

ПАТОЛОГИЯ СЕТЧАТКИ, СОСУДИСТОЙ ОБОЛОЧКИ И ЗРИТЕЛЬНОГО НЕРВА PATHOLOGY OF RETINA, CHOROID AND OPTIC NERVE OLOGY

Научная статья

УДК 617.735-07

doi: 10.25276/0235-4160-2022-4S-58-69

Алгоритмы искусственного интеллекта для диагностики признаков диабетической ретинопатии, диабетического макулярного отека, возрастной макулярной дегенерации, аномалий витреомакулярного интерфейса

Е.А. Каталевская¹, А.Ю. Сизов^{1, 2}, М.И. Тюриков^{1, 2}, Ю.В. Владимировна¹

¹«Диджитал Вижн Солюшнс», проект RETINA AI, Москва

²Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева, Нижний Новгород

РЕФЕРАТ

Цель. Разработка алгоритмов искусственного интеллекта для диагностики диабетической ретинопатии (ДР), диабетического макулярного отека (ДМО), возрастной макулярной дегенерации (ВМД), аномалий витреомакулярного интерфейса путем анализа сканов оптической когерентной томографии (ОКТ) и фотографий глазного дна. **Материал и методы.** В качестве обучающей и валидационной баз данных использовались фотографии глазного дна пациентов с ДР и ДМО и сканы ОКТ пациентов с ДМО, ВМД, аномалиями витреомакулярного интерфейса. Объем обучающих баз составил 3600 фотографий глазного дна и 10 000 сканов ОКТ, объем валидационных баз составил 400 фотографий глазного дна и 1000 сканов ОКТ. Для алгоритмов анализа фотографий глазного дна рассчитывали показатели точности, чувствительности, специфичности, AUROC для следующих структур: микроаневризмы, интратретиальные геморрагии, твердые экссудаты, мягкие экссудаты, неоваскуляризация сетчатки и диска зрительного нерва, преретинальные геморрагии, эпиретинальный фиброз, лазерные коагуляты. Для алгоритмов анализа сканов ОКТ рассчитывали указанные метрики для следующих признаков: интратретиальные кисты, субретинальная жидкость, отслойка ретинального пигментного эпителия, субретинальный гиперрефлективный материал, ретинальные друзы, эпиретинальная мембрана, сквозной макулярный разрыв, ламеллярный макулярный разрыв, витреомакуляр-

ная тракция. **Результаты.** Для алгоритмов анализа фотографий глазного дна точность превысила 93% для всех признаков, за исключением мягких экссудатов (88,3%) и неоваскуляризации (88,0%), чувствительность превысила 90% для всех признаков, кроме неоваскуляризации (80,2%) и эпиретинального фиброза (72,5%), специфичность превысила 91% для всех признаков, кроме микроаневризм (80,5%), твердых экссудатов (83,5%) и мягких экссудатов (88,7%), AUROC превысил 0,90 для всех признаков, кроме эпиретинального фиброза (0,88), неоваскуляризации (0,87) и преретинальных геморрагий (0,89). Для алгоритмов анализа ОКТ точность превысила 93% для всех признаков, чувствительность превысила 90% для всех признаков, кроме ламеллярного макулярного разрыва (87,22%), специфичность превысила 93% для всех признаков, AUROC превысил 0,93 для всех признаков. **Заключение.** Разработаны алгоритмы сегментации патологических признаков с высокими показателями точности. На основе данных алгоритмов создана офтальмологическая платформа Retina.AI, позволяющая проводить автоматизированный анализ сканов ОКТ и фотографий глазного дна и выявлять признаки ДР, ДМО, ВМД, аномалии витреомакулярного интерфейса. Платформа доступна для тестирования по ссылке <https://www.screenretina.com/>

Ключевые слова: искусственный интеллект, офтальмологический скрининг, диабетическая ретинопатия, диабетический макулярный отек, возрастная макулярная дегенерация, аномалии витреомакулярного интерфейса ■

Благодарности. Авторы выражают благодарность доктору Ameen Marashi, руководителю офтальмологической клиники Marashi Eye Clinic, Алеппо, Сирия (<https://www.amretina.com/>), за данные и консультативную поддержку, предоставленные в ходе проведения исследовательской работы.

Для цитирования: Каталевская Е.А., Сизов А.Ю., Тюриков М.И., Владимировна Ю.В. Алгоритмы искусственного интеллекта для диагностики признаков диабетической ретинопатии, диабетического макулярного отека, возрастной макулярной дегенерации, аномалий витреомакулярного интерфейса. Офтальмохирургия. 2022;4S: 58–69. doi: 10.25276/0235-4160-2022-4S-58-69

Автор, ответственный за переписку: Евгения Алексеевна Каталевская, ekatalevskaya@mail.ru

ABSTRACT

Original article

Artificial intelligence algorithms for the diagnosis of signs of diabetic retinopathy, diabetic macular edema, age-related macular degeneration, vitreomacular interface abnormalities

E.A. Katalevskaya¹, A.Yu. Sizov^{1, 2}, M.I. Tyurikov^{1, 2}, Yu.V. Vladimirova¹

¹Digital Vision Solutions LLC, project RETINA AI, Moscow, Russian Federation

²Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev, Nizhny Novgorod, Russian Federation

Purpose. Development of artificial intelligence (AI) algorithms for diagnosing of diabetic retinopathy (DR), diabetic macular edema (DME), age-related macular degeneration (AMD), vitreomacular interface abnormalities (VMA) through the analysis of OCT scans and fundus images. **Material and methods.** Fundus images of patients with DR and DME, OCT scans of patients with DME, AMD and VMA were used as training and validation databases. The volume of training databases was 3600 fundus images and 10 000 OCT scans, the volume of validation databases was 400 fundus images and 1000 OCT scans. For fundus images analysis algorithms accuracy, sensitivity, specificity, AUROC were calculated for the following structures: microaneurysms, intraretinal hemorrhages, hard exudates, soft exudates, retinal and optic disc neovascularization, preretinal hemorrhages, epiretinal fibrosis, laser coagulates. For OCT scan analysis algorithms, these metrics were calculated for the features: intraretinal cysts, subretinal fluid, pigment epithelium detachment, subretinal hyperreflective material, drusen, epiretinal membrane, full thickness macular hole, lamellar macular hole, vitreomacular traction. **Results.** For fundus images analysis algorithms,

accuracy exceeded 93% for all features except soft exudates (88.3%) and neovascularization (88.0%), sensitivity exceeded 90% for all features except neovascularization (80.2%) and epiretinal fibrosis (72.5%), specificity exceeded 91% for all features except microaneurysms (80.5%), hard exudates (83.5%) and soft exudates (88.7%), AUROC exceeded 0.90 for all signs except epiretinal fibrosis (0.88), neovascularization (0.87), preretinal hemorrhages (0.89). For OCT analysis algorithms, accuracy exceeded 93% for all features, sensitivity exceeded 90% for all features except lamellar macular hole (87.22%), specificity exceeded 93% for all features, AUROC exceeded 0.93 for all features. **Conclusion.** An algorithm for high precision segmentation of pathological signs has been developed. Based on these AI algorithms, the Retina.AI ophthalmological platform was developed, which allows automated analysis of OCT scans and fundus images and diagnosing of DR, DME, AMD and VMA. The platform is available for testing at <https://www.screenretina.com/>

Keywords: artificial intelligence, ophthalmic screening, diabetic retinopathy, diabetic macular edema, age-related macular degeneration, vitreomacular interface abnormalities ■

Gratitudes. The authors express their gratitude to Dr. Ameen Marashi, Head of the ophthalmological clinic Marashi Eye Clinic, Aleppo, Syria (<https://www.amrefina.com/>), for the data and advisory support provided during the research work.

