



<https://doi.org/10.21516/2072-0076-2024-17-2-135-141>

Применение искусственного интеллекта в офтальмологии: настоящее и будущее

В.В. Нероев^{1, 2}, О.В. Зайцева^{1, 2}, С.Ю. Петров¹ ✉, А.А. Брагин¹

¹ ФГБУ «НМИЦ глазных болезней им. Гельмгольца» Минздрава России, ул. Садовая-Черногрязская, д. 14/19, Москва, 105062, Россия

² ФГБОУ ВО «Московский государственный медико-стоматологический университет им. А.И. Евдокимова» Минздрава России, ул. Делегатская, д. 20, стр. 1, Москва, 127473, Россия

В настоящее время медицинская отрасль подвергается активной цифровой трансформации, включающей создание электронных баз данных, систем облачной безопасности, мобильных устройств для контроля здоровья и инструментов телемедицины. Одним из важнейших технологических достижений последнего десятилетия является искусственный интеллект (ИИ), постепенно находящий свое применение в различных разделах практической медицины. Наиболее часто применяемым инструментом ИИ принято считать нейронные сети, использование которых в офтальмологии является перспективным подходом, повышающим качество клинического обследования. В обзоре приведены результаты применения инструментов ИИ в диагностике наиболее распространенных офтальмонозологий — диабетической ретинопатии, макулярной дегенерации, ретинопатии недоношенных, глаукомы, катаракты, офтальмоонкологии. Проанализированы преимущества нейронных сетей в диагностике и мониторинге заболеваний органа зрения, а также сложности их внедрения, включающие этические и юридические конфликты.

Ключевые слова: искусственный интеллект; нейронные сети; диагностика; мониторинг; диабетическая ретинопатия; макулярная дегенерация; ретинопатия недоношенных; глаукома

Конфликт интересов: отсутствует.

Прозрачность финансовой деятельности: никто из авторов не имеет финансовой заинтересованности в представленных материалах или методах.

Для цитирования: Нероев В.В., Зайцева О.В., Петров С.Ю., Брагин А.А. Применение искусственного интеллекта в офтальмологии: настоящее и будущее. Российский офтальмологический журнал. 2024; 17 (2): 135-41. <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2024-17-2-135-141>

Artificial intelligence in ophthalmology: the present and the future

Vladimir V. Neroev^{1, 2}, Olga V. Zaytseva^{1, 2}, Sergey Yu. Petrov¹ ✉, Aleksey A. Bragin¹

¹ Helmholtz National Medical Research Center of Eye Diseases, 14/19, Sadovaya-Chernogryazskaya St., Moscow, 105062, Russia

² A.I. Evdokimov Moscow State University of Medicine and Dentistry, 20, Bldg. 1, Delegatskaya St., Moscow, 127473, Russia
glaucomatosis@gmail.com

The medical industry is undergoing an active digital transformation, including the creation of electronic databases, cloud security systems, mobile health monitoring devices, and telemedicine tools. Artificial intelligence (AI), one of the most important technological achievements of the last decade, is gradually gaining momentum in various areas of practical medicine. The cutting edge of AI, neural networks, offers promising approaches to the improvement of clinical examination quality. The review presents data of studies focusing on the use of AI tools in the diagnosis of the most common ophthalmic diseases: diabetic retinopathy, macular degeneration, retinopathy of prematurity, glaucoma,

cataracts, and ophthalmic oncology. We discuss both the advantages of neural networks in the diagnosis and monitoring of eye diseases, and outline the difficulties of their implementation, including ethical and legal conflicts.

Keywords: artificial intelligence; neural networks; diagnostics; monitoring; diabetic retinopathy; macular degeneration; retinopathy of prematurity; glaucoma

Conflict of interests: there is no conflict of interests.

Financial disclosure: no author has a financial or property interest in any material or method mentioned.

For citation: Neroev V.V., Zaytseva O.V., Petrov S.Yu., Bragin A.A. Artificial intelligence in ophthalmology: the present and the future. Russian ophthalmological journal. 2024; 17 (2): 135-41 (In Russ.). <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2024-17-2-135-141>

Начало XXI в. характеризуется активной цифровой трансформацией медицинской отрасли [1]. Под влиянием цифровых процессов улучшается взаимодействие с пациентами, создаются базы данных и упрощается управление ими, повышается точность исследований и общая производительность медицинских учреждений. Среди тенденций последнего десятилетия следует отметить создание электронных медицинских карт, систем облачной безопасности, массивов данных большого объема, мобильных устройств и приложений для контроля здоровья, медицинских устройств на базе интернета вещей и инструментов телемедицины.

Одним из важнейших технологических достижений, преимущественно из-за разнообразия возможностей его практического применения, является искусственный интеллект (ИИ). Инструменты ИИ доказали свою эффективность в моделировании и оптимизации различных процессов. Наиболее часто применяемым инструментом ИИ принято считать нейронные сети (НС), использование которых в офтальмологии является перспективным подходом, повышающим качество клинического обследования [2]. НС обладает характеристиками биологических сетей: информация хранится и обрабатывается по всей Глобальной сети, НС пластична и обучаема, знания хранятся в межнейронных связях, НС способна к синтезу (находит ответы для новых и/или искаженных входных данных). НС имеет возможность обучаться на наборе числовых данных, подходящих для желаемых входных и выходных переменных. Преимуществом НС является то, что они не требуют определения алгоритма решения проблемы, поскольку сами учатся на примерах [3]. Изучив поведение процесса, они могут экстраполировать эти выводы на данные, которые были исключены из обучающей выборки, что определяет их способность к обобщению. Другие инструменты ИИ, такие как машинное и глубокое обучение, нашли применение в анализе изображений при ранней диагностике и мониторинге ряда заболеваний.

Изучение потенциальных возможностей применения методов ИИ в медицине началось с 1950-х гг. [4]. В 1976 г. A. Gunn [5] предпринял попытку установить причину острой боли в животе с помощью компьютерного сканирования. E. Stamey [6] предложил нейросетевой алгоритм дифференцировки узлов предстательной железы. Первой коммерческой моделью НС была компьютеризированная система цитологического скрининга рака шейки матки, примененная позднее в диагностике заболеваний желудка, щитовидной железы и состояния эпителия ротовой полости. НС применяются для оценки рентгенограмм, ультразвуковых изображений, данных компьютерной и магнитно-резонансной томографии [7–12]. Распространенным вариантом применения НС является постановка диагноза на основе цифровых изображений, для чего используются так называемые сверточные НС (СНС), которые облегчают анализ изображений. Пример такой сети — массив данных Camelyon16, изучающий серии снимков рака молочной железы. Диагностическая точность этой нейронной моде-

ли достигает 92% против 73% при обычном клиническом анализе [13]. Аналогичным образом НС применяется для ранней диагностики болезни Альцгеймера и ее дифференциальной диагностики с сосудистой деменцией посредством компьютерной томографии [14].

