

Искусственный интеллект: аспекты применения в офтальмологии. Ч. 2

А.О. Укина¹Е.Б. Мякошина²

¹ ГБУЗ ЛО «Гатчинская клиническая межрайонная больница»
ул. Рощинская, 15а, корп. 1, Гатчина, Ленинградская обл., 188300, Российская Федерация

² ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр глазных болезней им. Гельмгольца»
Министерства здравоохранения Российской Федерации
ул. Садовая-Черногрозская, 14/19, Москва, 105062, Российская Федерация

РЕЗЮМЕ

Офтальмология. 2026;23(2):223–233

Меланома хориоидеи — серьезное онкологическое заболевание, требующее своевременного обнаружения для эффективного лечения и сохранения жизни больного. Традиционные методы диагностики имеют ограничения в чувствительности и точности, особенно на ранних стадиях опухолевого процесса. Искусственный интеллект (ИИ) обещает революцию в офтальмологии, позволяя автоматизировать анализ изображений глазного дна и выявлять тонкие признаки опухолей.

В данной обзорной статье рассмотрены современные возможности ИИ в ранней диагностике меланомы хориоидеи. Анализируются преимущества и ограничения применения ИИ в офтальмологии, описываются существующие исследования по разработке и внедрению систем ИИ для диагностики опухолей глазного дна. Обсуждается будущее ИИ в офтальмологии и перспективы развития данного направления.

Статья предназначена для офтальмологов, исследователей и специалистов в области искусственного интеллекта, заинтересованных в повышении эффективности ранней диагностики меланомы хориоидеи и улучшении витального прогноза пациентов.

Ключевые слова: меланома хориоидеи, невус хориоидеи, искусственный интеллект, глубокое обучение, нейронные сети

Для цитирования: Укина А.О., Мякошина Е.Б. Искусственный интеллект: аспекты применения в офтальмологии. Ч. 2. *Офтальмология*. 2026;23(2):223–233. <https://doi.org/10.18008/1816-5095-2026-2-223-233>

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

Конфликт интересов отсутствует.



Artificial Intelligence: Applications in Ophthalmology. Part 2

A.O. Ukina¹, E.B. Myakoshina²

¹ Gatchina Interdistrict Clinical Hospital
Roshchinskaya str., 15a, bld. 1, Gatchina, Leningrad region, 188300, Russian Federation

² Moscow Helmholtz Research Institute of Eye Diseases
Sadovaya-Chernogryazskaya str., 14/19, Moscow, 105062, Russian Federation

ABSTRACT

Ophthalmology in Russia. 2026;23(2):223–233

Choroidal melanoma is a serious oncological disease that requires timely detection for effective treatment and saving the patient's life. Traditional diagnostic methods have limitations in sensitivity and accuracy, especially in the early stages of the tumor process. Artificial intelligence (AI) promises to revolutionize ophthalmology, allowing for automated analysis of fundus images and the detection of subtle signs of tumors.

This review article discusses the current capabilities of AI in the early diagnosis of choroidal melanoma. The advantages and limitations of using AI in ophthalmology are analyzed, and existing studies on the development and implementation of AI systems for the diagnosis of fundus tumors are described. The future of AI in ophthalmology and the prospects for the development of this area are discussed.

The article is intended for ophthalmologists, researchers, and specialists in the field of artificial intelligence interested in increasing the efficiency of early diagnosis of choroidal melanoma and improving the vital prognosis of patients.

Keywords: choroidal melanoma, choroidal nevus, artificial intelligence, deep learning, neural networks

For citation: Ukina A.O., Myakoshina E.B. Artificial Intelligence: Applications in Ophthalmology. Part 2. *Ophthalmology in Russia*. 2026;23(2):223–233. <https://doi.org/10.18008/1816-5095-2026-2-223-233>

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

There is no conflict of interests.

ВВЕДЕНИЕ

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в диагностику хориоидальной меланомы представляет собой актуальную ветвь исследований на стыке офтальмологии и компьютерных наук. Недавние исследования подчеркивают потенциал алгоритмов ИИ, в частности моделей глубокого обучения, для помощи врачам в дифференциальной диагностике, определении прогноза и дальнейшей тактики лечения опухолей. В данном обзоре будет рассмотрено применение технологий ИИ в офтальмоонкологии.

ПРИМЕНЕНИЕ ИИ В ОФТАЛЬМООНКОЛОГИИ

Публикаций по изучению применения ИИ в этой области не так много, хотя в настоящее время исследования активно ведутся по разнообразным направлениям. Работа 2022 г. [1] указывает на значительный пробел в современной литературе относительно применения ИИ в офтальмоонкологии. Авторы утверждают, что, хотя ИИ успешно внедряется в других областях медицины, его потенциал в этом направлении остается недостаточно изученным, несмотря на то что использование ИИ позволяет улучшить прогностическую аналитику. Например, алгоритмы машинного обучения могут анализировать данные историй болезни для прогнозирования результатов лечения пациентов, что способно помочь в разработке персонализированных планов терапии.

Так, в настоящее время ведутся работы по созданию технологических решений для распознавания опухолей радужки (рис. 1) [2, 3].

Еще одним направлением является применение ИИ для помощи в диагностике опухолей век. Были попытки использовать ИИ для распознавания образцов изображений гистологического исследования (рис. 2) [4, 5], а затем для анализа протеомных данных [6].

Протеомный анализ позволяет выявлять белковые биомаркеры, которые могут быть связаны с различными видами опухолей. Система на основе ИИ помогла определить 18 новых биомаркеров. Чувствительность, специфичность и общая точность системы превосходили традиционные методы диагностики.

Переходя к диагностике заболеваний увеального тракта, можно упомянуть работу A. Bassi о применении ИИ для анализа биомаркеров, связанных с выявлением и лечением увеита и увеальной меланомы [7]. Обзор выявил 18 исследований, посвященных увеиту и увеальной меланоме. Авторы проанализировали многообразные методы ИИ для решения различных задач и выявили, что ученые применяли сложные методы ИИ в 56 % исследований, методы регрессии — в 72 %.

В 2023 г. вышла обзорная работа [8], в которой проанализированы 804 публикации о текущей стадии изучения машинного обучения (одной из разновидностей искусственного интеллекта) в области офтальмоонкологии. Исследования использовали множество алгоритмов и источников данных. Опубликованные модели работают хорошо, но иногда они ограничены небольшими размерами выборки из-за низкой распространенности внутриглазных онкологических заболеваний. В диагностических алгоритмах

в основном использовали визуализацию (например, оптическую когерентную томографию) в качестве входных данных, тогда как в прогностических алгоритмах применяли комбинации экспрессии генов, характеристик опухоли и демографических данных пациента [8].