For quoting: Katalevskaya E.A., Sizov A.Yu., Tyurikov M.I., Vladimirova Yu.V. Artificial intelligence algorithms for the diagnosis of signs of diabetic retinopathy, diabetic macular edema, age-related macular degeneration, vitreomacular interface abnormalities. Fyodorov Journal of Ophthalmic Surgery. 2022;4S: 58-69. doi: 10.25276/0235-4160-2022-4S-58-69

Corresponding author: Evgeniya A. Katalevskaya, ekatalevskaya@mail.ru

АКТУАЛЬНОСТЬ

Негативные изменения в образе жизни современного человека, такие как снижение физической активности, неправильное питание, вредные привычки, а также старение населения ведут к увеличению количества больных с офтальмологической патологией. Ведущей глобальной причиной потери зрения во многих странах считается диабетическая ретинопатия (ДР) [1]. Исследователи прогнозируют увеличение числа взрослых людей с ДР во всем мире с 103,12 млн в 2020 г. до 160,50 млн к 2045 г., а угрожающая зрению ДР возрастет с 28,54 млн в 2020 г. до 44,82 млн к 2045 г. [2]. Всемирная организация здравоохранения (ВОЗ) в своем руководстве от 2020 г. указывает на необходимость регулярного офтальмологического скрининга для всех пациентов с сахарным диабетом (СД) как наиболее эффективного инструмента борьбы со слепотой и слабовидением вследствие ДР [3]. Согласно исследованиям, общее количество больных СД в мире возрастет с 422 млн человек (по данным ВОЗ на 2016 г.) до 645 млн к 2040 г. [4, 5]. Таким образом, количество пациентов, нуждающихся в регулярном офтальмологическом скрининге, непрерывно увеличивается, что является большой нагрузкой для систем здравоохранения всех стран. Согласно исследованиям, около половины пациентов с СД остаются недо-

статочно диагностированными [6]. Особое место среди офтальмологических осложнений СД занимает диабетический макулярный отек (ДМО). Данное осложнение ведет к быстрой и при отсутствии лечения необратимой потере центрального зрения и может развиваться как на поздних, так и на ранних стадиях ДР [7].

Возрастная макулярная дегенерация (ВМД) как причина необратимой потери зрения занимает третье место в мире в структуре офтальмологической патологии после глаукомы и ДР [8]. На сегодняшний день 196 млн человек в мире страдают этим заболеванием, прогнозируемое число пациентов к 2040 г. составляет 288 млн [9]. Наиболее эффективным методом профилактики слепоты вследствие ВМД является регулярный офтальмологический скрининг с целью своевременного выявления перехода заболевания в неоваскулярную форму и лечения.

В руководстве ВОЗ по скринингу ДР фотографирование глазного дна рассматривается как наиболее доступный и эффективный метод диагностики и мониторинга ДР [3]. Современные технологии позволяют фотографировать глазное дно не только при помощи стационарных и портативных фундус-камер, но и смартфонов с использованием бесконтактных линз для непрямой офтальмоскопии [10] либо специализированных адаптеров для щелевой лампы, что потенциально делает офтальмологический скрининг доступным для более широких слоев населения.

Наиболее информативным, доступным и широко используемым методом диагностики ДМО и ВМД на сегодняшний день является оптическая когерентная томография (ОКТ). Данный метод позволяет определить стадию заболевания, осуществить дифференциальную диагностику, оценить активность патологического процесса и потребность в лечении.

Таким образом, цифровые методы изображения глазного дна – ОКТ и фотографирование глазного дна (данный метод упрощается и удешевляется) – получают все более широкое распространение во всем мире.

Постоянный рост числа пациентов с патологией сетчатки, нуждающихся в регулярных офтальмологических обследованиях, цифровизация здравоохранения, распространение цифровых методов изображения глазного дна, необходимость агрегации и обработки больших объемов данных определяют актуальность задачи разработки новых методов анализа медицинских офтальмологических данных с применением современных технологий искусственного интеллекта (ИИ). В последнее время проводится большое количество исследований, посвященных разработке и тестированию в клинических условиях алгоритмов ИИ для диагностики ДР [11–13], ДМО [14, 15], ВМД [16, 17]. В США программы скрининга ДР на основе алгоритмов ИИ iDx-DR (компания Digital Diagnostics) и EyeArt (компания Eyeonuk) одобрены для использования в клинической практике, программа iDx-DR включена Американской ассоциацией диабетологов в стандарты обследования пациентов с СД [18], программа EyeArt используется в системах здравоохранения 13 стран мира [19].

ЦЕЛЬ

Разработка алгоритмов ИИ для диагностики признаков ДР, ДМО, ВМД (ретиальных друз и хориоидальной неоваскуляризации), аномалий витреомакулярного интерфейса (макулярных разрывов – сквозного и ламеллярного, эпиретинальной мембраны и витреомакулярной тракции) путем анализа сканов структурной ОКТ и цифровых фотографий глазного дна.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДЫ

Обучающие и тестовые данные

В ходе разработки алгоритмов машинного обучения используются большие массивы данных. Все данные подразделяются на обучающую и валидационную базу. Обучающая база служит непосредственно для разработки алгоритма, валидационная – для проверки точности его работы.

В качестве обучающей и валидационной баз данных использовались цифровые фотографии глазного дна пациентов с ДР и ДМО, сделанные с помощью фудус-камеры, а также сканы структурной ОКТ пациентов

с ДМО, ВМД, аномалиями витреомакулярного интерфейса. Источники данных:

1. Открытая база данных «INDIAN DIABETIC RETINOPATHY IMAGE DATASET (IDRID)», doi: 10.21227/H25W98 (License CC BY-4.0) [20].

2. Открытая база данных «1000 Fundus images with 39 categories» (License DbCL) [21].

3. Открытая база данных «Labeled Optical Coherence Tomography (OCT) for Classification», doi: 10.17632/rscbjbr9sj.2 (License CC BY-4.0) [22].

4. Фотографии глазного дна и сканы структурной ОКТ, собранные в клинических условиях в офтальмологической клинике Marashi Eye Clinic (г. Алеппо, Сирия) в рамках проекта пилотного тестирования сервиса RETINA AI [23].

Объем обучающих баз данных составил 3600 фотографий глазного дна и 10 000 сканов ОКТ, объем валидационных баз данных – 400 фотографий глазного дна и 1000 сканов ОКТ. Разметка данных проводилась вручную врачами-офтальмологами путем выделения полигоном соответствующего участка изображения с одним из признаков. Корректность разметки проверялась двумя независимыми врачами-офтальмологами. На фотографиях глазного дна размечали следующие структуры: микроаневризмы, твердые экссудаты, мягкие экссудаты, интра-ретиальные геморрагии, неоваскуляризацию сетчатки и диска зрительного нерва, преретиальные геморрагии, эпиретинальный фиброз, лазерные коагуляты, диск зрительного нерва, центр макулы. На сканах ОКТ размечали следующие признаки: интра-ретиальные кисты, субретиальную жидкость, ретиальные друзы, субретиальную гиперрефлективный материал, отслойку ретиального пигментного эпителия, эпиретинальную мембрану, витреомакулярную тракцию, сквозной макулярный разрыв, ламеллярный макулярный разрыв.

