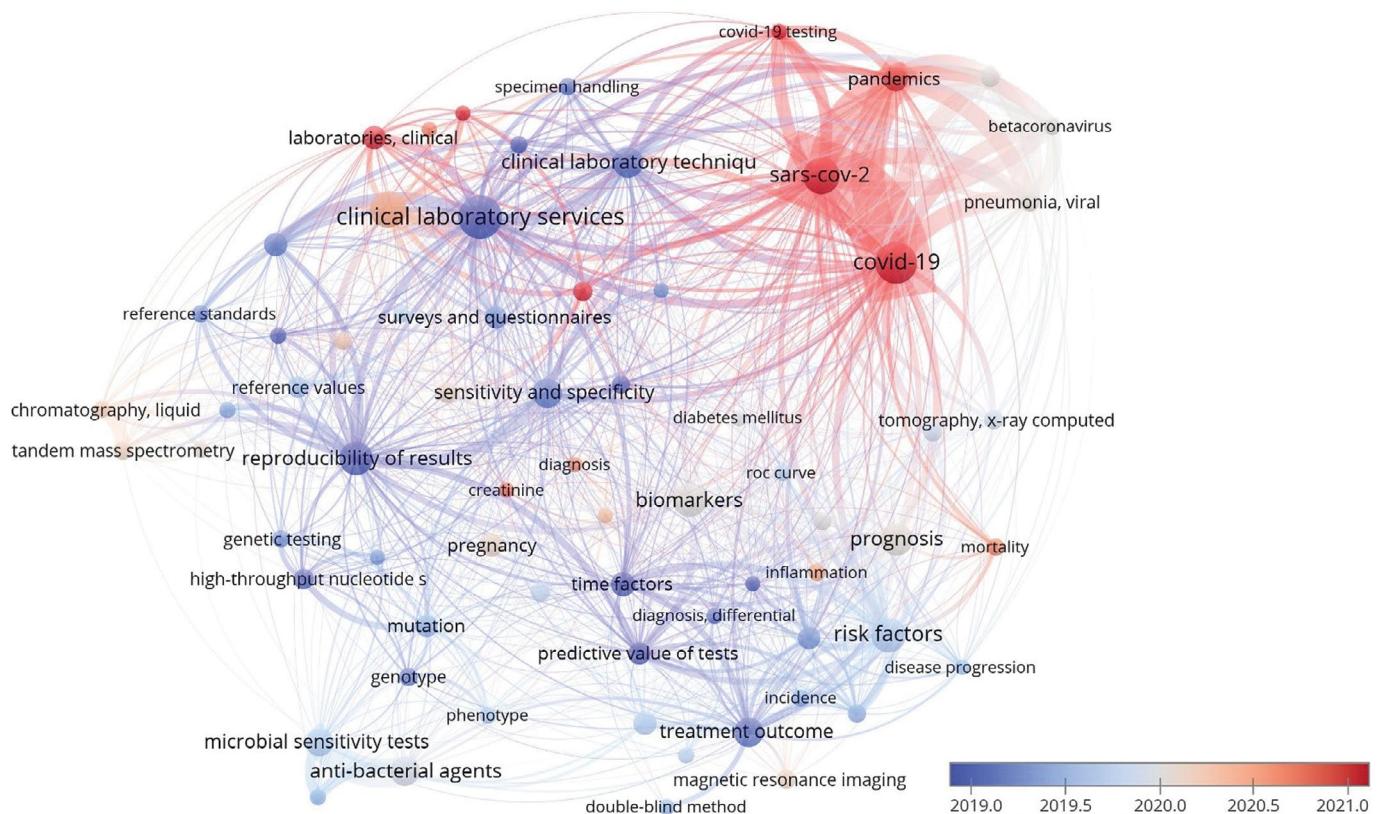
Vasily G. Akimkin, DSc (Medicine), Academician of the Russian Academy of Sciences, Professor, Director of the Central Research Institute of Epidemiology, Moscow, 111123, Russian Federation, <https://orcid.org/0000-0003-4228-9044> E-mail: vgakimkin@yandex.ru

*К статье П.П. Трегуб и соавт.  
To the article by Pavel P. Tregub et al.*



**Рис. 1.** Современные программно-аппаратные тренды и ключевые технологические драйверы в лабораторной диагностике.

**Fig. 1.** Modern software and hardware trends and key technological drivers in laboratory diagnostics.



**Рис. 2.** Диаграмма встречаемости ключевых слов в публикациях базы данных PubMed за 2004–2024 гг. по тематике «искусственный интеллект и лабораторная диагностика». Диаграмма построена с использованием программы VOSviewer v. 1.6.20.