В 2024 г. вышел систематический обзор [9] о применении искусственного интеллекта при работе с пациентами с онкологическими заболеваниями глаз. Были рассмотрены вопросы использования ИИ для диагностики и ведения пациентов с опухолями органа зрения (ретинобластома, увеальная меланома, меланома конъюнктивы). Однако другие типы глазных новообразований (метастазы, плоскоклеточный рак, лимфома конъюнктивы) были представлены реже. Первоначальный поиск в базе данных выдал 903 записи, из которых в обзор было включено 37 исследований. Несмотря на то что ИИ демонстрирует многообещающие результаты в прогнозировании, определении тактики лечения заболеваний, к настоящему времени не создано стандартизированных методов отчетности и критериев оценки возможностей ИИ [9].

В таблице 1 представлена классификация типов моделей ИИ, применяемых авторами рассматриваемых публикаций.

Значительное большинство ученых использовали модели классификации, остальные пользовались моделями для предсказания прогноза, сегментации патологических очагов, предсказания экспрессии генов [9]. Если говорить о видах данных, на которых производили обучение нейросетей, то это данные МРТ, КТ, клинические данные, фотографии глазного дна, цифровые снимки гистологических препаратов (Whole-Slide Imaging, WSI).

N.D. Koseoglu и соавт. (2023) акцентируют внимание на том, что с целью прогнозирования у пациентов с увеальной меланомой в большинстве работ применялись методы глубокого обучения (deep learning) [10]. Однако применение этих методов может быть ограничено редкой встречаемостью онкологической патологии [9, 10].

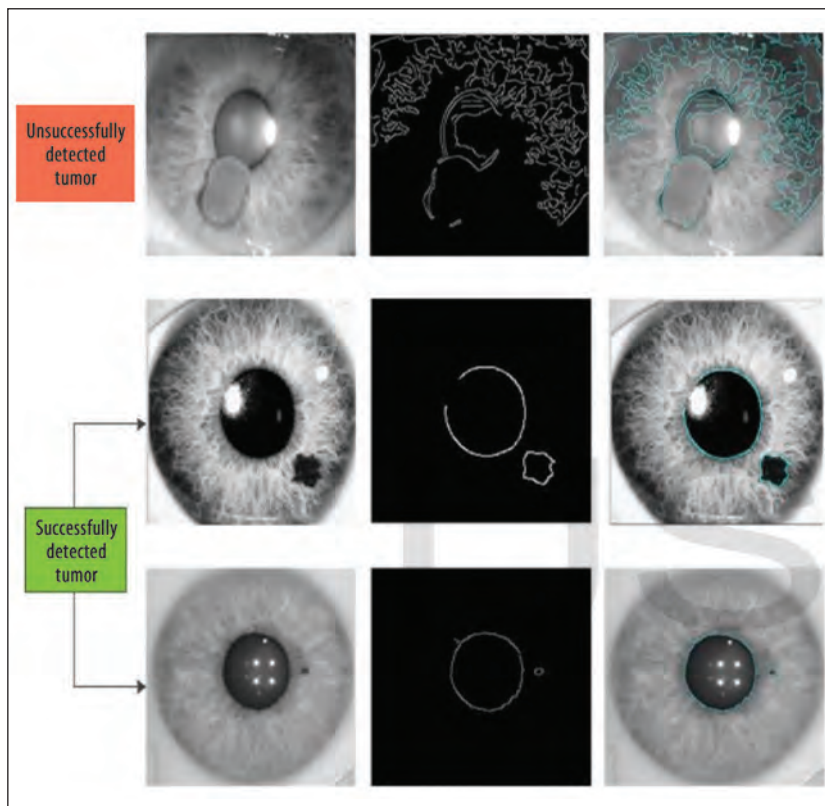


Рис. 1. Неуспешное и успешное распознавание опухоли радужки. На зеленом фоне: “Successfully detected tumor” — «Успешное распознавание опухоли». На красном фоне: “Unsuccessfully detected tumor” — «Неуспешное распознавание опухоли» [3]

Fig. 1. Unsuccessful and successful recognition of iris tumor. On a green background, “Successfully detected tumor” is displayed. On a red background, “Unsuccessfully detected tumor” is displayed [3]

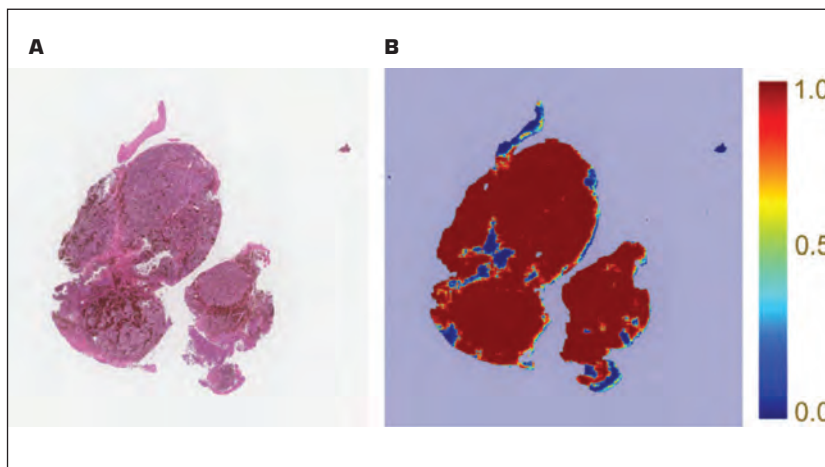


Рис. 2. Визуализация тепловой карты, отражающая вероятность злокачественности опухоли, составленной с использованием методов ИИ: А — исходное изображение меланомы на всем слайде (окрашивание гематоксилин-эозин, $\times 20$, сканирование); В — вероятностная тепловая карта этого изображения. Красный цвет указывает на более высокую злокачественность. Исследование Wang L. и соавт. [5]

Fig. 2. Visualization of a heat map representing the probability of tumor malignancy using AI methods: A — original melanoma image on the whole slide (hematoxylin and eosin staining, $\times 20$, scan); B — probability heat map of this image. Red color indicates higher malignancy. Wang L. et al. [5]

Таблица 1. Характеристика работ в области ИИ в офтальмоонкологии**Table 1.** Features of the AI-related works in ocular oncology