Архитектура алгоритмов

Основой для архитектуры искусственной нейронной сети для сегментации признаков патологий является архитектура FPN (Feature Pyramid Net) [24], которая имеет модификацию энкодера. В качестве энкодера применялась сверточная нейронная сеть EfficientNetV0 в нейронных сетях для сегментации [25]. Количество нейронов в сверточных нейронных слоях декодера было уменьшено до количества карт признаков на выходе блоков сверточной нейронной сети EfficientNetV0 для уменьшения объема выполняемых вычислений. На выходе нейронной сети получали двумерный массив с маской для каждого признака патологий. В качестве функции потерь для обучения нейронной сети была использована фокальная функция потерь Тверски [26]. Постобработка выходных данных нейросети – бинаризация масок – осуществлялась с применением алгоритма бинаризации с верхним порогом.

На рисунке 1 представлена архитектура алгоритма анализа цифровых фотографий глазного дна [27].

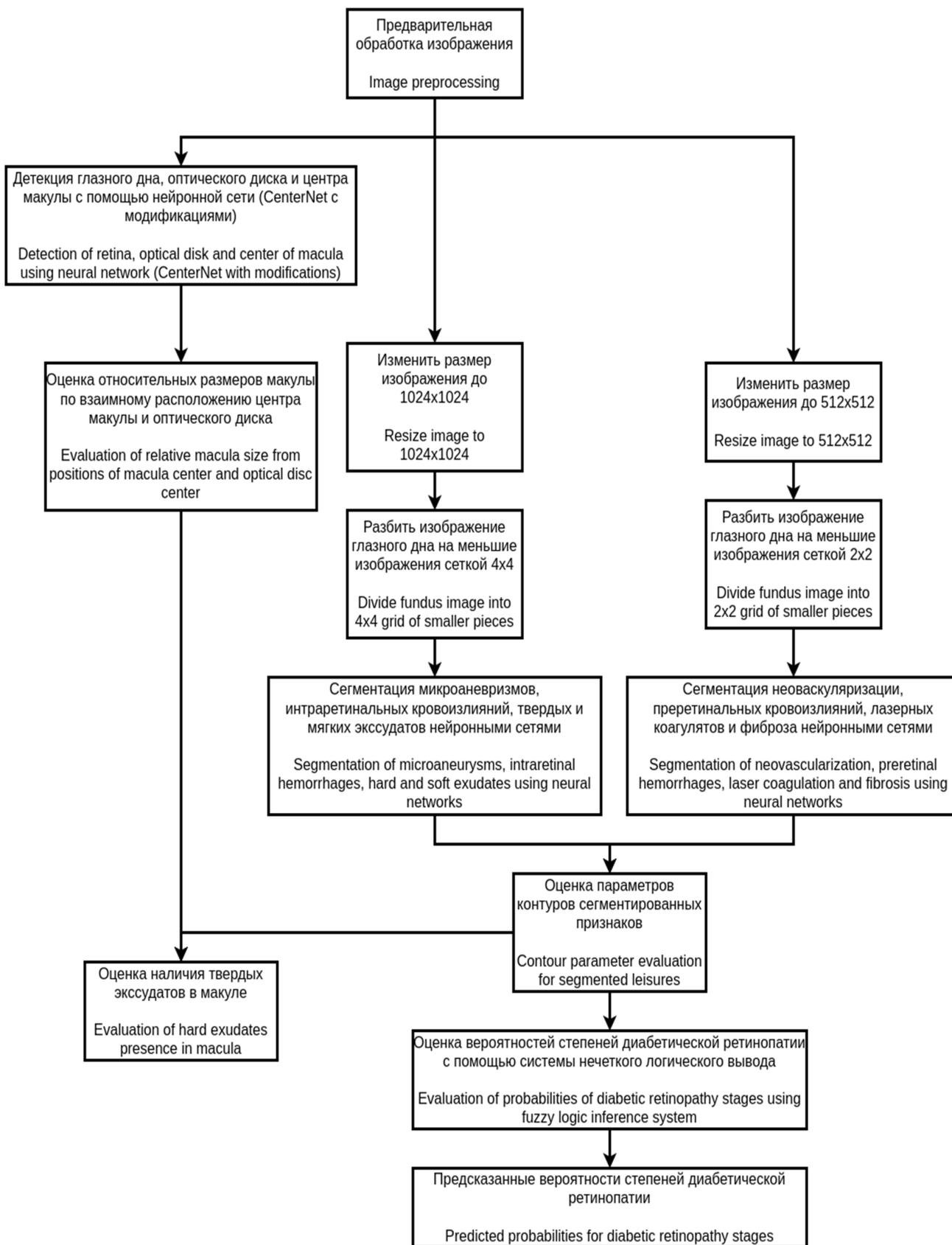


Рис. 1. Архитектура алгоритма анализа фотографий глазного дна

Fig. 1. Architecture of the fundus image analysis algorithm

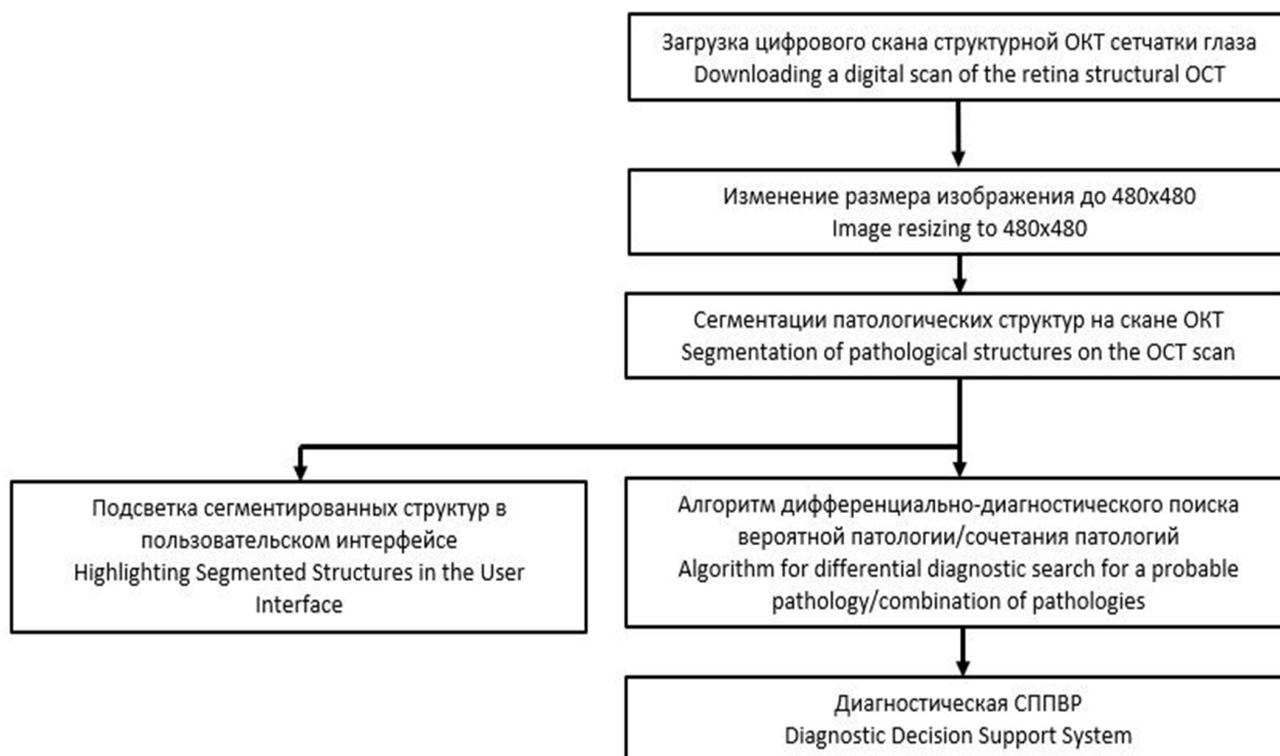


Рис. 2. Архитектура алгоритма анализа сканов ОКТ
Fig. 2. Architecture of the OCT scan analysis algorithm

Алгоритм анализа фотографий глазного дна включает следующие этапы:

1. Предварительная обработка с целью унификации изображений и улучшения видимости патологических структур.