**Fig. 2.** Diagram of keyword occurrence in Pubmed database publications for the period 2004–2024 on the topic of «artificial intelligence and laboratory diagnostics». The diagram was constructed using the VOSviewer v. 1.6.20 software.

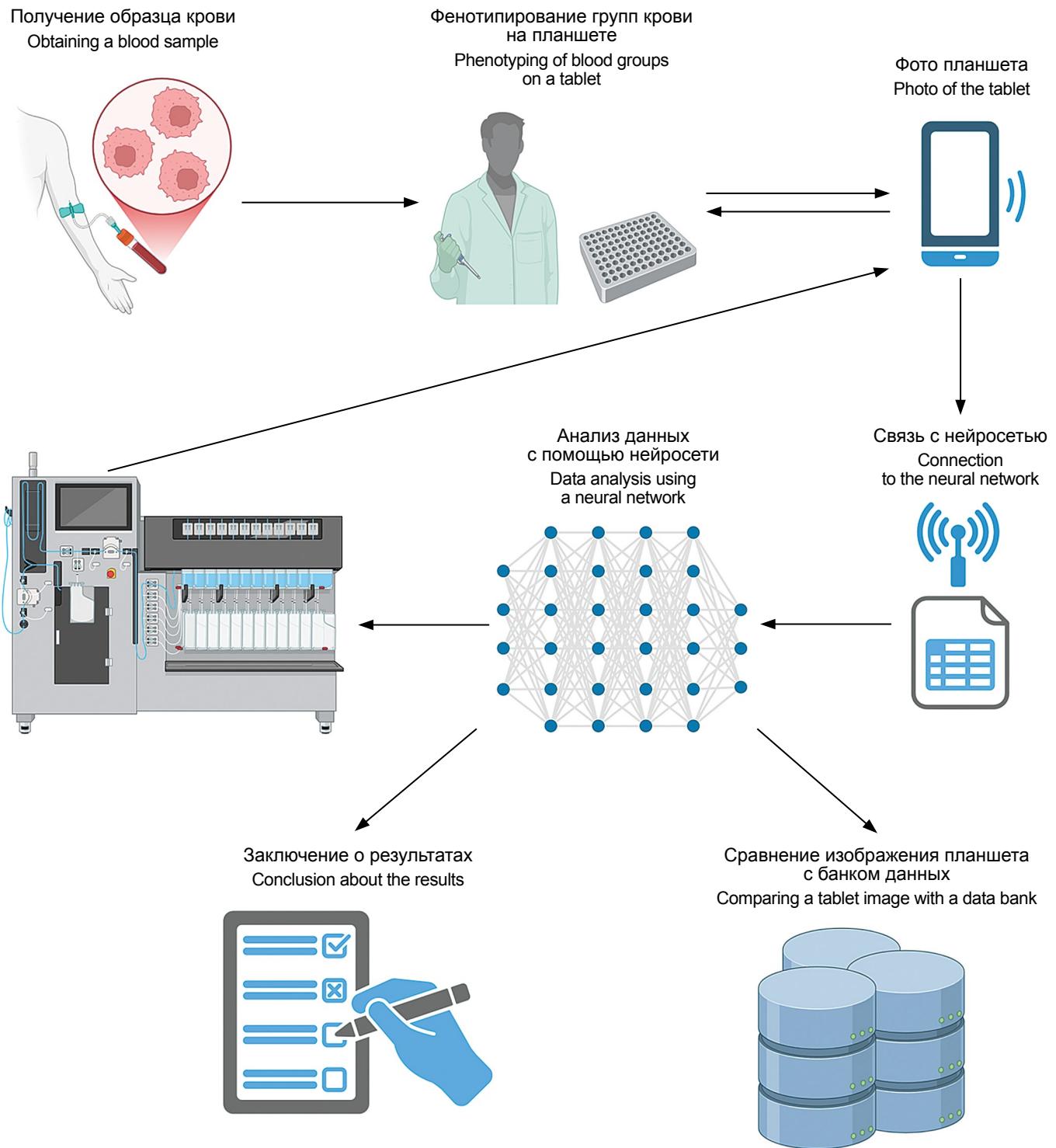


Рис. 3. Анализ изображения планшета при фенотипировании групп крови на мобильном устройстве при помощи компьютерного зрения и технологии нейросети.

Fig. 3. Tablet image analysis for blood group phenotyping on a mobile device using machine vision and neural network technology.