Авторы, дата (год) Authors, date (year)	Подвид ИИ, функции AI type, functions	Оценка работы модели / AUC, SE, SP Model performance evaluation / AUC, SE, SP	Датасет (набор данных) Dataset
Патология радужки / Iris tumors			
Abdulkader H. 2014 [3]	Методы сегментации и совмещения изображений. Разработанная система считывает изображение радужки с опухолью, обрабатывает его и отмечает область опухоли, зрачок Methods of image segmentation and alignment. The developed system reads the image of the iris with a tumor, processes it and marks the tumor area, the pupil	Общий коэффициент обнаружения составляет 98,5 % The overall detection rate is 98.5 %	Система была протестирована с использованием 100 RGB-изображений опухолей радужки (меланома, киста и невус) и нормальных радужек, полученных из онлайн-базы данных "Miles Research" The system was tested using 100 RGB images of iris tumors (melanoma, cyst and nevus) and normal irises obtained from the Miles Research online database
Dimililer K. et al., 2016 [2]	Для распознавания опухолей радужки и маркировки их на исходном изображении использованы различные методы обработки изображений и двухфазные нейронные сети с обратным распространением (back propagation neural networks). Исследование имеет 2 фазы: 1) Eye Tumour Detection System (ETDS); 2) Intelligent Eye Tumour Detection System (IETDS) To recognize iris tumors and label them on the original image, various image processing methods and two-phase neural networks with back propagation (back propagation neural networks). The study has 2 phases: 1) Eye Tumour Detection System (ETDS), 2) Intelligent Eye Tumour Detection System (IETDS)	При использовании ETDS был достигнут коэффициент распознавания 95 %. При использовании IETDS был достигнут коэффициент распознавания 92 % при использовании исходного набора изображений, а при объединении ETDS с нейронными сетями был достигнут коэффициент распознавания 97 % Using ETDS, a recognition rate of 95% was achieved. Using IETDS, a recognition rate of 92% was achieved using the original image set, and when combining ETDS with neural networks, a recognition rate of 97 % was achieved	100 фотографий переднего отдела глаза: обучающий датасет (30); тестовый набор данных (70) 100 anterior eye photos: training dataset (30); test dataset (70)
Патология век / Eyelid tumors			
Wang et al., 2020 [5]	Диагностическая система на базе методов глубокого обучения для дифференциальной диагностики доброкачественных и злокачественных опухолей Deep learning based diagnostic system for differential diagnosis of benign and malignant tumors	AUC 0.989 SE 94.7 % SP 95.3 %	Изображения 225 230 гистологических исследований (pathological patches) Images of 225 230 histology results (pathological patches)
Li et al., 2022 [29]	Сверточные нейронные сети (Faster R-CNN) и нейросети глубокого обучения (DL classification networks) для автономного обнаружения и дифференциальной диагностики злокачественных и доброкачественных опухолей век на снимках, которые пациенты делали самостоятельно с помощью цифровой камеры Convolutional neural networks (Faster R-CNN) and deep learning neural networks (DL classification networks) for autonomous detection and differential diagnosis of malignant and benign eyelid tumors in images taken by patients themselves using a digital camera	AUC 0.899 SE 91.5 % SP 79.2 %	Набор данных, содержащий 1417 изображений, был использован для создания и тестирования системы обнаружения опухолей век. Кроме того, система классификации глубокого обучения была обучена и оценена с использованием 1533 обрезанных изображений, состоящих из 1161 изображения доброкачественных опухолей и 372 изображений злокачественных опухолей, сгенерированных системой. Основными злокачественными опухолями век в наборе данных были базальноклеточная карцинома (65,9 %), плоскоклеточная карцинома (13,4 %) и карцинома сальных желез A dataset containing 1.417 images was used to build and test the eyelid tumor detection system. In addition, a deep learning classification system was trained and evaluated using 1.533 cropped images consisting of 1.161 benign tumor images and 372 malignant tumor images generated by the system. The main malignant eyelid tumors in the dataset were basal cell carcinoma (65.9 %), squamous cell carcinoma (13.4 %), and sebaceous gland carcinoma
Диагностика невуса/меланомы / Nevus/melanoma diagnostics			
Kaiserman et al., 2005 [30]	Искусственная нейронная сеть (artificial neural network, ANN) для предсказания смертности от метастатической болезни при меланоме хориоидеи за пятилетний период Artificial Neural Network (ANN) to predict metastatic mortality in choroidal melanoma over a five-year period	Аккурату 86 %	Данные 153 пациентов с меланомой хориоидеи: демографические данные пациентов и детали УЗИ опухоли Data from 153 patients with choroidal melanoma: patient demographics and tumor ultrasound details
Vaquero-Garcia J. et al., 2017 [31]	Использованы методы: «логистическая регрессия», «деревья решений», «случайный лес», «регрессия выживания» с целью создания модели для расчета персонального риска метастазирования увеальной меланомы "PRiMeUM" The methods used were: "logistic regression", "decision trees", "random forest", "survival regression" to create a model for calculating the personal risk of metastasis of uveal melanoma "PRiMeUM"	Аккурату 85 %	Клинические данные и характеристики опухоли 1227 пациентов с увеальной меланомой Clinical data and tumor characteristics of 1227 patients with uveal melanoma