2. Детекция центра макулы и оптического диска.

3. Сегментация патологических структур искусственными нейронными сетями. В результате обработки нейронными сетями для сегментации получают маски, значения в пикселях которых отражают вероятность нахождения в этом пикселе признака патологий.

4. Подсчет количества интратретиальных геморрагий внутри каждого квадранта как критерия тяжести непролиферативной ДР [7].

5. Детекция твердых экссудатов внутри радиуса макулы как суррогатного признака ДМО [7].

6. Постобработка заключается в приведении полученных контуров в формат, пригодный для отрисовки в клиентской части, и прогнозировании вероятности степени тяжести ДР.

На *рисунке 2* представлена архитектура алгоритма анализа сканов ОКТ.

Алгоритм анализа сканов ОКТ включает следующие этапы:

1. Изменение размера сторон изображения до 480 на 480 пикселей, что требует архитектура нейронной сети.

2. Сегментация патологических структур искусственными нейронными сетями с формированием масок вероятности признаков.

3. Передача количественной и качественной информации о сегментированных патологических структурах на вход алгоритма дифференциально-диагностического поиска, который предоставляет пользователю предположение о вероятности одной или нескольких патологий.

Оценка параметров точности работы алгоритма

Критериями оценки работы диагностических алгоритмов ИИ являются показатели точности, чувствительности, специфичности, ROC AUC [28]. Для алгоритмов анализа фотографий глазного дна указанные показатели рассчитывались для следующих структур: микроаневризм, интратретиальных геморрагий, твердых экссудатов, мягких экссудатов, неоваскуляризации сетчатки и диска зрительного нерва, преретиальных геморрагий, эпиретиального фиброза, лазерных коагулятов. Для алгоритмов анализа сканов ОКТ рассчитывались указанные метрики для следующих признаков: интратретиальные кисты, субретиальная жидкость, отслойка ретиального пигментного эпителия, субретиальный гиперрефлективный материал, ретиальные друзы, эпиретиальная мембрана, сквозной макулярный разрыв, ламеллярный макулярный разрыв, витреомакулярная тракция.

Таблица 1

Оценка параметров точности работы алгоритма анализа фотографий глазного дна

Table 1

Estimation of the fundus image analysis algorithm parameters

Параметр Parameter	Точность, % Accuracy, %	Чувствительность, % Recall, %	Специфичность, % Specificity, %	AUC ROC
Микроаневризмы Microaneurysms	93,5	95,1	80,5	0,91
Твердые экссудаты Hard exudates	94,6	97,9	83,5	0,90
Интраретинальные геморрагии Intraretinal haemorrhages	95,4	95,8	93,1	0,95
Мягкие экссудаты Soft exudates	88,3	92,4	88,7	0,91
Эпиретинальный фиброз Epiretinal fibrosis	93,2	72,5	93,7	0,88
Лазерные коагулаты Laser coagulates	93,7	90,4	94,3	0,94
Неоваскуляризация Neovascularization	88,0	80,2	91,2	0,87
Преретинальные геморрагии Preretinal hemorrhages	95,6	98,4	94,6	0,89

РЕЗУЛЬТАТЫ

Результаты оценки параметров точности работы алгоритма анализа фотографий глазного дна приведены в *таблице 1* и на *рисунке 3*.

На *рисунках 4* и *5* представлены примеры анализа фотографий глазного дна пациентов с тяжелой непролиферативной диабетической ретинопатией (НПДР) и пролиферативной диабетической ретинопатией (ПДР) при помощи разработанного алгоритма ИИ.

Результаты оценки параметров точности работы алгоритма анализа сканов ОКТ приведены в *таблице 2* и на *рисунке 6*.

На *рисунках 7* и *8* представлены примеры анализа фотографий глазного дна пациентов с ДМО и неоваскулярной формой ВМД при помощи разработанного алгоритма ИИ.

ОБСУЖДЕНИЕ

Полученные метрики точности работы алгоритмов ИИ для диагностики патологии сетчатки сопоставимы с данными других современных исследований. Так, в ходе клинических испытаний программа скрининга DR EyeArt продемонстрировала 96% чувствительность

и 88% специфичность для выявления более чем легкой ДР; для выявления угрожающей зрению ДР EyeArt продемонстрировала 92% чувствительность и 94% специфичность [19]. В ключевом исследовании 2017 г. программа скрининга DR IDx-DR была проверена на соответствие клиническим результатам, включая ОКТ, и продемонстрировала 87% чувствительность и 90% специфичность для выявления ДР более чем легкой степени тяжести [18, 29].

Исследование De Fauw и соавт. [30] является одним из наиболее известных в области разработки алгоритмов ИИ для анализа ОКТ. В ходе упомянутого исследования было проанализировано более 14 884 скана ОКТ с признаками различной макулярной патологии: ROC AUC составил 97,95% для витреомакулярного тракционного синдрома, 99,89% – для хориоидальной неоваскуляризации, 99,03% – для макулярного отека, 96,63% – для эпиретинальной мембраны, 100% – для сквозного макулярного разрыва, 99,92% – для ламеллярного макулярного разрыва, 99,49% – для центральной серозной хориопатии, 99,02% – для географической атрофии, 97,42% – для ретинальных друз.

Необходимо подчеркнуть, что приведенные результаты как для алгоритмов анализа фотографий глазного дна, так и алгоритмов анализа сканов ОКТ были получены в ходе клинических испытаний. Приведенные метрики отражают точность работы алгоритмов ИИ в вы-