Возможности применения ИИ в офтальмологии достаточно разнообразны [15]. В обзоре приведены исследования применения инструментов ИИ в диагностике наиболее распространенных офтальмопатологий: диабетической ретинопатии (ДР), макулярной дегенерации, глаукомы, катаракты и пр.

Диабетическая ретинопатия. НС используются для анализа изображений глазного дна при ДР с целью выявления патологических изменений на ранних этапах. В настоящее время ведется ряд исследований, посвященных повышению производительности скрининга ретинопатии на основе различных алгоритмов ИИ [16]. В исследованиях V. Gulshan и соавт. [17] и D. Ting и соавт. [18] использованы большие базы для идентификации геморрагий, твердых экссудатов, микроаневризм, мягких экссудатов и точек просачивания. R. Gargeya и T. Leng [19] использовали алгоритм глубокого обучения для автоматического выявления ДР и определения ее стадий на основе 75 137 изображений. Результаты продемонстрировали эффективный потенциал программы, поскольку ее реализация позволила снизить уровень слепоты, обусловленной ДР. G. Gardner и соавт. [20] проанализировали фотографии глазного дна 147 пациентов с диабетом и 32 фотографии глазного дна в норме, показав, что чувствительность и специфичность НС для раннего выявления ДР составляют более 80%. M. Garcia и соавт. [21] разработали многослойную НС для оценки экссудатов при ДР, используя базу данных со 117 цветными фотографиями глазного дна пациентов с ретинопатией и здоровых лиц со специфичностью результатов в 100%.

Алгоритмы классификации учитывают все варианты исследования для выбора способа получения наиболее значимой информации. В ряде исследований НС применялась для выявления патологических изменений сетчатки по данным оптической компьютерной томографии (ОКТ) [22, 23]. В исследовании H. Wu и соавт. [24] проанализированы 240 фотографий глазного дна и разработана высокоспецифичная НС с так называемым алгоритмом обратного распространения ошибки. J. Krause и соавт. [25] применили 5-ступенчатую шкалу оценки тяжести ДР (отсутствие ретинопатии, легкая, средняя, тяжелая и пролиферативная стадии). Градация ДР требует распознавания и количественной оценки наличия ряда признаков: микроаневризмы, геморрагии и неоваскуляризации. На основе верификации изображений из базы данных EyePACS шестью офтальмологами был создан алгоритм глубокого обучения для прогнозирования течения ДР и диабетического макулярного отека. N. Anton и соавт. [26] оценивали динамику изменений сетчатки у пациентов с глаукомой и диабетом, ранжируя изменения для диагностики и прогнозирования течения заболевания:

только на этапе тестирования точность составила 95%, при этом лишь один образец был оценен неправильно.

В 2021 г. на основе НС ResNet50 в отделе патологии сетчатки ФГБУ «НМИЦ ГБ им. Гельмгольца» Минздрава России был разработан сервис для диагностики диабетических изменений глазного дна по фото с помощью инструментального обучения, продемонстрировавший большой потенциал для повышения эффективности принимаемых решений. Чувствительность модели НС в ходе диагностики составила 85% [27].

В обзорах последних лет поднимается вопрос об использовании ИИ для скрининга ДР. Это значит, что алгоритмы, способные выявлять ранние стадии ретиальной патологии, могут стать полноценной заменой существующим моделям скрининга. НС снижают затраты, повышают точность диагностики и способствуют направлению пациентов на скрининг [28–30]. В настоящее время в открытом доступе находится целый ряд баз данных фотографий глазного дна: EyePACS (США), ODIR (Китай), APTOS и IDRiD (Индия), DR2 (Бразилия), Jichi и Tsukazaki (Япония) и ROD REP (Нидерланды). Эти базы в общей сложности содержат 131 459 фотографий из порядка 200 стран. Чаще всего для описания фотографий используется классификация International Clinical Diabetic Retinopathy (5 баз данных с 104 556 фотографиями, т. е. 79,53% от общего числа).

Важным направлением работы НС является также определение показаний для своевременного проведения панретиальной лазеркоагуляции при пролиферативной ДР. Н. Takahashi и соавт. [31] на основе анализа градаций ретинопатии и оценки ее динамики разработали алгоритм прогнозирования потребности в лазеркоагуляции с точностью в 96%. М. Pitkanen и соавт. [32] опубликовали результаты эксперимента по измерению температуры ретиального пигментного эпителия на изолированных сетчатках лабораторных мышей на основе регистрации параметров электроретинограммы, зависящих от температуры клеток. При помощи алгоритма ИИ была разработана модель расчета минимальной энергии и целевой температуры, необходимой для фотоактивации нейроэпителия для профилактики термического повреждения сетчатки в процессе лазерного воздействия. Помимо ДР, российские исследователи занимались также изучением возможностей ИИ в диагностике центральной серозной хориоретинопатии на основании данных ОКТ [33].

Возрастная макулярная дегенерация (ВМД). НС в настоящее время также призваны повысить точность диагностики наличия ВМД и дифференцировки ее вида. В 2017 г. С. Lee и соавт. [34] разработали систему скрининга, способную различать норму и патологию макулярной зоны по данным ОКТ. Годом позже М. Treder и соавт. [35] использовали 1112 ОКТ-изображений для создания НС, выявляющей экссудативные изменения на фоне ВМД. В 2018 г. появились первые работы по наделянию ИИ полномочиями в приеме решения о старте анти-VEGF терапии [36, 37]. Авторы установили, что в 95% случаев НС правильно указывала на необходимость интравитреальных инъекций. В 2021–2022 гг. прошла апробация системы домашней ОКТ-диагностики Notal Vision с автоматизированным анализом объема ретиальной жидкости при неоваскулярной ВМД и автоматической выгрузкой данных [38, 39]. Авторы пришли к выводу о том, что система может рассматриваться в качестве альтернативы для мониторинга заболевания с принятием решения о продолжении лечения при меньшем количестве инъекций и посещениях офтальмолога. В 2021 г. L. Dong и соавт. [40] опубликовали метаанализ 13 исследований эффективности ИИ в оценке ВМД по фотографиям глазного дна, заключив, что высокая

специфичность и чувствительность методики позволяют НС проводить диагностику ВМД по цветным изображениям.

Ретинопатия недоношенных (РН). Исследования по применению НС в диагностике РН в настоящее время немногочисленны, вероятно, в силу специфики заболевания. В 2018 г. J. Brown и соавт. [41] использовали ИИ в обработке 5 тыс. фотографий сетчатки, ранее проанализированных офтальмологами. Методика показала чувствительность в 93% и специфичность в 94%. По данным публикации от 2018 г., методы ИИ помогают снизить расхождения в оценках состояния сетчатки при РН у разных врачей.