Продолжение таблицы 1

Авторы, дата (год) Authors, date (year)	Подвид ИИ, функции AI type, functions	Оценка работы модели / AUC, SE, SP Model performance evaluation / AUC, SE, SP	Датасет (набор данных) Dataset
Sun et al., 2019 [32]	Методы глубокого обучения — трансферное обучение предобученной сети DenseNet-121 для выявления экспрессии белка BAP-1 (BRCA1-associated protein 1) на изображении гистологического слайда Deep Learning Methods — Transfer Learning of Pre-trained DenseNet-121 Network for Detecting BAP-1 (BRCA1-associated protein 1) Protein Expression in Histology Slide Image	SE 97.09 % SP 98.12 % accuracy 97.10 %	В исследование были включены 47 энуклеированных глаз 47 пациентов. Сгенерировано 8176 фрагментов гистопатологических изображений, которые были случайным образом разделены на обучающий (6800 фрагментов изображений) и тестовый (1376 фрагментов изображений) датасеты The study included 47 enucleated eyes of 47 patients. A total of 8176 histopathological image fragments were generated. The 8176 image fragments were randomly divided into training (6800 image fragments) and testing (1376 image fragments) datasets
Luo et al., 2021 [33]	Метод машинного обучения, такой как алгоритм «случайного леса» (random forest), для решения двух задач у пациентов, прошедших лечение брахитерапией с изотопом I-125: 1) оценка риска смерти в течение 4 лет; 2) оценка риска метастазирования ML random forest algorithm to solve 2 problems in patients treated with I-125 brachytherapy: 1) assessment of the risk of death within 4 years; 2) assessment of the risk of metastasis	Для предсказания смерти: AUC 0,71 accuracy 58,5 % SE 70,5 % SP 57,0 %. При предсказании риска метастазирования: AUC 0,85 accuracy 79,5 % SE 77,1 % SP 79,8 % For predicting death: AUC 0.71 accuracy 58.5 % SE 70.5 % SP 57.0 %. For predicting metastasis risk: AUC 0.85, accuracy 79.5 %, SE 77.1 %, SP 79.8 %	454 пациента были включены для построения модели оценки риска смерти и 424 были включены для оценки риска метастазирования. Данные: демографическая информация (возраст и пол), общие офтальмологические характеристики (сторона поражения, корригированная острота зрения и внутриглазное давление), клинические характеристики опухоли (наличие субретинального экссудата, поражение диска зрительного нерва, гемофтальм, поражение цилиарного тела, проминенция, форма опухоли, диаметр основания) на мультимодальных изображениях 454 patients were included to build the mortality risk assessment model and 424 were included to assess the risk of metastasis. Data: demographic information (age and gender), general ophthalmological characteristics (side of involvement, best-corrected visual acuity and intraocular pressure), clinical tumor characteristics (presence of subretinal fluid, optic disc involvement, hemophthalmos, ciliary body involvement, prominence, tumor shape, basal diameter) on multimodal images
Zhang et al., 2021 [34]	Нейросети на основе U-Net, сверточной нейронной сети и метода «случайный лес» (random forest) для предсказания наличия меланомы радужки по ее цвету и изображению Neural networks based on: U-Net, convolutional neural network and random forest method for predicting the presence of iris melanoma based on iris color and iris image	Авторы не обнаружили корреляцию между цветом радужки и наличием меланомы. В дополнение сегментированные изображения радужки были напрямую загружены в сверточную нейронную сеть, но она тоже не справилась с предсказанием наличия меланомы The authors found no correlation between iris color and the presence of melanoma. Additionally, segmented iris images were fed directly into a convolutional neural network, but it also failed to predict the presence of melanoma	Фотографии радужки пациентов: 2239 — без меланомы 778 — с меланомой Patient Iris Photos: 2239 — without melanoma 778 — with melanoma
Chen et al., 2022 [35]	Метод машинного обучения, такой как алгоритм «случайный лес» (random forest), для решения двух задач: 1) прогноз двухлетней выживаемости после лечения 2) прогноз метастазирования в течение 2 лет после лечения Machine learning method such as the “random forest” algorithm (random forest) to solve 2 problems: 1) forecast of two-year survival after treatment 2) forecast of metastasis within 2 years after treatment	Для предсказания смерти: AUC 0,883 accuracy 0,769 Для предсказания метастазирования: AUC 0,846 accuracy 0,749 For predicting death: AUC 0.883 accuracy 0.769 For predicting metastasis: AUC 0.846 accuracy 0.749	Данные, касающиеся демографических характеристик, переменных офтальмологического обследования (острота зрения и внутриглазное давление) и особенностей, характерных для опухоли (наибольший диаметр основания, проминенция, пигментация, локализация образования, макроскопический вид, поражение зрительного нерва, субретинальный экссудат, внутриглазное кровоизлияние, поражение цилиарного тела, экстраокулярное распространение, стадия TNM, лечение и цитология) Data regarding demographic characteristics, ophthalmologic examination variables (visual acuity and intraocular pressure), and tumor-specific features (largest basal diameter, prominence, pigmentation, lesion location, macroscopic appearance, optic nerve involvement, subretinal exudate, intraocular hemorrhage, ciliary body involvement, extraocular extension, TNM stage, treatment, and cytology)
Donizy et al., 2022 [36]	3 классические модели машинного обучения для определения предикторов метастазирования и выживаемости (общая выживаемость и выживаемость без прогрессирования): – cox proportional hazards (CPH) – random survival forest (RSF) – survival gradient boosting (SGB) 3 classic machine learning models to identify predictors of metastasis and survival (overall survival and progression-free survival): – cox proportional hazards (CPH) – random survival forest (RSF) – survival gradient boosting (SGB)	По данным AUC, модель SGB показала себя лучше в предсказании общей выживаемости и рисков метастазирования, чем GEPS (gene expression prognostic signature) According to AUC, the SGB model showed better performance in predicting overall survival and metastasis risk than GEPS (gene expression prognostic signature)	Обучающий набор данных: 164 энуклеированных глаза с увеальной меланомой у 164 пациентов без предшествующей терапии. Проверочный набор данных: 80 увеальных меланом из атласа “Tumor Cancer Genome Atlas” Training dataset: 164 enucleated eyes with uveal melanoma in 164 patients with no prior therapy. Validation dataset: 80 uveal melanomas from the Tumor Cancer Genome Atlas

Авторы, дата (год) Authors, date (year)	Подвид ИИ, функции AI type, functions	Оценка работы модели / AUC, SE, SP Model performance evaluation / AUC, SE, SP	Датасет (набор данных) Dataset
Zabor E.C., 2022 [37]	Онлайн-калькулятор, использующий регрессию лассо для определения прогнозируемой вероятности диагноза меланомы хориоидеи Online calculator using lasso regression to determine the predicted probability of choroidal melanoma diagnosis	AUC 0.880	Для датасета использованы мультимодальные данные (ультрасонограммы, фундус-фото, данные цитологии). 123 пациента — обучающий набор данных 240 пациентов — проверочный набор данных Multimodal data (ultrasound, fundus photo, cytology data) were used for the dataset. 123 patients — training dataset 240 patients — testing dataset
Liu T.Y.A. et al., 2023 [38]	Система глубокого обучения была разработана с автоматической моделью извлечения области интереса (region-of-interest, ROI) для прямого прогнозирования профиля экспрессии генов из цифровых изображений цитопатологии. Авторы применили трансферное обучение (transfer learning) к предварительно обученной сети ResNet-152 для задачи бинарной классификации A deep learning framework was developed with an automatic region-of-interest (ROI) extraction model to directly predict gene expression profile from digital cytopathology images. The authors applied transfer learning to a pre-trained ResNet-152 network for a binary classification task	AUC 0.944 SE 91.7 % SP 91.7 %	89 изображений оцифрованной биопсии меланомы хориоидеи 89 images of digitized choroidal melanoma biopsy
Диагностика ретинобластомы / Diagnostics of retinoblastoma			
Rivas-Perea P., 2014 [39]	Приложение для смартфона CRADLE (Computer-Assisted Detector of Leukocoria), с помощью которого выполняется скрининг лейкокории у детей, было улучшено и теперь использует сверточную нейронную сеть Smartphone app for screening leukocoria in children CRADLE (Computer-Assisted Detector of Leukocoria) has been improved and now uses a convolutional neural network	Приложение способно обнаружить лейкокорию у 80 % пациентов с заболеваниями глаз The app can detect leukocoria in 80 % of patients with eye diseases	Для обучения и тестирования алгоритма использовано 52 982 фотографии глаз, созданных родителями пациентов в бытовых условиях 52 982 photographs of eyes taken by patients' parents in everyday life were used to train and test the algorithm
Strijbis et al., 2021 [40]	Сверточная нейронная сеть multiview CNN (MV-CNN) для автоматической сегментации глаза и опухоли на МРТ-снимках пациентов с ретинобластомой Convolutional neural network multiview CNN (MV-CNN) for automatic eye and tumor segmentation in MRI images of patients with retinoblastoma	Внутриклассовый коэффициент корреляции 0,997 и 0,996 Intraclass correlation coefficient 0.997 and 0.996	40 ретинобластом и 20 здоровых глаз от 30 пациентов были включены в обучающий/тестовый датасет (29 ретинобластом, 17 здоровых глаз) и независимый проверочный датасет (11 ретинобластом, 3 здоровых глаза) 40 retinoblastomas and 20 healthy eyes from 30 patients were included in the training/test dataset (29 retinoblastomas, 17 healthy eyes) and an independent validation dataset (11 retinoblastomas, 3 healthy eyes)
Диагностика опухолей конъюнктивы / Conjunctival Tumors Diagnostics			
Tan et al., 2017 [41]	Система стратификации риска, которая прогнозирует сложность реконструктивной операции после удаления периокулярной базальноклеточной карциномы. Использован наивный байесовский классификатор, альтернативное дерево решений (alternating decision tree, ADT) A risk stratification system that predicts the complexity of reconstructive surgery after removal of periocular basal cell carcinoma Used Naive Bayes classifier, alternative decision tree (ADT)	Наивный байесовский классификатор: AUC of 0,854 Модель ADT: AUC of 0,853 Naive Bayes classifier: AUC of 0.854 ADT model: AUC of 0.853	Данные 156 пациентов: демографические, клинические, особенности опухоли и гистологические данные Data of 156 patients: demographic, clinical, tumor characteristics and histological data
Habibalahi et al., 2019 [42]	Техники машинного обучения для детекции и демаркации границ сквамозного рака конъюнктивы Machine learning techniques for detection and demarcation of squamous cell carcinoma of the conjunctiva	Корреляция между спектральным анализом изображения и гистологической оценкой составила 94 % The correlation between spectral image analysis and histological assessment was 94 %	Образцы биопсии 18 пациентов были повторно обработаны без окрашивания для получения аутофлуоресцентных мультиспектральных микроскопических изображений Biopsy specimens from 18 patients were reprocessed without staining to obtain autofluorescence multispectral microscopic images
Yoo et al., 2021 [43]	Модель глубокого обучения для распознавания меланомы конъюнктивы на изображениях переднего отдела глаза. Различные сверточные нейронные сети: GoogleNet, InceptionV3, NASNet, ResNet50, MobileNetV2. Обучающий датасет был дополнен генеративными нейросетями (GAN) Deep learning model for conjunctival melanoma recognition in anterior eye images. Various convolutional neural networks: GoogleNet, InceptionV3, NASNet, ResNet50, MobileNetV2. The training dataset was supplemented with Generative adversarial network (GAN)	Модель Mobile NetV2 показала лучший результат: AUC 0,983, accuracy 97,2 % При использовании фантомных 3D-изображений ROC-AUC 97,2 % и 0,983 accuracy 94,0 % The Mobile NetV2 model showed the best result: AUC 0.983 accuracy 97.2 % When using 3D phantom images ROC-AUC 97.2 % and 0.983 accuracy 94.0 %	Всего: 398 изображений из общедоступных баз. Исходный обучающий набор данных содержал 136 изображений меланомы конъюнктивы, 93 изображения невуса или меланоза, 75 изображений птеригиума и 94 изображения нормы. Обучающий датасет был дополнен синтетическими изображениями (200 сгенерировано CycleGAN и 200 PGGAN). Авторы создали искусственные фантомы переднего отдела глаза с меланомой конъюнктивы с помощью 3D-принтера Robox. Фотографии этих фантомов со смартфона затем использовали для расширения датасета для тестирования Total: 398 images from publicly available databases. The original training dataset contained 136 images of conjunctival melanoma, 93 images of nevus or melanosis, 75 images of pterygium and 94 images of normal eye. The training dataset was supplemented with synthetic images (200 generated by CycleGAN and 200 by PGGAN). The authors created artificial phantoms of the anterior eye with conjunctival melanoma using a Robox 3D printer. Smartphone photos of these phantoms were then used to extend the testing dataset