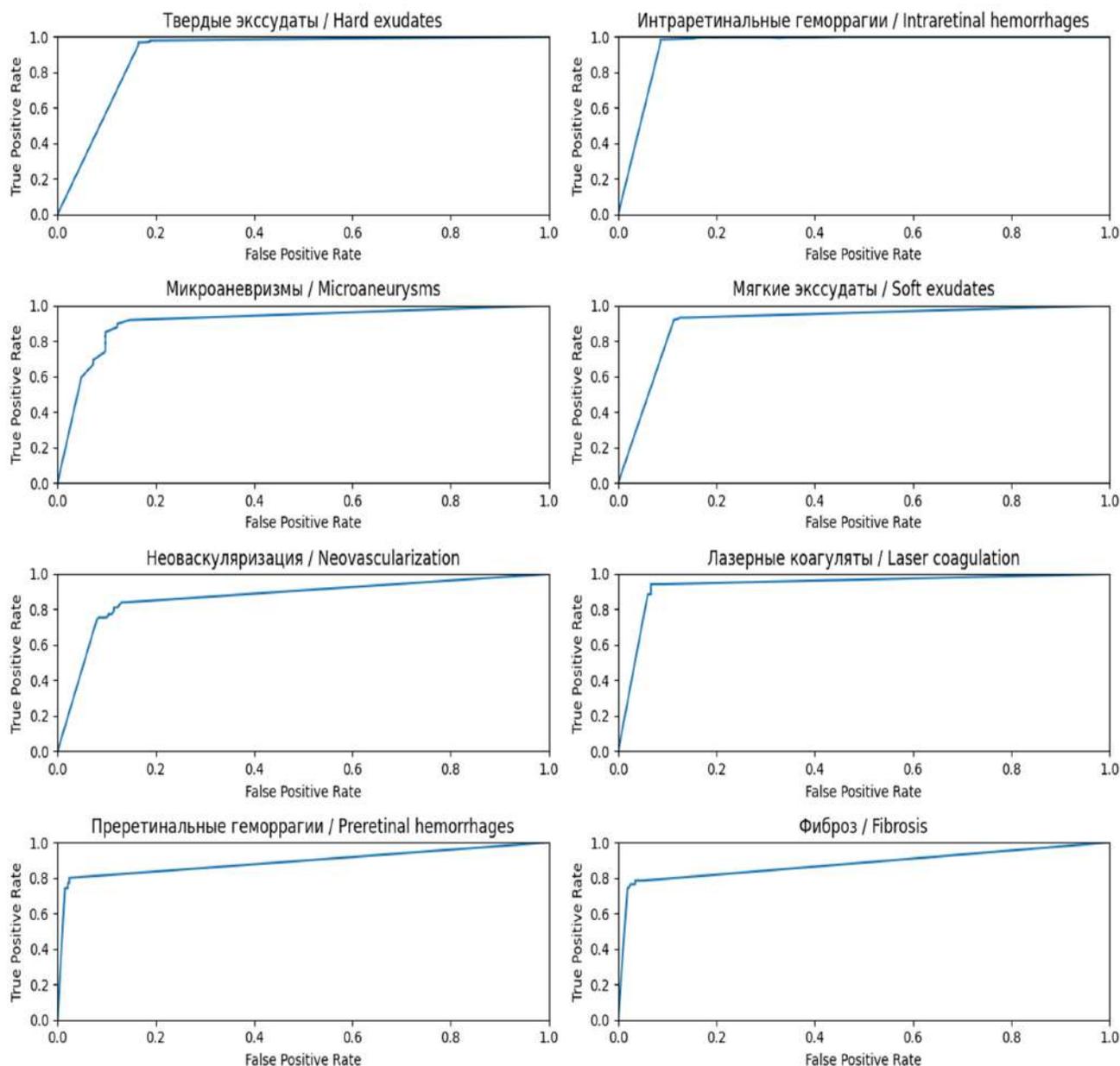


Рис. 3. ROC-кривые для признаков, детектируемых на фотографиях глазного дна

Fig. 3. ROC curves for features detected on fundus images

явлении определенных патологий (например, угрожающей зрению ДР, хориоидальной неоваскуляризации и т.д.). В нашей работе представлены результаты внутренней валидации алгоритмов ИИ и приведены показатели точности работы в выявлении отдельных классов патологических признаков (таких, как субретинальная жидкость, отслойка ретинального пигментного эпителия, неоваскуляризация и т.д.). Оценка точности разработанных алгоритмов ИИ в диагностике патологий проводится в настоящее время в рамках клинических испытаний.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработаны алгоритмы сегментации патологических признаков на сканах ОКТ и фотографиях глазного дна, имеющие достаточно высокие показатели точности работы. На основе данных алгоритмов ИИ была разработана офтальмологическая платформа Retina.AI, позволяющая проводить автоматизированный анализ сканов структурной ОКТ и фотографий глазного дна и выявлять признаки ДР, ДМО, ВМД, аномалии витреомаку-

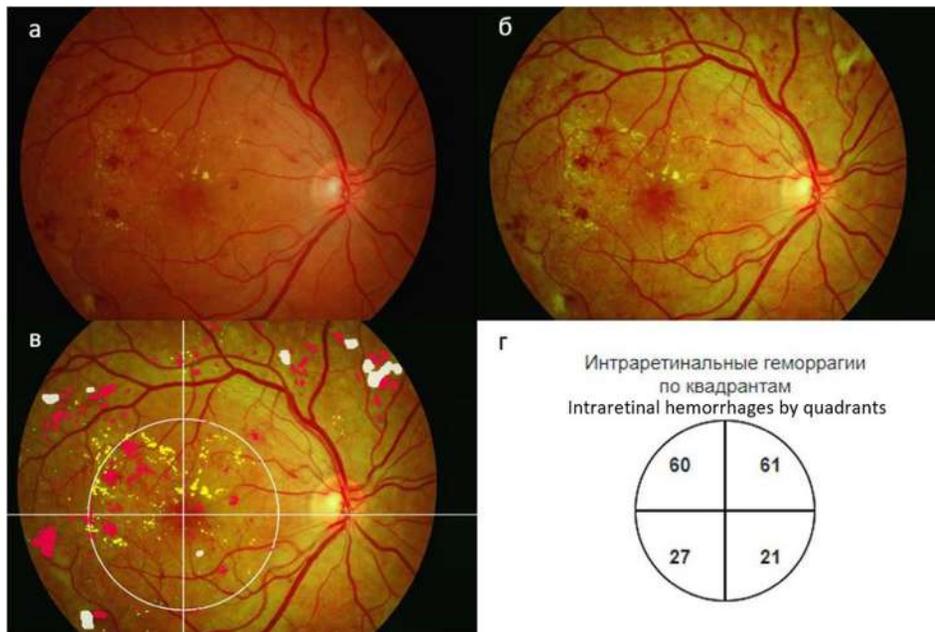


Рис. 4. Пример анализа фото глазного дна пациента с тяжелой НПДР алгоритмом ИИ: а – оригинальное фото; б – фото после предобработки; в – фото после сегментации признаков (микроаневризмы – зеленые маски, интраретинальные геморрагии – красные маски, твердые экссудаты – желтые маски, мягкие экссудаты – белые маски) с детекцией твердых экссудатов внутри радиуса макулы как суррогатного признака ДМО; г – результат подсчета числа интраретинальных геморрагий по квадрантам как критерия тяжести НПДР

Fig. 4. An example of the fundus image analysis of a patient with severe NPDR by the AI algorithm: а – original fundus image; б – fundus image after preprocessing; в – fundus image after segmentation of features (microaneurysms – green masks, intraretinal hemorrhages – red masks, hard exudates – yellow masks, soft exudates – white masks) with detection of hard exudates within the radius of the macula as a surrogate sign of DME; г – the number of intraretinal hemorrhages by quadrants as a criterion for the severity of NPDR

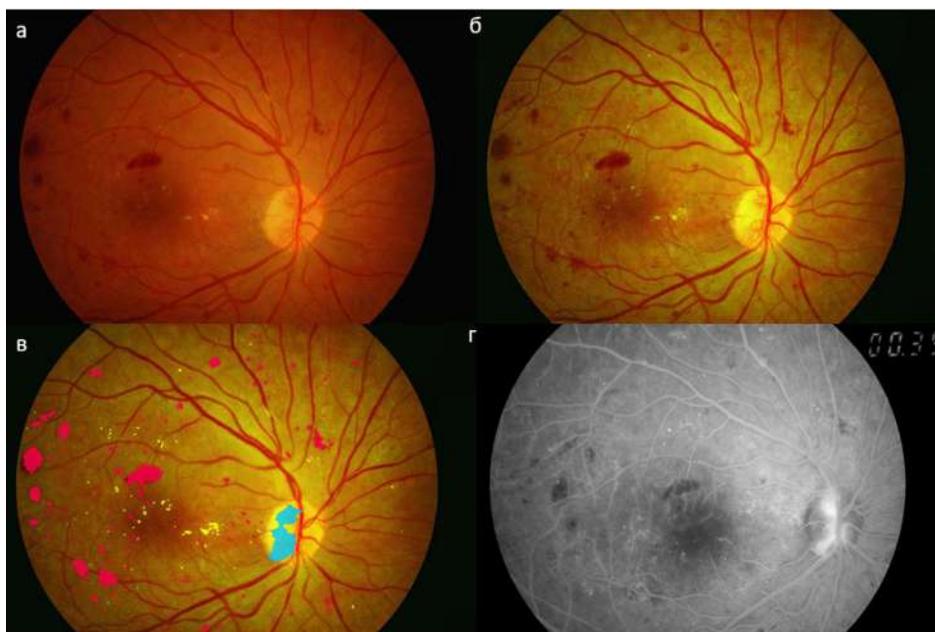


Рис. 5. Пример анализа фото глазного дна пациента с ПДР алгоритмом ИИ: а – оригинальное фото; б – фото после предобработки; в – фото после сегментации признаков (микроаневризмы – зеленые маски, интраретинальные геморрагии – красные маски, твердые экссудаты – желтые маски, неоваскуляризация ДЗН – голубая маска); г – флюоресцентная ангиография демонстрирует ликедж из новообразованных сосудов на ДЗН