Глаукома. В 1995 г. А. Anton и соавт. [42] опубликовали первое исследование, посвященное применению НС для выявления глаукомных периметрических изменений, показавшее точность до 97%. С. Bowd и соавт. [43] использовали НС для отслеживания изменений поля зрения и прогнозирования стадии глаукомы. Позже (2005–2008 гг.) различные алгоритмы ИИ для оценки изменений в поле зрения при глаукоме использовали и другие авторы [44–46]. Ведущими алгоритмами ИИ в области оценки динамических изменений при глаукоме считаются LAS (установление нелинейных отношений) и DE (так называемый эволюционный алгоритм) [47, 48]. В 2019 г. К. Park и соавт. [49] предложили алгоритм глубокого обучения RNN (рекуррентная НС), призванный помочь в принятии решения о дальнейшем лечении глаукомы. Одними из первых среди отечественных офтальмологов внедрением технологий ИИ в диагностику глаукомы занимались коллективы авторов под руководством Е.Н. Комаровских и А.В. Куроедова [50–52].

Результаты проведенных исследований в совокупности с выбором факторов, ассоциированных с глаукомой, помогли создать модели прогнозирования риска ее развития и прогрессирования. Наиболее полезными для дифференцировки открытоугольной глаукомы и подозрения на глаукому факторами оказались пол, возраст, менопауза, длительность офтальмогипертензии, уровень офтальмотонуса, вертикальное соотношение экскавации к диску зрительного нерва (ДЗН) и уменьшение толщины слоя нервных волокон сетчатки (СНВС) в верхне- и нижневисочном квадрантах. Для расчета риска прогрессирования глаукомы Е. Oh и соавт. [53] применили НС, показавшую себя эффективным инструментом дифференцировки глаукомы и подозрения на глаукому, существенно повысив точность диагностики. В 2018 г. G. An и соавт. [47] проанализировали 163 ОКТ-изображений глазного дна, которые ранее были оценены специалистами по глаукоме. На основании 91 параметра информации о состоянии глаз пациентов были построены нейронные модели автоматической классификации глаукоматозных ДЗН с точностью постановки диагноза в 87%. В 2018 г. U. Raghavendra и соавт. [54] на основе 1426 изображений нормальных ДЗН и 837 глаукоматозных ДЗН обучили НС анализировать полное изображение ДЗН без его сегментации, что позволило отличить его структуру при глаукоме от нормы с точностью до 98%. Разработанная модель способна диагностировать глаукому на ранней стадии и осуществлять ранее консультирование в ходе лечения. Схожие результаты применения НС для ранней диагностики глаукомы с высокой степенью точности на основе анализа изображений глазного дна и ДЗН опубликованы J. Ahn и соавт. [55] и Y. Jiang и соавт. [56]. В 2018 г. N. Anton и соавт. [57] доложили о возможности прогнозирования прогрессирования ДР у пациентов с глаукомой и диабетом.

Работы последних лет по применению ИИ при глаукоме направлены на возможности применения НС в отслеживании динамики морфофункциональных изменений.

Так, путем анализа функциональных параметров автоматизированной периметрии и изменений на ОКТ (толщина СНВС) в 2022 г. были созданы алгоритмы обучения, которые позволяют дифференцировать развитую и начальную стадии глаукомы [58, 59]. С. Saini и соавт. [60] показали, что нейронный алгоритм Fusion Net, использующий данные периметрии и ОКТ перипапиллярной зоны для дифференцировки глаукомной оптиконейропатии, работает эффективнее, чем специалисты по глаукоме, анализирующие данные результаты. В исследовании S. Wang и соавт. [61] в анализ добавлены демографические характеристики, острота зрения и центральная толщина роговицы (ЦТР), а также факт проведения антиглаукомной хирургии. Полученная модель позволила прогнозировать вероятность последующих антиглаукомных операций. F. Targoveanu и соавт. [62] определяли прогрессирование глаукомы по ряду общепринятых периметрических индексов (VFI, MD и PSD), а также по толщине СНВС с помощью 7 различных алгоритмов ИИ. Наилучшие результаты с точностью более 90% были получены с помощью алгоритмов Multilayer Perceptron и Random Forest.

В ходе исследования N. Anton и соавт. [63] на 73 глазах оценивалась эффективность построения нейронных моделей для определения прогрессирования глаукомы у пациентов с ночным апноэ. В качестве входных параметров для нейронных моделей были выбраны возраст, индекс массы тела, систолическое и диастолическое артериальное давление, внутриглазное давление, ЦТР, биомеханические параметры роговицы (корнеальный гистерезис, фактор резистентности роговицы), индекс апноэ-гипопноэ, индекс десатурации, сатурация в ночные часы. В качестве выходных факторов были выбраны отношение Э/Д, показатели периметрии (MD, PSD) и толщина слоя ганглиозных клеток. Полученные данные подтверждают результаты других исследований, свидетельствующие в пользу взаимосвязи между синдромом ночного апноэ и глаукомными изменениями [63].

Таким образом, применение НС при глаукоме следует рассматривать как инструмент для офтальмологов, который со временем сможет играть ключевую роль в диагностике [64]. Безусловно, НС не смогут заменить клинические навыки, но существенно облегчат принятие решения.

Катаракта. Считается, что возможности использования ИИ при помутнении хрусталика изучены меньше, чем при прочих офтальмопатиях. В недавних исследованиях предприняты попытки применения НС для диагностики катаракты, но их эффективность напрямую зависит от локализации и выраженности помутнений. С 2020 по 2022 г. с помощью алгоритмов на базе глубокого обучения удалось добиться точной локализации и классификации кортикальных и ядерных помутнений [65, 66]. По данным обзора 2022 г., определенную популярность стали завоевывать приложения для смартфонов, помогающие в принятии клинического решения по данным анализа фотоизображений хрусталиков. Такие приложения позволяют оказывать медицинскую помощь посредством сортировки, диагностики и мониторинга [67]. В 2022 г. результаты применения модели сверточной НС, для обучения которой был использован открытый набор данных изображений, классифицированных относительно наличия катаракты, полученных на камеру телефона, опубликовал коллектив российских исследователей — С.Н. Сахнов и соавт. [68].

Другие работы касаются расчета оптимальной оптической силы интраокулярной линзы (ИОЛ) для достижения запланированной рефракции в послеоперационном периоде, что при применении ИИ может быть выполнено точнее, чем с помощью традиционных формул расчета. Раз-

рабатываются также инновационные инструменты анализа видеоматериалов, что может способствовать изменению подходов к документированию, хранению и каталогизации видеобиблиотек, используемых для обучения и оценки осложнений. Одна из таких систем — коммерчески доступная платформа управления хирургическим видео и аналитики на базе ИИ для операционной Touch Surgery™ Enterprise [69]. Программное приложение LensCalc, основанное на использовании алгоритмов ИИ для выбора формулы расчета оптической силы ИОЛ для достижения целевой рефракции, предложено российскими офтальмологами — А.Р. Виноградовым и соавт. [70]. Возможности расчета оптической силы ИОЛ с использованием глубокого обучения НС также исследованы А.А. Арзамасцевым и соавт. [71].