S.S. Alotaibi и соавт. (2023) рассматривают возможности использования такой технологии ИИ, как ChatGPT, в потенциальном изменении исследования и лечения в области онкологических заболеваний глаз. Подчеркивается, что его полезность в предоставлении общей информации врачам ограничивается неспособностью давать актуальную информацию [11].

В. Chawla и соавт. в статье 2023 г. обсуждают не только разнообразие алгоритмов машинного обучения для анализа изображений глазного дна и других медицинских данных с целью более быстрой и точной диагностики заболеваний, таких как ретинобластома и меланома, но и перспективы интеграции ИИ в клиническую практику, включая его роль в разработке индивидуализированных планов лечения на основе анализа молекулярно-биологических характеристик опухолей [12].

Применение ИИ в неинвазивной визуализации, такой как оптическая когерентная томография (ОКТ), позволяет точно выявлять структурные изменения хориоидеи [13]. Представляет интерес статья М. Goswami, опубликованная в журнале *Computerized Medical Imaging and Graphics* в 2021 г., в которой исследуется применение методов глубокого обучения для оценки роста опухолей глаза, как доброкачественных, так и злокачественных. Исследование проводилось с использованием данных ОКТ сетчатки глаз мышей. Данные ОКТ и ОКТ-ангиографии с высоким временным разрешением (рост объема опухоли за 120 дней наблюдения) представлены с использованием неинвазивной визуализации *in vivo*. Основная цель исследования — использовать модели глубокого обучения для анализа данных медицинской визуализации с целью точной оценки роста опухоли. Проводился анализ чувствительности моделей по отношению к характеристикам опухолей (рост доброкачественной/злокачественной опухоли с лечением и без него). Ученые использовали различные архитектуры глубокого обучения, в частности сверточные нейронные сети, для обработки и анализа медицинских изображений. Исследование включало сбор данных, разработку модели. Эффективность каждой модели оценивалась с использованием таких метрик, как точность, чувствительность, специфичность и площадь под кривой (AUC) [14].

ПРИМЕНЕНИЕ ИИ ДЛЯ РАННЕЙ ДИАГНОСТИКИ МЕЛАНОМЫ ХОРИОИДЕИ

С использованием технологий ИИ ведутся работы в направлении расширения возможности и увеличения точности диагностики начальных проявлений меланомы хориоидеи. Алгоритмы ИИ, особенно в сочетании с современными методами визуализации, показали повышение точности диагностики, что имеет большое значение в ранней диагностике меланомы, которая затруднена из-за ее бессимптомного течения и сходства с другими заболеваниями глазного дна («псевдомеланома»). Оптическая когерентная томография (ОКТ), включая ангиографический режим, открыла новые горизонты

в диагностике патологий глазного дна [15–17], в том числе опухолей сетчатки и хориоидеи.

Первые шаги в разработке этапов диагностики увеальной меланомы и ее прогнозирования с помощью ИИ выполнены Е.Б. Мякошиной и соавт. [18]. Созданная ими прогностическая модель базируется на клинико-морфометрических и иммунологических показателях первичной опухоли и позволяет прогнозировать течение начальной меланомы хориоидеи после органосохранного лечения. Для анализа в модели применили клинические (возраст, снижение зрения, локализация опухоли, степень пигментации, наличие кровоизлияний, оранжевого пигмента), морфометрические (интра- и субретинальный экссудат и дезорганизация пигмента в ретинальном пигментном эпителии) и иммунологические (уровень провоспалительных, проангиогенных, пролиферативных, вызывающих метастазирование цитокинов в сыворотке крови) параметры. Использование прогностической модели помогает планировать и корректировать тактику лечения больных с начальной меланомой хориоидеи с целью сведения к минимуму осложнений и ошибок, обеспечения контроля лечения.