Fig. 5. An example of the fundus image analysis of a patient with PDR by the AI algorithm: а – original fundus image; б – fundus image after preprocessing; в – fundus image after segmentation of features (microaneurysms – green masks, intraretinal hemorrhages – red masks, hard exudates – yellow masks, optic disc neovascularization – blue mask); г – fluorescein angiography demonstrates leakage from new vessels on the optic disc

Таблица 2

Оценка параметров точности работы алгоритма анализа сканов ОКТ

Table 2

Estimation of the OCT scans analysis algorithm parameters

Параметр Parameter	Точность, % Accuracy, %	Чувствительность, % Recall, %	Специфичность, % Specificity, %	AUC ROC
Интраретинальные кисты Intraretinal cysts	97,12	94,40	98,38	0,9989
Субретинальная жидкость Subretinal fluid	97,23	92,46	98,58	0,9812
Отслойка ретинального пигментного эпителия Pigment epithelial detachment	96,35	93,99	97,42	0,9947
Субретинальный гиперрефлективный материал Subretinal hyperreflective material	98,00	91,13	99,10	0,9947
Эпиретинальная мембрана Epiretinal membrane	92,48	91,23	93,57	0,9663
Ретинальные друзы Retinal drusen	94,25	90,99	95,95	0,9775
Витреомакулярная тракция Vitreomacular traction	98,00	90,81	98,88	0,9995
Ламеллярный макулярный разрыв Lamellar macular hole	97,01	87,22	98,70	0,9339
Сквозной макулярный разрыв Full thickness macular hole	99,67	95,00	99,88	0,9749

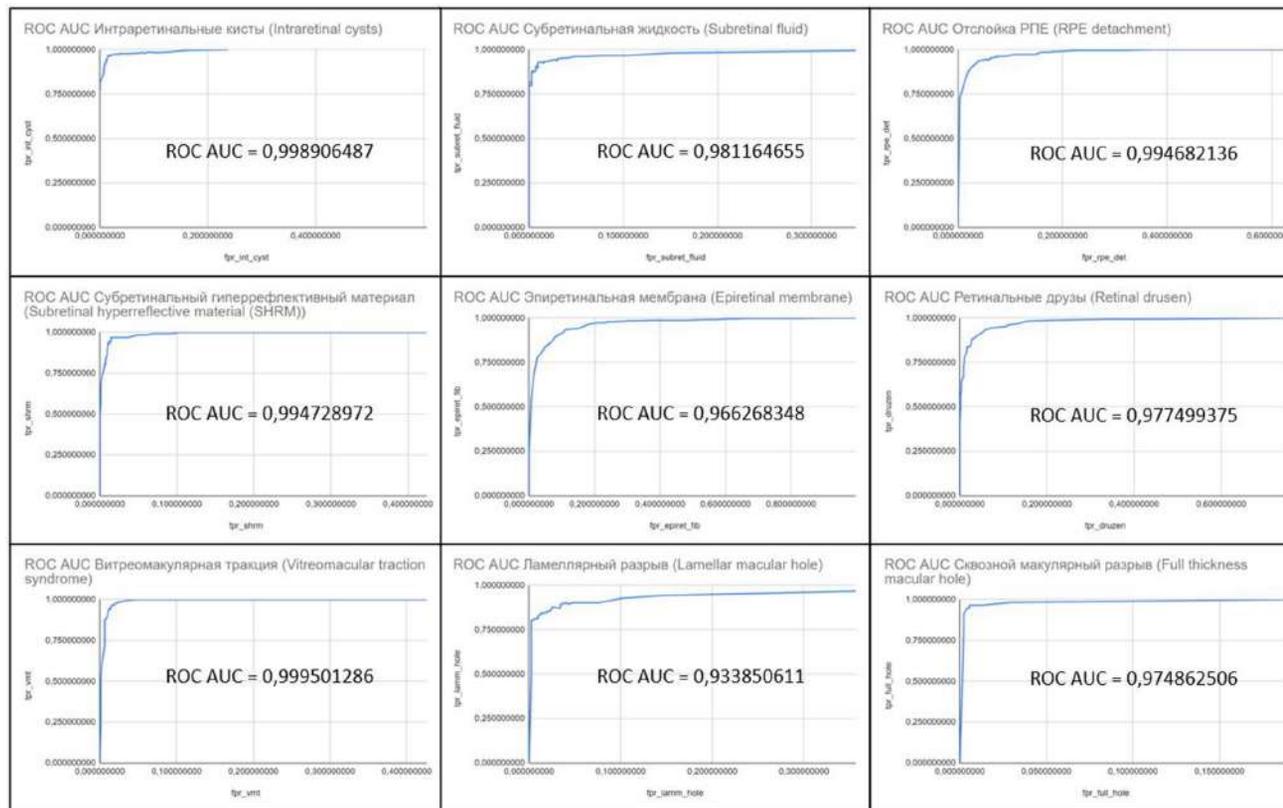


Рис. 6. ROC-кривые для признаков, детектируемых на сканах ОКТ

Fig. 6. ROC curves for features detected on OCT scans

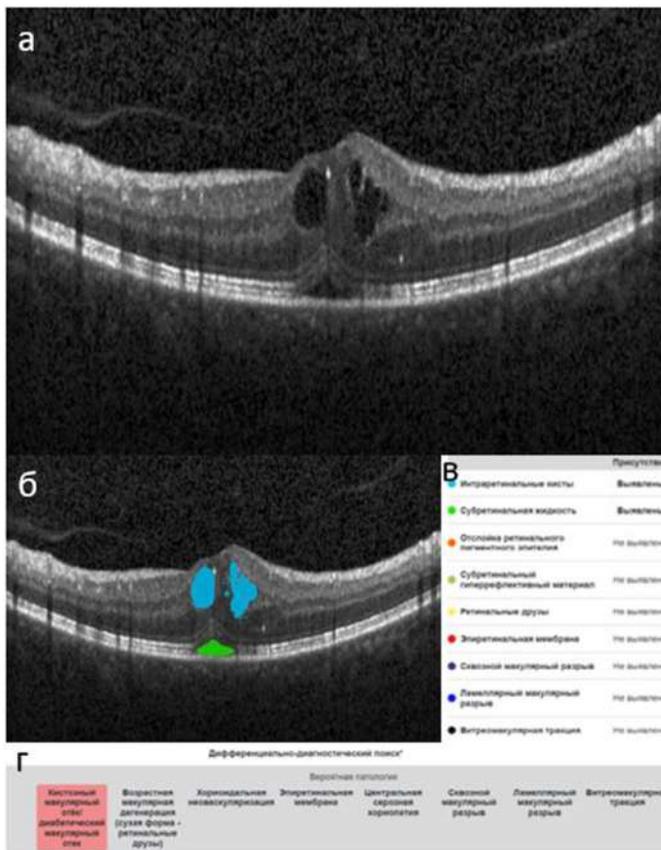


Рис. 7. Пример анализа скана ОКТ глаза пациента с ДМО алгоритмом ИИ: а – оригинальный скан; б – скан после сегментации признаков (интраретинальные кисты – голубые маски, субретинальная жидкость – зеленая маска); в – отчетная таблица выявленных признаков; г – фрагмент отчетной таблицы алгоритма дифференциально-диагностического поиска (красным цветом подсвечена вероятная патология)