Заболевания глазной поверхности. Другая сфера применения ИИ — заболевания роговицы, в частности дифференцировка между инфекционным и грибковым кератитом, ранняя диагностика эндотелиальной дистрофии Фукса, выявление и оценка кератоконуса, прогнозирование результатов имплантации интрастромальных кольцевых сегментов [72–75].

M. Souza и соавт. [76] проанализировали влияние ряда параметров на эффективность классификации кератоконуса по данным кератотопографии (норма, астигматизм, кератоконус и фоторефракционная кератэктомия). M. Arbelaez и соавт. [77] исследовали эффективность НС в классификации данных кератотопографических карт по 4 классам (клинически выраженный кератоконус, субклинический кератоконус, состояние после рефракционных операций и норма), что позволило существенно увеличить чувствительность и специфичность диагностики субклинического кератоконуса. D. Smadja и соавт. [78] провели ретроспективное исследование эффективности классификации алгоритма «дерево решений» между кератометрическими данными пациентов без кератоконуса, с субклиническим кератоконусом и клинически выраженным кератоконусом. Похожее исследование проведено I. Ruiz Hidalgo и соавт. [79] на 860 глазах со средней чувствительностью и специфичностью в 89 и 95% соответственно. I. Kovacs и соавт. [80], исследовав пациентов с монолатеральным и билатеральным кератоконусом, установили, что алгоритм, обученный с использованием данных обоих глаз, имеет более высокие показатели чувствительности и специфичности. В 2017 г. R. Ambrosio и соавт. [81] оценили эффективность ряда методов машинного обучения в автоматизированной классификации данных, полученных с помощью кератотопографии и исследования биомеханических свойств роговицы, показав высокую эффективность в дифференцировке нормы и субклинического кератоконуса.

Офтальмоонкология. Применение нейросетевых алгоритмов в онкологии в целом и офтальмоонкологии в частности связано с возможностью прогнозирования течения заболевания и выживаемости пациентов [82]. В. Damato и соавт. [83] на основании данных возраста, пола, клинической стадии, гистологического типа увеальной меланомы и ее молекулярно-генетических особенностей также обучили НС прогнозировать выживаемость пациентов. J. Vaquero-Garcia и соавт. [84] на основе анализа 1227 пациентов разработали модель для расчета персонального риска метастазирования увеальной меланомы PRiMeUM. H. Zhang и соавт. [85] исследовали корреляцию между цветом радужки и риском развития меланомы в китайской популяции.

Перспективы применения ИИ. Применение НС в медицине будущего может быть сосредоточено на двух направлениях: «автоматизированная диагностика» и «помощь в организации здравоохранения». В настоящее время у алгоритмов

ИИ есть перспективы составления конкуренции врачам в диагностике стадий ряда офтальмопатологий с учетом высокой точности постановки диагноза и режима непрерывного самообучения. Следующим перспективным шагом работы электронных алгоритмов будет оценка прогноза течения заболевания и выработка тактики лечения. Оптимизация НС организационных вопросов в области оказания медицинской помощи заключается в автоматизации документооборота и планировании приема пациентов в условиях недостаточного обеспечения медицинским персоналом во многих странах.

Несмотря на технологический прогресс, некоторые аспекты препятствуют внедрению ИИ в современном мире. В первую очередь это этические конфликты и проблемы материального обеспечения. К этическим вопросам относится неспособность существующих алгоритмов комплексно оценивать состояние пациента, невозможность определять приоритет в сложных случаях, когда речь идет о наличии других сопутствующих заболеваний. Этические проблемы касаются отсутствия консенсуса по стандартизированным диагностическим критериям, подписания информированного согласия касательно защиты данных, конфиденциальности и кибербезопасности. Другая реальная проблема связана с внедрением ИИ в условиях недостаточного финансирования, поскольку работа НС весьма требовательна к вычислительным ресурсам и программному обеспечению. Важным вопросом применения алгоритмов ИИ является определение его юридического статуса. В настоящее время ряд нейросетевых алгоритмов получил официальное одобрение регулирующих органов США и Евросоюза. Однако легальный статус для повседневного применения ИИ в медицине в значительной степени все еще не определен.

Таким образом, в последние годы инструменты ИИ находят широкое применение в офтальмологии. Ведущие области, где НС становятся востребованными, — это ДР, ВМД и глаукома. Используя фотографии глазного дна, ОКТ-изображения и поля зрения, алгоритмы ИИ осуществляют раннюю диагностику изменений и прогнозируют их прогрессирование. В офтальмологии ИИ потенциально способствует постановке скринингового и клинического диагноза, а также уменьшает затраты на здравоохранение за счет оптимизации приема пациентов и ведения документооборота. ИИ играет важную роль в выявлении различных заболеваний, однако окончательное решение принимает врач.