Кроме того, коллективом авторов создана компьютерная (электронная) модель витального прогноза у пациентов с начальной меланомой хориоидеи [19, 20]. Для создания компьютерной (электронной) модели витального прогноза пациентов после энуклеации по поводу начальной меланомы хориоидеи папиллярной локализации применяли компьютерную предобработку данных 31 пациента. Использовались патоморфологические параметры и критерии опухолевого клеточного микроокружения. С помощью компьютерной программы показано, что наличие миелоидных клеток супрессорного происхождения (промиелоцитов) в ткани опухоли является фактором, повышающим риск смерти от метастатической болезни при меланоме хориоидеи. Наличие плазмоцитов, напротив, рассматривается как фактор, снижающий риск смерти. На основании полученной формулы создана программа, включающая в себя параметры опухолевого клеточного микроокружения меланомы хориоидеи, позволяющие прогнозировать выживаемость каждого пациента. Компьютерная (электронная) модель витального прогноза, полученная на основе анализа выживаемости пациентов после энуклеации по поводу меланомы хориоидеи, позволяет прогнозировать сроки смерти пациента от метастатической болезни. Полученные временные параметры модели предполагают изменение тактики ведения пациентов после энуклеации по поводу начальной меланомы хориоидеи, распространяющейся на диск зрительного нерва. К таким изменениям необходимо отнести сокращение периодичности осмотров и обследований пациентов с меланомой хориоидеи (ПЭТ-КТ три раза в год) с консультацией онколога с целью планирования системной таргетной и иммунотерапии.

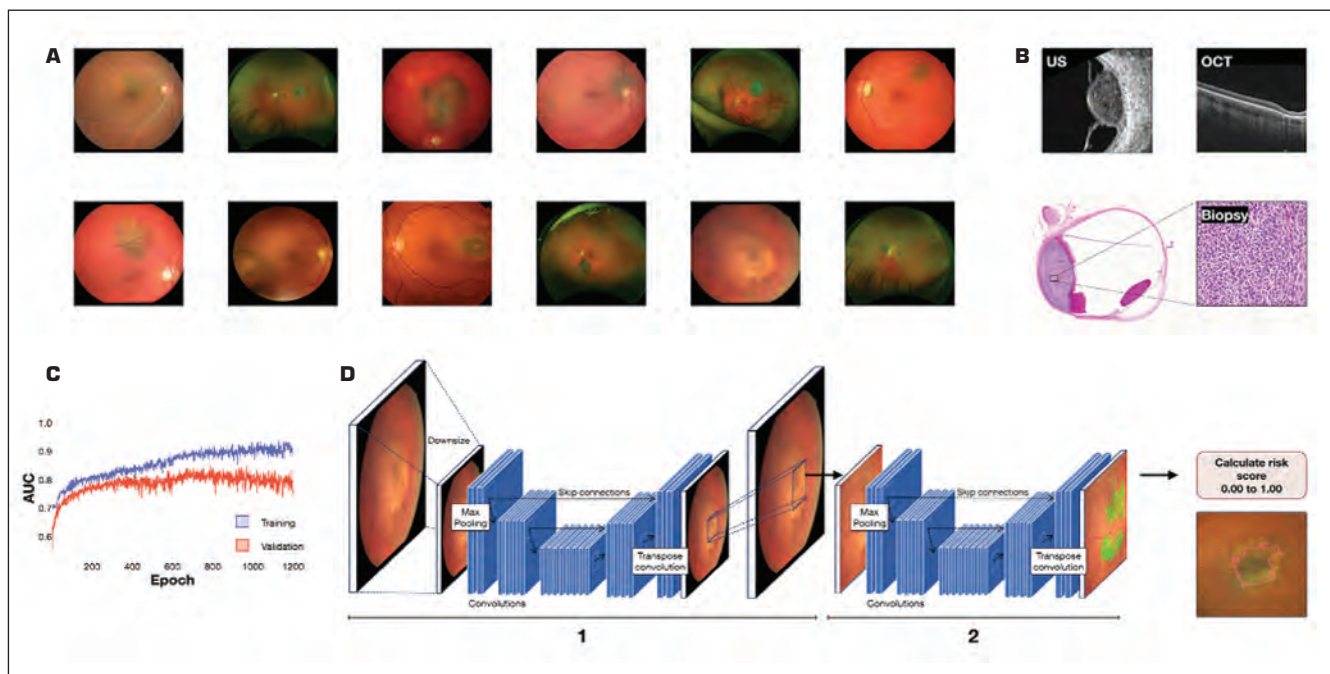


Рис. 3. Схема разработки, проверки и процесса тестирования алгоритма глубокого обучения для различения небольших хориоидальных меланом от невусов с использованием фотографий глазного дна. А — фаза сбора фотографий глазного дна; В — проверка диагноза офтальмологами с помощью клинических обследований с использованием комплексного диагностического подхода, включающего УЗИ, ОКТ и биопсию при необходимости; С — оценка алгоритма: площадь под кривой (AUC) служит основной метрикой для оценки производительности алгоритма; D — улучшение классификации. 1: U-Net 1 определяет область интереса; 2: U-Net 2 оценивает риск меланомы, интегрируя результаты в комплексную оценку риска [21]

Fig. 3. The process of developing, validating, and testing a deep learning algorithm to distinguish small choroidal melanomas from nevi using fundus photographs: А — fundus photograph collection phase; В — diagnosis verification by ophthalmologists through clinical examinations, using a comprehensive diagnostic approach that included ultrasound, OCT, and biopsy in selected cases where necessary; С — algorithm evaluation: the area under the curve (AUC) served as the primary metric to evaluate the performance of the algorithm; D — classification improvement. 1: U-Net 1 defines the region of interest, 2: U-Net 2 estimates the melanoma risk by integrating the results into a comprehensive risk score [21]

Некоторые публикации представляют описание существующих технических решений для дифференциальной диагностики меланомы и невуса хориоидеи.

Так, в статье ученых из Швеции S. Sabazade и соавт. описан процесс разработки и проверки алгоритма глубокого обучения для дифференциальной диагностики меланомы хориоидеи небольшого размера и невуса на основе фотографий глазного дна [21]. Алгоритм прошел этапы обучения и тестирования, что позволило оценить его эффективность в выявлении отличительных особенностей этих двух типов патологии (рис. 3). Несмотря на то что обучение и тестирование проводилось на относительно небольшой выборке (нейросеть была обучена и проверена на когортах из 495 и 168 изображений, а затем протестирована на независимых сетях из 86 и 53 изображений), результаты показали высокую точность классификации, что подтверждает потенциал использования глубокого обучения в офтальмологии. Однако алгоритм показал специфичность в 74 %, что ниже, чем данный показатель у опытных офтальмологов.

В работе немецких ученых набор данных из 762 фотографий глазного дна был разделен на доброкачественные,

невус, первичную меланому хориоидеи и облученную меланому хориоидеи [22]. После обучения модели ее тестировали на независимой выборке из 100 изображений, затем оценивали точность и специфичность. Оптимальная эффективность наблюдалась при бинарной классификации с включением одного метода визуализации, достигая точности 95,8 %.