Fig. 7. An example of the OCT scan analysis of a patient with DME by the AI algorithm: а – original OCT scan; б – OCT scan after segmentation of features (intraretinal cysts – blue masks, subretinal fluid – green mask); в – reporting table of identified features; г – a fragment of the reporting table of the differential diagnostic search algorithm (probable pathology is highlighted in red)

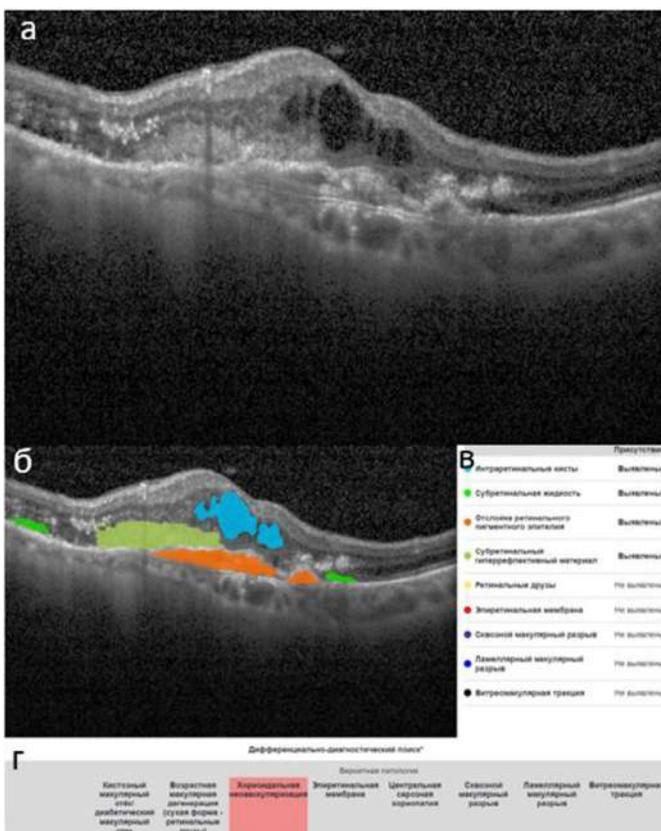


Рис. 8. Пример анализа скана ОКТ глаза пациента с неоваскулярной формой ВМД алгоритмом ИИ: а – оригинальный скан; б – скан после сегментации признаков (интраретинальные кисты – голубые маски, субретинальная жидкость – зеленые маски, отслойка ретинального пигментного эпителия – оранжевые маски, субретинальный гиперрефлективный материал – желтая маска); в – отчетная таблица выявленных признаков; г – фрагмент отчетной таблицы алгоритма дифференциально-диагностического поиска (красным цветом подсвечена вероятная патология)

Fig. 8. An example of the OCT scan analysis of a patient with neovascular AMD by the AI algorithm: а – original OCT scan; б – OCT scan after segmentation of features (intraretinal cysts – blue masks, subretinal fluid – green masks, retinal pigment epithelium detachment – orange masks, subretinal hyperreflective material – yellow mask); в – reporting table of identified features; г – a fragment of the reporting table of the differential diagnostic search algorithm (probable pathology is highlighted in red)