Литература/References

- Sidorova T.A. Цифровая трансформация как семантический переключатель в медицине. *Праксема Проблемы визуальной семиотики*. 2023; 35 (1): 113–29. [Sidorova T.A. Digital transformation as a semantic switch in medicine. *Praxeme Problems of visual semiotics*. 2023; 35 (1): 113–29 (In Russ.)]. doi: 10.23951/2312-7899-2023-1-113-129
- Larder B, Wang D, Revell A. Application of artificial neural networks for decision support in medicine. *Methods Mol Biol*. 2008; 458: 123–36. doi: 10.1007/978-1-60327-101-1_7
- Yuan G, Lv B, Hao C. Application of artificial neural networks in reproductive medicine. *Hum Fertil (Camb)*. 2023; 1–7. doi: 10.1080/14647273.2022.2156301
- Lusted LB. Medical electronics. *N Engl J Med*. 1955; 252 (14): 580–5. doi: 10.1056/NEJM195504072521405
- Gunn AA. The diagnosis of acute abdominal pain with computer analysis. *J R Coll Surg Edinb*. 1976 May; 21(3): 170–2. PMID: 781220
- Stamey TA. Benign prostatic hyperplasia in humans. *West J Med*. 1984; 141 (4): 517–8.
- Ashizawa K, Ishida T, MacMahon H, et al. Artificial neural networks in chest radiography: application to the differential diagnosis of interstitial lung disease. *Acad Radiol*. 1999; 6 (1): 2–9. doi: 10.1016/s1076-6332(99)80055-5
- Brickley MR, Cowpe JG, Shepherd JP. Performance of a computer simulated neural network trained to categorise normal, premalignant and malignant oral smears. *J Oral Pathol Med*. 1996; 25 (8): 424–8. doi: 10.1111/j.1600-0714.1996.tb00291.x
- Karakitsos P, Cochand-Priollet B, Guillausseau PJ, et al. Potential of the back propagation neural network in the morphologic examination of thyroid lesions. *Anal Quant Cytol Histol*. 1996; 18(6): 494–500.
- Karakitsos P, Stergiou EB, Pouliakis A, et al. Potential of the back propagation neural network in the discrimination of benign from malignant gastric cells. *Anal Quant Cytol Histol*. 1996 Jun; 18 (3): 245–50. PMID: 8790840
- Lucht R, Delorme S, Brix G. Neural network-based segmentation of dynamic MR mammographic images. *Magn Reson Imaging*. 2002; 20 (2): 147–54. doi: 10.1016/s0730-725x(02)00464-2
- Matsuki Y, Nakamura K, Watanabe H, et al. Usefulness of an artificial neural network for differentiating benign from malignant pulmonary nodules on high-resolution CT: evaluation with receiver operating characteristic analysis. *AJR Am J Roentgenol*. 2002; 178 (3): 657–63. doi: 10.2214/ajr.178.3.1780657
- Ehteshami Bejnordi B, Veta M, Johannes van Diest P, et al. Diagnostic assessment of deep learning algorithms for detection of lymph node metastases in women with breast cancer. *JAMA*. 2017; 318 (22): 2199–210. doi: 10.1001/jama.2017.14585
- Defigueiredo RJ, Shankle WR, Maccato A, et al. Neural-network-based classification of cognitively normal, demented, Alzheimer disease and vascular dementia from single photon emission with computed tomography image data from brain. *Proc Natl Acad Sci USA*. 1995; 92 (12): 5530–4. doi:10.1073/pnas.92.12.5530
- Розанова О.И., Михалевиц И.М. Нейросетевой анализ функциональной трансформации зрительной системы при нормальном старении. *Офтальмохирургия*. 2022; S4: 470–1. [Rozanova O.I., Mikhalevich I.M. Neural network analysis of the functional transformation of the visual system in normal aging. *Ophthalmosurgery*. 2022; S4: 470–1 (In Russ.)].
- Каталевская Е.А., Каталевский Д.Ю., Тюриков М.И. и др. Перспективы использования искусственного интеллекта в диагностике и лечении заболеваний сетчатки. *РМЖ Клиническая офтальмология*. 2022; 22 (1): 36–43. [Katalevskaya E.A., Katalevsky D.Yu., Tyurikov M.I., et al. Prospects for the use of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of retinal diseases. *RMJ Clinical ophthalmology*. 2022; 22 (1): 36–43 (In Russ.)]. doi: 10.32364/2311-7729-2022-22-1-36-43
- Gulshan V, Peng L, Coram M, et al. Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs. *JAMA*. 2016; 316 (22): 2402–10. doi: 10.1001/jama.2016.17216
- Ting DSW, Cheung CY., Lim G., et al. Development and validation of a deep learning system for diabetic retinopathy and related eye diseases using retinal images from multiethnic populations with diabetes. *JAMA*. 2017; 318 (22): 2211–23. doi: 10.1001/jama.2017.18152
- Gargeya R, Leng T. Automated identification of diabetic retinopathy using deep learning. *ophthalmology*. 2017; 124 (7): 962–9. doi: 10.1016/j.ophtha.2017.02.008
- Gardner GG, Keating D, Williamson TH, et al. Automatic detection of diabetic retinopathy using an artificial neural network: a screening tool. *Br J Ophthalmol*. 1996; 80 (11): 940–4. doi: 10.1136/bjo.80.11.940
- Garcia M, Sanchez CI, Lopez MI, et al. Neural network based detection of hard exudates in retinal images. *Comput Methods Programs Biomed*. 2009; 93 (1): 9–19. doi: 10.1016/j.cmpb.2008.07.006
- Bernardes R. Optical coherence tomography: Health information embedded on OCT signal statistics. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*. 2011; 6131–3. doi: 10.1109/IEMBS.2011.6091514
- Srinivasan PP, Kim LA, Mettu PS, et al. Fully automated detection of diabetic macular edema and dry age-related macular degeneration from optical coherence tomography images. *Biomed Opt Express*. 2014; 5 (10): 3568–77. doi: 10.1364/BOE.5.003568
- Wu H, Zhao S, Zhang X, et al. Back-propagation artificial neural network for early diabetic retinopathy detection based on a priori knowledge. *J Phys Conf Ser*. 2020; 1: 1437. doi: 10.1088/1742-6596/1437/1/012019
- Krause J, Gulshan V, Rahimy E, et al. Grader variability and the importance of reference standards for evaluating machine learning models for diabetic retinopathy. *Ophthalmology*. 2018; 125 (8): 1264–72. doi: 10.1016/j.ophtha.2018.01.034
- Anton N, Dragoi EN, Tarcoveanu F, et al. Assessing changes in diabetic retinopathy caused by diabetes mellitus and glaucoma using support vector machines in combination with differential evolution algorithm. *Appl Sci*. 2021; 11: 3944. doi: 10.3390/app11093944
- Нероев В.В., Брагин А.А., Зайцева О.В. Разработка прототипа сервиса для диагностики диабетической ретинопатии по снимкам глазного дна с использованием методов искусственного интеллекта. *Национальное здравоохранение*. 2021; 2 (2): 65–72. [Neroev V.V., Bragin A.A., Zaitseva O.V. Development of a prototype service for the diagnosis of diabetic retinopathy based on fundus images using artificial intelligence methods. *National Health*. 2021; 2 (2): 65–72 (In Russ.)]. doi:10.47093/2713-069X.2021.2.2.64-72
- Lois N, Cook JA, Wang A, et al. Evaluation of a new model of care for people with complications of diabetic retinopathy: The EMERALD study. *Ophthalmology*. 2021; 128 (4): 561–73. doi: 10.1016/j.ophtha.2020.10.030