В работе E. Allam и соавт. (2022) подчеркивается, что можно достичь высокого уровня распознавания изображений внутриглазных опухолей при использовании таких методов, как нейронные сети обратного распространения (Back Propagation Neural Networks) и сверточные нейронные сети (convolutional neural networks) [23]. Уровни распознавания достигали 95 и 93 % соответственно. Исследование проводилось на основании данных пациентов с такими патологиями, как невус радужки, увеальная меланома и ретинобластома. Еще один многообещающий результат в изучении алгоритмов ИИ для ранней диагностики меланомы представили J. Ma и соавт. [24], которые использовали сверхширокоугольные фотографии глазного дна пациентов с диагнозами «увеальная меланома», «хориоидальные

невусы», «врожденная гипертрофия ретинального пигментного эпителия» с предварительным анализом изображений врачом-офтальмологом, специализирующимся на лечении опухолей глаза. Всего для разработки алгоритма машинного обучения было использовано 396 изображений, в то время как 90 дополнительных изображений служили тестовым набором данных наряду с изображениями глазного дна от 30 здоровых контрольных лиц. По данным работы, алгоритм показывает высокую эффективность в сегментации изображений глазного дна. Чувствительность обнаружения патологического очага на изображении составила 1,00. Модель достигла специфичности 0,93 при анализе глазного дна здоровых лиц.

В 2023 г. P. Poovizhi и соавт. предложили подход, который устраняет необходимость в независимом извлечении признаков и алгоритмах классификации [25]. Для разработки надежного решения для дифференциальной диагностики меланомы хориоидеи и невусов предложено применение технологий глубокого обучения, сверточных нейронных сетей и анализа SHAP (SHapley Additive exPlanations) [26]. SHAP представляет данные о том, какие признаки наиболее важны для прогностического анализа изображений. Самые частые виды нейронных сетей, использующиеся в вопросах диагностики меланомы хориоидеи с помощью ИИ, это сверточные нейронные сети [8, 25, 26]. Основное преимущество сверточной нейронной сети заключается в том, что ее обучение проще и имеет меньше параметров, чем искусственная нейронная сеть с идентичным количеством скрытых слоев [25].

Эффективная дифференциальная диагностика хориоидального невуса и небольшой меланомы имеет решающее значение для раннего выявления и дальнейшего лечения, что может значительно улучшить витальный прогноз пациентов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

ИИ лишен ограничений традиционных диагностических методов, таких как субъективность, недостаточная чувствительность, трудности с дифференциальной диагностикой.

Продолжение изучения опухолей глаз и создание стандартизированных методов отчетности имеют важное значение для повышения прогностических возможностей ИИ [9]. Интеграция технологий ИИ с такими неинвазивными методами офтальмологической диагностики, как фундус-фотография и оптическая когерентная томография, имеет большие перспективы в улучшении ранней диагностики меланомы хориоидеи [13].

У ИИ есть потенциал применения в области диагностики и лечения офтальмоонкологической патологии. Опубликованные работы показывают хорошую эффективность, но иногда имеют ограничения в виде малых размеров обучающей выборки из-за низкой распространенности данных заболеваний, что может привести

к ограниченной эффективности и воспроизводимости модели ИИ [8, 27]. Это можно преодолеть с помощью синтетического улучшения данных и применения низкочастотных методов машинного обучения [27]. Так, в опубликованных работах по диагностике меланомы хориоидеи с помощью ИИ в каждом датасете использовали менее 1 тыс. снимков глазного дна, тогда как в опубликованных работах по диабетической ретинопатии количество снимков в датасетах исчисляется тысячами. Необходимо продолжать исследования для подтверждения эффективности использования ИИ в клинических условиях для стандартизации критериев оценки других внутриглазных опухолей, не только меланомы хориоидеи [9].

Еще одной важной задачей является информирование пациентов о программах и получение данных (изображений, стандартизированных изображений и протоколов их интерпретации); другие проблемы включают консенсус относительно стандартных диагностических критериев и подписание информированного согласия относительно защиты данных, конфиденциальности и кибербезопасности. Этические вопросы использования ИИ в медицине занимают отдельную область исследований.

Системы ИИ должны беспрепятственно интегрироваться в существующие клинические рабочие процессы и электронные медицинские карты. Пока еще приходится часто сталкиваться с проблемами совместимости [16].

Докторам-клиницистам необходимо обучение для эффективного использования инструментов ИИ, хотя может возникнуть сопротивление внедрению новых технологий из-за опасений по поводу надежности и вытеснения рабочих мест [22]. Клиницистам требуются модели ИИ, которые будут выдавать понятные результаты, чтобы обеспечить доверие и валидацию в клинических условиях [27]. Ученые подчеркивают необходимость разработки стандартов, регламентирующих применение технологий ИИ, а также стандартов, позволяющих достоверно оценивать работу таких технологий [28].

Качество моделей оценивают по метрикам: площадь под ROC-кривой (AUC), чувствительность (Se) и специфичность (Sp).

Изначально модель тренируется с помощью обучающего набора данных (training dataset). Далее обученная модель используется с целью прогнозирования ответов для наблюдения с помощью проверочного набора данных (validation dataset). Тестовый набор данных (test dataset) позволит дать непредвзятую оценку окончательной модели, настроенной с помощью обучающего набора данных. Accuracy — доля правильных ответов алгоритма.

УЧАСТИЕ АВТОРОВ:

Мякошина Е.Б. — разработка и дизайн исследования, написание текста, редактирование текста, окончательное утверждение рукописи;
Укина А.О. — написание текста, редактирование текста.