лярного интерфейса. Платформа доступна для тестирования по ссылке <https://www.screenretina.ru/>. В качестве следующего этапа работы проводится тестирование разработанного сервиса в клинических условиях.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Amoaku WM, Ghanchi F, Bailey C, Banerjee S, Banerjee S, Downey L, et al. Diabetic retinopathy and diabetic macular oedema pathways and management: UK Consensus Working Group. *Eye (Lond)*. 2020;34(Suppl 1): 1–51. doi: 10.1038/s41433-020-0961-6
2. Teo ZL, Tham YC, Yu M, et al. Global prevalence of diabetic retinopathy and projection of burden through 2045: systematic review and meta-analysis. *Ophthalmology*. 2021;128(11): 1580–1591. doi: 10.1016/j.ophtha.2021.04.027
3. Diabetic retinopathy screening: a short guide. Increase effectiveness, maximize benefits and minimize harm. Copenhagen: WHO Regional Office for Europe, 2020;85.
4. Global report on diabetes (WHO), 2016;83. Available from: <https://www.who.int/diabetes/global-report/ru/> [Accessed 29th October 2022]
5. Ogurtsova K, da Rocha Fernandes JD, Huang Y, et al. IDF Diabetes Atlas: Global estimates for the prevalence of diabetes for 2015 and 2040. *Diabetes Res Clin Pract*. 2017;128: 40–50. doi: 10.1016/j.diabres.2017.03.024
6. Beagley J, Guariguata L, Weil C, Motala AA. Global estimates of undiagnosed diabetes in adults. *Diabetes Res Clin Pract*. 2014;103(2): 150–160. doi: 10.1016/j.diabres.2013.11.001
7. ICO Guidelines for Diabetic Eye Care, 2017;34. Available from: <https://www.urmc.rochester.edu/MediaLibraries/URMCMedia/eye-institute/images/ICOPH.pdf> [Accessed 29th October 2022]
8. Xu X, Wu J, Yu X, et al. Regional differences in the global burden of age-related macular degeneration. *BMC Public Health*. 2020;20: 410. doi: 10.1186/s12889-020-8445-y
9. Keenan TDL, Cukras CA, Chew EY. Age-related macular degeneration: epidemiology and clinical aspects. *Adv Exp Med Biol*. 2021;1256: 1–31. doi: 10.1007/978-3-030-66014-7_1
10. Haddock LJ, Kim DY, Mukai S. Simple, inexpensive technique for high-quality smartphone fundus photography in human and animal eyes. *J Ophthalmol*. 2013;2013: 518479. doi:10.1155/2013/518479
11. Heydon P, Egan C, Bolter L, et al. Prospective evaluation of an artificial intelligence-enabled algorithm for automated diabetic retinopathy screening of 30 000 patients. *Br J Ophthalmol*. 2020. doi: 10.1136/bjophthalmol-2020-316594
12. Ming S, Xie K, Lei X, Yang Y, Zhao Z, Li S, Jin X, Lei B. Evaluation of a novel artificial intelligence-based screening system for diabetic retinopathy in community of China: a real-world study. *Int Ophthalmol*. 2021;41(4): 1291–1299. doi: 10.1007/s10792-020-01685-x
13. 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): 64–72 [Neroev VV, Bragin AA, Zaytseva OV. Development of a prototype service for the diagnosis of diabetic retinopathy based on fundus photos using artificial intelligence methods. *National Health Care (Russia)*. 2021;2(2): 64–72. (In Russ.)]
14. Wang Z, Zhang W, Sun Y, et al. Detection of diabetic macular edema in optical coherence tomography image using an improved level set algorithm. *Biomed Res Int*. 2020;2020: 6974215. doi: 10.1155/2020/6974215
15. Zhang Y, Xu F, Lin Z, Wang J, Huang C, Wei M, Zhai W, Li J. Prediction of visual acuity after anti-VEGF therapy in diabetic macular edema by machine learning. *J Diabetes Res*. 2022;2022: 5779210. doi: 10.1155/2022/5779210
16. Bhuiyan A, Wong TY, Ting DSW, Govindaiah A, Souied EH, Smith RT. Artificial intelligence to stratify severity of age-related macular degeneration (AMD) and predict risk of progression to late AMD. *Transl Vis Sci Technol*. 2020;9(2): 25. doi: 10.1167/tvst.9.2.25
17. Motozawa N, An G, Takagi S, et al. Optical coherence tomography-based deep-learning models for classifying normal and age-related macular degeneration and exudative and non-exudative age-related macular degeneration changes. *Ophthalmol Ther*. 2019;8(4): 527–539. doi: 10.1007/s40123-019-00207-y
18. IDx-DR (EU) – Digital Diagnostics. Available from: <https://www.digitaldiagnostics.com/products/eye-disease/idx-dr/> [Accessed 29th October 2022]
19. EyeArt – Eyenuk, Inc. ~ Artificial Intelligence Eye Screening. Available from: <https://www.eyenuk.com/en/products/eyeart/> [Accessed 29th October 2022]
20. Porwal P, Pachade S, Kamble R, Kokare M, et al. Indian diabetic retinopathy image dataset (IDRID). *IEEE Dataport*. 2018. doi: 10.21227/H25W98
21. Cen LP, Ji J, Lin JW, et al. Automatic detection of 39 fundus diseases and conditions in retinal photographs using deep neural networks. *Nat Commun*. 2021;12(1): 4828. doi: 10.1038/s41467-021-25138-w
22. Kermany D, Zhang K, Goldbaum M. Labeled optical coherence tomography (OCT) and chest X-Ray images for classification. *Mendeley Data*. V2. 2018. doi: 10.17632/rschbjbr9sj.2
23. AI. Retinal Assistant Module. Available from: <https://www.amretina.com/ai> [Accessed 29th October 2022]
24. Tsung-Yi L, Dollár P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for object detection. 2017. doi: 10.48550/arXiv.1612.03144
25. Abraham N, Khan NM. A novel focal Tversky loss function with improved attention U-Net for lesion segmentation. 2019 IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2019). 2019: 683–687. doi: 10.1109/ISBI.2019.8759329
26. Salehi SSM, Erdogmus D, Gholipour A. Tversky loss function for image segmentation using 3D fully convolutional deep networks. In: Wang Q, Shi Y, Suk HI, Suzuki K. (eds). *Machine learning in medical imaging. Lecture Notes in Computer Science*. 2017: 10541. doi: 10.1007/978-3-319-67389-9_44
27. Каталевская Е.А., Каталевский Д.Ю., Тюриков М.И., Шайхутдинова Э.Ф., Сизов А.Ю. Алгоритм сегментации визуальных признаков диабетической ретинопатии (ДР) и диабетического макулярного отека (ДМО) на цифровых фотографиях глазного дна. Российский журнал телемедицины и электронного здравоохранения. 2021;7(4): 17–26. [Katalevskaya EA, Katalevsky DYu, Tyurikov MI, Shaikhutdinova EF, Sizov AYu. Algorithm for segmentation of visual signs of diabetic retinopathy (DR) and diabetic macular edema (DME) on digital photographs of the fundus. *Russian Journal of Telemedicine and E-Health*. 2021;7(4): 17–26. (In Russ.)] doi: 10.29188/2712-9217-2021-7-4-17-26
28. Гарри Д.Д., Саакян С.В., Хорошилова-Маслова И.П., Цыганков А.Ю., Никитин О.И., Тарасов Г.Ю. Методы машинного обучения в офтальмологии. Обзор литературы. *Офтальмология*. 2020;17(1): 20–31. [Garri DD, Saakyan SV, Khoroshilova-Maslova IP, Tsygankov AYu, Nikitin OI, Tarasov GYu. Methods of machine learning in ophthalmology: Review. *Ophthalmology in Russia*. 2020;17(1): 20–31. (In Russ.)] doi: 10.18008/1816-5095-2020-1-20-31
29. Abràmoff MD, Lavin PT, Birch M, et al. Pivotal trial of an autonomous AI-based diagnostic system for detection of diabetic retinopathy in primary care offices. *NPJ Digital Med*. 2018;1: 39. doi: 10.1038/s41746-018-0040-6
30. De Fauw J, Ledsam JR, Romera-Paredes B, Nikolov S, et al. Clinically applicable deep learning for diagnosis and referral in retinal disease. *Nat Med*. 2018;24(9): 1342–1350. doi: 10.1038/s41591-018-0107-6

Информация об авторах

Евгения Алексеевна Каталевская, к.м.н., врач-офтальмолог, ekatalevskaya@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-5710-9205>

Александр Юрьевич Сизов, инженер-программист, sizov_ost_vk@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0003-3338-4015>

Максим Игоревич Тюриков, инженер-программист, stdbreaks@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-1839-4506>

Юлия Владимировна Владимировна, врач-офтальмолог, yul9952009@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0001-5583-5599>

Information about the authors

Evgeniya A. Katalevskaya, PhD in Medical Sciences, Ophthalmologist, ekatalevskaya@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-5710-9205>

Alexander Yu. Sizov, software engineer, sizov_ost_vk@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0003-3338-4015>

Maksim I. Turikov, software engineer, stdbreaks@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-1839-4506>

Yulia V. Vladimirova, Ophthalmologist, yul9952009@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0001-5583-5599>

Вклад авторов в работу:

Е.А. Каталевская: существенный вклад в концепцию и дизайн работы, сбор, анализ и обработка материала, написание текста, окончательное утверждение версии текста, подлежащей публикации.

А.Ю. Сизов: существенный вклад в концепцию и дизайн работы, сбор, анализ и обработка материала, статистическая обработка данных, написание текста.

М.И. Тюриков: сбор, анализ и обработка материала, статистическая обработка материала, написание текста.

Ю.В. Владимирова: сбор, анализ и обработка материала, написание текста, редактирование.

Authors' contribution:

Е.А. Каталевская: significant contribution to the concept and design of the work, collection, analysis and processing of material, writing, editing, final approval of the version to be published.

А.Ю. Sizov: significant contribution to the concept and design of the work, collection, analysis and processing of material, statistical data processing, writing.

М.И. Tyurikov: collection, analysis and processing of material, statistical data processing, writing.

Yu.V. Vladimirova: collection, analysis and processing of material, statistical data processing, editing.

Финансирование: Часть исследования выполнена при поддержке Фонда содействия развитию малых форм предприятий в научно-технической сфере, грант номер № 8ГС1ИИС12-D7/71369.

Согласие пациента на публикацию: Письменного согласия на публикацию этого материала получено не было. Он не содержит никакой личной идентифицирующей информации.

Конфликт интересов: Отсутствует.

Funding: Part of the research was carried out with the support of the Foundation for the Promotion of Small Forms of Enterprises in the Scientific and Technical Field, grant number No. 8GS1IIS12-D7/71369.

Patient consent for publication: No written consent was obtained for the publication of this material. It does not contain any personally identifying information.

Conflict of interest: There is no conflict of interest.

Поступила: 31.10.2022

Переработана: 11.12.2022

Принята к печати: 15.12.2022

Originally received: 31.10.2022

Final revision: 11.12.2022

Accepted: 15.12.2022