29. Pieczynski J, Kuklo P, Grzybowski A. The role of telemedicine, in-home testing and artificial intelligence to alleviate an increasingly burdened healthcare system: Diabetic retinopathy. *Ophthalmol Ther.* 2021; 10 (3): 445–64. doi: 10.1007/s40123-021-00353-2
30. Raman R, Dasgupta D, Ramasamy K, et al. Using artificial intelligence for diabetic retinopathy screening: policy implications. *Indian J Ophthalmol.* 2021; 69 (11): 2993–8. doi: 10.4103/ijo.IJO_1420_21
31. Takahashi H, Tampo H, Arai Y, et al. Applying artificial intelligence to disease staging: Deep learning for improved staging of diabetic retinopathy. *PLoS One.* 2017; 12 (6): e0179790. doi: 10.1371/journal.pone.0179790
32. Pitkanen M, Kaikkonen O, Koskelainen A. A novel method for mouse retinal temperature determination based on ERG photoresponses. *Ann Biomed Eng.* 2017; 45 (10): 2360–72. doi: 10.1007/s10439-017-1872-y
33. Куликов А.Н., Малахова Е.Ю., Мальцев Д.С. Искусственный интеллект и машинное обучение в диагностике центральной серозной хориоретинопатии на основании оптической когерентной томографии. *Офтальмологические ведомости.* 2019; 12 (1): 13–20. [Kulikov A.N., Malakhova E. u., Maltsev D.S. Artificial intelligence and machine learning for optical coherence tomography-based diagnosis in central serous chorioretinopathy. *Ophthalmology journal.* 2019; 12 (1): 13–20 (In Russ.)]. doi:10.17816/OV2019113-20
34. Lee CS, Baughman DM, Lee AY. Deep learning is effective for the classification of OCT images of normal versus age-related macular degeneration. *Ophthalmol Retina.* 2017; 1 (4): 322–7. doi: 10.1016/j.oret.2016.12.009
35. Treder M, Lauermann JL, Eter N. Automated detection of exudative age-related macular degeneration in spectral domain optical coherence tomography using deep learning. *Graefes Arch Clin Exp Ophthalmol.* 2018; 256 (2): 259–65. doi: 10.1007/s00417-017-3850-3
36. Prahs P, Marker D, Mayer C, et al. Deep learning to support therapy decisions for intravitreal injections. *Ophthalmology.* 2018; 115 (9): 722–7. doi: 10.1007/s00347-018-0708-y
37. Schlegl T, Waldstein SM, Bogunovic H, et al. Fully automated detection and quantification of macular fluid in OCT using deep learning. *Ophthalmology.* 2018; 125 (4): 549–58. doi: 10.1016/j.ophtha.2017.10.031
38. Keenan TDL, Goldstein M, Goldenberg D, et al. Prospective, longitudinal pilot study: Daily self-imaging with patient-operated home OCT in neovascular age-related macular degeneration. *Ophthalmol Sci.* 2021; 1 (2): 100034. doi: 10.1016/j.xops.2021.100034
39. Liu Y, Holekamp NM, Heier JS. Prospective, longitudinal study: Daily self-imaging with home OCT for neovascular age-related macular degeneration. *Ophthalmol Retina.* 2022; 6 (7): 575–85. doi: 10.1016/j.oret.2022.02.011
40. Dong L, Yang Q, Zhang RH, et al. Artificial intelligence for the detection of age-related macular degeneration in color fundus photographs: A systematic review and meta-analysis. *EClinicalMedicine.* 2021 May 8; 35: 100875. doi: 10.1016/j.eclinm.2021.100875
41. Brown JM, Campbell JP, Beers A, et al. Automated diagnosis of plus disease in retinopathy of prematurity using deep convolutional neural networks. *JAMA Ophthalmol.* 2018; 136 (7): 803–10. doi: 10.1001/jamaophthalmol.2018.1934
42. Anton A, Jordano J, Maquet JD. Sistema experto de diagnóstico de glaucoma “Glaucom easy”. *Arch Soc Esp Oftalmol.* 1995; 69 (1): 23–8. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6767973>
43. Bowd C, Chan K, Zangwill LM, et al. Comparing neural networks and linear discriminant functions for glaucoma detection using confocal scanning laser ophthalmoscopy of the optic disc. *Invest Ophthalmol Vis Sci.* 2002 Nov; 43 (11): 3444–54. PMID: 12407155
44. Grewal DS, Jain R, Grewal SP, et al. Artificial neural network-based glaucoma diagnosis using retinal nerve fiber layer analysis. *Eur J Ophthalmol.* 2008; 18 (6): 915–21. doi: 10.1177/112067210801800610
45. Hernández GE, Santos-García G, Inés FB. Identification of glaucoma stages with artificial neural networks using retinal nerve fibre layer. Analysis and visual field parameters. *Innov Hybrid Intell Syst.* 2007; 44: 418–24. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-74972-1_54
46. Simón MA, Alonso L, Antón A. A hybrid visual field classifier to support early glaucoma diagnosis. *Inteligencia Artificial Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial.* 2005; 9 (26): 9–17.
47. An G, Omodaka K, Tsuda S, et al. Comparison of machine-learning classification models for glaucoma management. *J Healthc Eng.* 2018; 2018: 6874765. doi: 10.1155/2018/6874765
48. Butnariu C, Lisa C, Leon F, et al. Prediction of liquid-crystalline property using support vector machine classification. *J Chemom.* 2013; 27: 179–88. <https://doi.org/10.1002/cem.2508>
49. Park K, Kim J, Lee J. Visual field prediction using recurrent neural network. *Sci Rep.* 2019; 9 (1): 8385. doi: 10.1038/s41598-019-44852-6
50. Дорофеев Д.А., Визгалова Л.О., Горобец А.В. и др. Возможности искусственного интеллекта в измерении оттосков внутриглазного давления по Маклакову. *Национальный журнал Глаукома.* 2020; 19 (1): 20–7. [Dorofeev D.A., Vizgalova L.O., Gorobets A.V., et al. The possibilities of artificial intelligence use in the assessment of Maklakov intraocular pressure prints. *National journal Glaucoma.* 2020; 19 (1): 20–7 (In Russ.)]. doi: 10.25700/NJG.2020.01.03
51. Комаровских Е.Н., Подтынных Е.В. Результаты применения искусственных нейронных сетей для ранней диагностики глаукомы. *Российский офтальмологический журнал.* 2023; 16 (2): 2832. [Komarovskikh E.N., Podtynnykh E.V. Using artificial neural networks for early diagnosis of glaucoma. *Russian ophthalmological journal.* 2023; 16 (2): 28–32 (In Russ.)]. doi: 10.21516/2072-0076-2023-16-2-28-32
52. Мовсисян А.Б., Куроедов А.В., Городничий В.В. и др. Оценка эффективности технологии нейронных сетей при анализе состояния диска зрительного нерва и перипапиллярной сетчатки у здоровых лиц, обследованных на глаукому. *Тихоокеанский медицинский журнал.* 2020; 3: 43–7. [Movsisiyan A.B., Kuroyedov A.V., Gorodnichy V.V., et al. Evaluation of the efficacy of neural network technology in the analysis of the condition of the optic nerve disc and peripapillary retina in healthy individuals examined for glaucoma. *Pacific Medical Journal.* 2020; 3: 43–7 (In Russ.)]. doi: 10.34215/1609-1175-2020-3-43-47
53. Oh E, Yoo TK, Hong S. Artificial neural network approach for differentiating open-angle glaucoma from glaucoma suspect without a visual field test. *Invest Ophthalmol Vis Sci.* 2015; 56 (6): 3957–66. doi: 10.1167/iovs.15-16805
54. Raghavendra U, Fujita H, Bhandary SV, et al. Deep convolution neural network for accurate diagnosis of glaucoma using digital fundus images. *Inf Sci.* 2018; 441: 41–9.
55. Ahn JM, Kim S, Ahn K.S., et al. A deep learning model for the detection of both advanced and early glaucoma using fundus photography. *PLoS One.* 2018; 13 (11): e0207982. doi: 10.1371/journal.pone.0207982
56. Jiang Y, Duan L, Cheng J, et al. JointRCNN: A Region-based convolutional neural network for optic disc and cup segmentation. *IEEE Trans Biomed Eng.* 2020; 67 (2): 335–43. doi: 10.1109/TBME.2019.2913211
57. Anton N, Tircoveanu F, Cantemir A, et al. Predictions of ocular changes caused by diabetes in glaucoma patients. *Comput Methods Programs Biomed.* 2018; 154: 183–90. doi: 10.1016/j.cmpb.2017.11.013
58. Chen HS, Chen GA, Syu JY, et al. Early glaucoma detection by using style transfer to predict retinal nerve fiber layer thickness distribution on the fundus photograph. *Ophthalmol Sci.* 2022; 2 (3): 100180. doi: 10.1016/j.xops.2022.100180
59. Schuman JS, De Los Angeles Ramos Cadena M, McGee R, et al. A case for the use of artificial intelligence in glaucoma assessment. *Ophthalmol Glaucoma.* 2022; 5 (3): e3–e13. doi: 10.1016/j.ogla.2021.12.003
60. Saini C, Shen LQ, Pasquale LR, et al. Assessing surface shapes of the optic nerve head and peripapillary retinal nerve fiber layer in glaucoma with artificial intelligence. *Ophthalmol Sci.* 2022; 2 (3): 100161. doi:10.1016/j.xops.2022.100161
61. Wang SY, Tseng B, Hernandez-Boussard T. Deep learning approaches for predicting glaucoma progression using electronic health records and natural language processing. *Ophthalmol Sci.* 2022; 2 (2): 100127. doi: 10.1016/j.xops.2022.100127
62. Tarcoveanu F, Leon F, Curteanu S, et al. Classification algorithms used in predicting glaucoma progression. *Healthcare (Basel).* 2022; 10 (10). doi: 10.3390/healthcare10101831
63. Anton N, Lisa C, Doroftei B, et al. Use of artificial neural networks to predict the progression of glaucoma in patients with sleep apnea. *Appl. Sci.* 2022; 12 (12): 6061. <https://doi.org/10.3390/app12126061>
64. Куроедов А.В., Остапенко Г.А., Митрошина К.В. и др. Современная диагностика глаукомы: нейросети и искусственный интеллект. *РМЖ Клиническая офтальмология.* 2019; 19 (4): 230–7. [Kuroyedov A.V., Ostapenko G.A., Mitroshina K.V. Modern diagnostics of glaucoma: neural networks and artificial intelligence. *RMJ Clinical ophthalmology.* 2019; 19 (4): 230–7 (In Russ.)]. doi: 10.32364/2311-7729-2019-19-4-230-237
65. Goh JHL, Lim ZW, Fang X, et al. Artificial intelligence for cataract detection and management. *Asia Pac J Ophthalmol (Phila).* 2020; 9 (2): 88–95. doi: 10.1097/01.APO.0000656988.16221.04
66. Son KY, Ko J, Kim E, et al. Deep learning-based cataract detection and grading from slit-lamp and retro-illumination photographs: Model development and validation study. *Ophthalmol Sci.* 2022; 2 (2): 100147. doi: 10.1016/j.xops.2022.100147
67. Tognetto D, Giglio R, Vinciguerra AL, et al. Artificial intelligence applications and cataract management: A systematic review. *Surv Ophthalmol.* 2022; 67 (3): 817–29. doi: 10.1016/j.survophthal.2021.09.004
68. Сахнов С.Н., Аксенов К.Д., Аксенова Л.Е. и др. Разработка модели скрининга катаракты с использованием открытого набора данных и алгоритмов глубокого машинного обучения. *Офтальмохирургия.* 2022; S4: 13–20. [Sakhnov S.N., Aksenov K.D., Aksenova L.E., et al. Development of a cataract screening model using an open dataset and deep machine learning algorithms. *Fyodorov journal of ophthalmic surgery.* 2022; 4S: 13–20 (In Russ.)]. <https://doi.org/10.25276/0235-4160-2022-4S-13-20>

69. Lindegger DJ, Wawrzynski J, Saleh GM. Evolution and applications of artificial intelligence to cataract surgery. *Ophthalmol Sci.* 2022; 2 (3): 100164. doi: 10.1016/j.xops.2022.100164
70. Виноградов А.Р., Джаши Б.Г., Юферов О.В. и др. Современные возможности оптимизации расчета оптической силы интраокулярной линзы с использованием возможностей глубокого машинного обучения. *Офтальмохирургия.* 2022; 4S: 138–45. [Vinogradov A.R., Dzhashi B.G., Yufarov O.V., et al. Modern possibilities for optimizing the calculation of intraocular lens optical power using deep machine learning capabilities. *Fyodorov journal of ophthalmic surgery.* 2022; 4S: 138–45 (In Russ. J). doi: 10.25276/0235-4160-2022-4S-138-145
71. Арзамасцев А.А., Фабрикантов О.Л., Беликов С.В., Зенкова Н.А. Результаты использования технологий машинного обучения для расчета оптической силы интраокулярных линз. *Офтальмохирургия.* 2022; (S4): 6–12. [Arzamashev A.A., Fabrikantov O.L., Belikov S.V., Zenkova N.A. The results of using machine learning technology for calculation of optical power of intraocular lenses. *Fyodorov journal of ophthalmic surgery.* 2022; 4S: 6–12 (In Russ. J). doi: 10.25276/0235-4160-2022-4S-6-12
72. Rampat R, Deshmukh R, Chen X, et al. Artificial intelligence in cornea, refractive surgery, and cataract: Basic principles, clinical applications, and future directions. *Asia Pac J Ophthalmol (Phila).* 2021; 10 (3): 268–81. doi: 10.1097/APO.0000000000000394
73. Siddiqui AA, Ladas JG, Lee JK. Artificial intelligence in cornea, refractive, and cataract surgery. *Curr Opin Ophthalmol.* 2020; 31 (4): 253–60. doi: 10.1097/ICU.0000000000000673
74. Малуugin Б.Э., Сахнов С.Н., Аксенова Л.Е. и др. Применение искусственного интеллекта в диагностике и хирургии кератоконуса: систематический обзор. *Офтальмохирургия.* 2022; (1): 77–96. [Malyugin B.E., Sakhnov S.N., Aksenova L.E., et al. Application of artificial intelligence in the diagnosis and surgery of keratoconus: a systematic review. *Fyodorov Journal of Ophthalmic Surgery.* 2022; (1): 77–96 (In Russ. J). doi:10.25276/0235-4160-2022-1-77-96
75. Шухаев С.В., Мордовцева Е.А., Пустозеров Е.А., Кудлакхмедов Ш.Ш. Применение сверточных нейронных сетей для определения эндотелиальной дистрофии Фукса. *Офтальмохирургия.* 2022; 4S: 70–6. [Shukhaev S.V., Mordovtseva E.A., Pustozеров E.A., Kudlakhmedov S.S. The use of convolutional neural networks to determine Fuchs' endothelial dystrophy. *Fyodorov Journal of Ophthalmic Surgery.* 2022; (S4): 70–6 (In Russ. J). doi: 10.25276/0235-4160-2022-4S-70-76
76. Souza MB, Medeiros FW, Souza DB, et al. Evaluation of machine learning classifiers in keratoconus detection from orbscan II examinations. *Clinics (Sao Paulo).* 2010; 65 (12): 1223–8. doi: 10.1590/s1807-59322010001200002
77. Arbelaez MC, Versaci F, Vestri G, et al. Use of a support vector machine for keratoconus and subclinical keratoconus detection by topographic and tomographic data. *Ophthalmology.* 2012; 119 (11): 2231–8. doi: 10.1016/j.ophtha.2012.06.005
78. Smadja D, Touboul D, Cohen A, et al. Detection of subclinical keratoconus using an automated decision tree classification. *Am J Ophthalmol.* 2013; 156 (2): 237–46 e1. doi: 10.1016/j.ajo.2013.03.034
79. Ruiz Hidalgo I, Rodriguez P, Rozema JJ, et al. Evaluation of a machine-learning classifier for keratoconus detection based on scheinpluf tomography. *Cornea.* 2016; 35 (6): 827–32. doi: 10.1097/ICO.0000000000000834
80. Kovacs I, Mihaltz K, Kranitz K, et al. Accuracy of machine learning classifiers using bilateral data from a Scheimpflug camera for identifying eyes with preclinical signs of keratoconus. *J Cataract Refract Surg.* 2016; 42 (2): 275–83. doi: 10.1016/j.jcrs.2015.09.020
81. Ambrosio RJr, Lopes BT, Faria-Correia F, et al. Integration of scheinpluf-based corneal tomography and biomechanical assessments for enhancing ectasia detection. *J Refract Surg.* 2017; 33 (7): 434–43. doi: 10.3928/1081597X-20170426-02
82. Гарри Д.Д., Саакян С.В., Хорошилова-Маслова И.П. и др. Методы машинного обучения в офтальмологии. Обзор литературы. *Офтальмология.* 2020; 17 (1): 20–31. [Harry D.D., Saakyan S.V., Khoroshilova-Maslova I.P., et al. Machine learning methods in ophthalmology. Literature review. *Ophthalmology in Russia.* 2020; 17 (1): 20–31 (In Russ. J). doi: 10.18008/1816-5095-2020-1-20-31
83. Damato B, Eleuteri A, Fisher AC, et al. Artificial neural networks estimating survival probability after treatment of choroidal melanoma. *Ophthalmology.* 2008; 115 (9): 1598–607. doi: 10.1016/j.ophtha.2008.01.032
84. Vaquero-Garcia J, Lalonde E, Ewens KG, et al. PRiMeUM: A model for predicting risk of metastasis in uveal melanoma. *Invest Ophthalmol Vis Sci.* 2017; 58 (10): 4096–105. doi: 10.1167/iovs.17-22255
85. Zhang H, Liu Y, Zhang K, et al. Validation of the relationship between iris color and uveal melanoma using artificial intelligence with multiple paths in a large chinese population. *Front Cell Dev Biol.* 2021; 9: 713209. doi: 10.3389/fcell.2021.713209

Вклад авторов в работу: В.В. Нероев — разработка концепции и дизайна исследования, редактирование статьи; О.В. Зайцева, С.Ю. Петров, А.А. Брагин — сбор и анализ литературы, написание статьи.

Authors' contribution: V.V. Neroev — concept and design of the study, editing of the article; O.V. Zaytseva, S.Yu. Petrov, A.A. Bragin — literature data collection and interpretation, writing of the article.

Поступила: 17.06.2023. Переработана: 09.07.2023. Принята к печати: 10.07.2023

Originally received: 17.06.2023. Final revision: 09.07.2023. Accepted: 10.07.2023

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ/INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

¹ ФГБУ «НМИЦ глазных болезней им. Гельмгольца» Минздрава России, ул. Садовая-Черногызская, д. 14/19, Москва, 105062, Россия

² ФГБОУ ВО «Московский государственный медико-стоматологический университет им. А.И. Евдокимова» Минздрава России, ул. Десятская, д. 20, стр. 1, Москва, 127473, Россия

Владимир Владимирович Нероев — академик РАН, д-р мед. наук, профессор, директор¹, заведующий кафедрой глазных болезней факультета дополнительного профессионального образования², ORCID 0000-0002-8480-0894

Ольга Владимировна Зайцева — канд. мед. наук, заместитель директора, ведущий научный сотрудник отдела патологии сетчатки и зрительного нерва¹, доцент кафедры глазных болезней², ORCID 0000-0003-4530-553X

Сергей Юрьевич Петров — д-р мед. наук, начальник отдела глаукомы¹, ORCID 0000-0001-6922-0464

Алексей Александрович Брагин — канд. техн. наук, начальник отдела информационных технологий¹, ORCID 0000-0002-5331-632X

Для контактов: Сергей Юрьевич Петров, glaucomatosis@gmail.com

¹ Helmholtz National Medical Research Center of Eye Diseases, 14/19, Sadovaya-Chernogryzskaya St., Moscow, 105062, Russia

² A.I. Evdokimov Moscow State University of Medicine and Dentistry, 20, Bldg. 1, Delegatskaya St., Moscow, 127473, Russia

Vladimir V. Neroev — Academician of RAS, Dr. of Med. Sci., professor, director¹, head of eye diseases chair of the faculty of additional professional education², ORCID 0000-0002-8480-0894

Olga V. Zaytseva — Cand. of Med. Sci., deputy director, leading researcher of the department of retina and optic nerve pathology¹, assistant professor of eye diseases chair of the faculty of additional professional education², ORCID 0000-0003-4530-553X

Sergey Yu. Petrov — Dr. of Med. Sci., head of the glaucoma department¹, ORCID 0000-0001-6922-0464

Aleksey A. Bragin — Cand. of Sci. (Engineering), head of the information technology department¹, ORCID 0000-0002-5331-632X

For contacts: Sergey Yu. Petrov, glaucomatosis@gmail.com