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

- Maurya RP, Maurya M. Applications of artificial intelligence in ocular oncology. *IP Int J Ocul Oncol Oculoplasty*. 2022;8(2):84–87. doi: 10.18231/j.ijooo.2022.019.
- Dimililer K, Ever YK, Ratemi H. Intelligent eye tumour detection system. *Procedia Comput. Sci.* 2016;102:325–332.
- Abdulkader H. ITDS: Iris tumor detection system using image processing techniques. *Int. J. Sci. Eng. Res.* 2014;35:45–80.
- Jiang Z, Wang L, Wang Y, Jia G, Zeng G, Wang J, Li Y, Chen D, Qian G, Jin Q. A Self-Supervised Learning Based Framework for Eyelid Malignant Melanoma Diagnosis in Whole Slide Images. *IEEE/ACM Trans Comput Biol Bioinform.* 2024 Jul-Aug;21(4):701–714. doi: 10.1109/TCBB.2022.3207352.
- Wang L, Ding L, Liu Z, Sun L, Chen L, Jia R, Dai X, Cao J, Ye J. Automated identification of malignancy in whole-slide pathological images: identification of eyelid malignant melanoma in gigapixel pathological slides using deep learning. *Br J Ophthalmol.* 2020 Mar;104(3):318–323. doi: 10.1136/bjophthalmol-2018-313706.
- Wang L, Dai X, Liu Z, Zhao Y, Sun Y, Mao B, Wu S, Zhu T, Huang F, Maimaiti N, Cai X, Li SZ, Sheng J, Guo T, Ye J. AI-driven eyelid tumor classification in ocular oncology using proteomic data. *NPJ Precis Oncol.* 2024 Dec 23;8(1):289. doi: 10.1038/s41698-024-00767-8.
- Bassi A, Krance SH, Pucchio A, Pur DR, Miranda RN, Felfeli T. The Application of Artificial Intelligence in the Analysis of Biomarkers for Diagnosis and Management of Uveitis and Uveal Melanoma: A Systematic Review. *Clin Ophthalmol.* 2022 Aug 30;16:2895–2908. doi: 10.2147/OPTH.2022.3377358.
- Chandrabhatla AS, Horgan TM, Cotton CC, Ambati NK, Shildkrot YE. Clinical Applications of Machine Learning in the Management of Intraocular Cancers: A Narrative Review. *Invest Ophthalmol Vis Sci.* 2023 Jul 3;64(10):29. doi: 10.1167/iov.64.10.29.
- Farabi Maleki S, Yousefi M, Hajiesmailipoor Z, Jafarizadeh A, Pedrammehr S, Ali-zadehsani R, Gorriz Saez JM. Role of artificial intelligence in ocular tumors: A systematic review. *J. Clin. Oncol.* 2024;42(16_suppl):e15070–e15070. doi: 10.1200/JCO.2024.42.16_suppl.e15070.
- Koseoglu ND, Corréa ZM, Liu TYA. Artificial intelligence for ocular oncology. *Curr Opin Ophthalmol.* 2023 Sep 1;34(5):437–440. doi: 10.1097/ICU.0000000000000982.
- Alotaibi SS, Rehman A, Hasnain M. Revolutionizing ocular cancer management: a narrative review on exploring the potential role of ChatGPT. *Front Public Health.* 2023 Dec 15;11:1338215. doi: 10.3389/fpubh.2023.1338215.
- Chawla B, Ganesh KB. Applications of artificial intelligence in ocular oncology. *Adv. Ophthalmol. Optom.* 2023;8(1):111–122. doi: 10.1016/j.yaoo.2023.02.002.
- Selvam A, Ong J, Bollepalli SC, Chhablani J, Vupparaboina KK, Driban M. Artificial intelligence in choroid through optical coherence tomography: A comprehensive review. *Authorea Preprints.* 2023. doi: 10.36227/techrxiv.24076470.v2.
- Goswami M. Deep learning models for benign and malign ocular tumor growth estimation. *Comput Med Imaging Graph.* 2021 Oct;93:101986. doi: 10.1016/j.compmedimag.2021.101986.
- Мякошина ЕБ. Комплексная диагностика начальной меланомы хориоидеи. *Russian electronic journal of radiology.* 2016;6(4):19–28. Мякошина ЕБ. Complex diagnostics of small choroidal melanoma. *Russian electronic journal of radiology.* 2016;6(4):19–28 (In Russ.). doi: 10.21569/2222-7415-2016-6-4-19-28.
- Нероев ВВ, Саакян СВ, Мякошина ЕБ, Охочимская ТД, Фадеева ВА. Оптическая когерентная томография-ангиография в диагностике начальной меланомы и отграниченной гемангиомы хориоидеи. *Вестник офтальмологии.* 2018;134(3):4–18. Neroyev VV, Saakyan SV, Mياkoshina EB, Okhotsimskaia TD, Fadeeva VA. Role of optical coherence tomography angiography in diagnostics of early choroidal melanoma and circumscribed choroidal hemangioma. *Russian Annals of Ophthalmology.* 2018;134(3):4–18 (In Russ.). doi: 10.17116/oftalma201813434.
- Мякошина ЕБ, Саакян СВ. Оптическая когерентная томография в диагностике начальной меланомы хориоидеи. *Вестник офтальмологии.* 2020;136(1):56–64. Мякошина ЕБ, Саакян СВ. Optical coherence tomography in diagnostics of small choroidal melanoma. *Russian Annals of Ophthalmology.* 2020;136(1):56–64 (In Russ.). doi: 10.17116/oftalma20201360156.
- Мякошина ЕБ, Куликова ИГ, Балацкая НВ, Катаргина ЛА, Саакян СВ. Прогностическая модель течения начальной меланомы хориоидеи после органосохраняющего лечения, основанная на клинико-морфометрических и иммунологических показателях. *Медицинская иммунология.* 2022;24(1):81–88. Мякошина ЕБ, Kulikova IG, Balatskaya NV, Katargina LA, Saakyan SV. Predictive model of small choroidal melanoma progression after eye-saving treatment based on clinical, morphometric and immunological parameters. *Medical Immunology.* 2022;24(1):81–88 (In Russ.). doi: 10.15789/1563-0625-PMO-2180.
- Саакян СВ, Мякошина ЕБ, Гарри ДД, Тарасов ГЮ, Мякошин ИЮ. Компьютерная (электронная) модель витального прогноза у пациентов с начальной меланомой хориоидеи. *Эффективная фармакотерапия.* 2023;19(11):52–56. Saakyan SV, Mياkoshina EB, Garry DD, Tarasov GYu, Mياkoshin IYu. Computer (Electronic) Model of Vital Prognosis in Patients with Small Choroidal Melanoma. *Effective Pharmacotherapy.* 2023;19(11):52–56 (In Russ.). doi: 10.33978/2307-3586-2023-19-11-52-56.
- Способ прогнозирования выживаемости пациентов после энуклеации по поводу начальной меланомы хориоидеи, распространяющейся на ДЗН: Саакян СВ, Мякошина ЕБ, Захарова ГП, Гарри ДД, Тарасов ГЮ. Патент RU 2778965, 29.08.2022. Method for predicting patient survival after enucleation for early choroidal melanoma spreading to the optic disc: Saakyan SV, Mياkoshina EB, Zakharova GP, Garry DD, Tarasov GYu. Patent RU 2778965, 08.29.2022.
- Sabazade S, Lumia Michalski MA, Bartoszek J, Fili M, Holmström M, Stålhammar G. Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Differentiation of Choroidal Nevi from Small Melanoma in Fundus Photographs. *Ophthalmol Sci.* 2024 Aug 30;5(1):100613. doi: 10.1016/j.xops.2024.100613.
- Hoffmann L, Runkel CB, Künzel S, Kabiri P, RübSam A, Bonaventura T, Marquardt P, Haas V, Biniaminov N, Biniaminov S, Joussem AM, Zeitz O. Using Deep Learning to Distinguish Highly Malignant Uveal Melanoma from Benign Choroidal Nevi. *J Clin Med.* 2024 Jul 16;13(14):4141. doi: 10.3390/jcm13144141.
- Allam E, Alfonse M, Salem ABM. Artificial intelligence techniques for classification of eye tumors: a survey. In: 2022 5th Int. Conf. Comput. Informat. (ICCI). IEEE, 2022:175–179. doi: 10.1109/ICCI54321.2022.9756067.
- Ma J, Iddir SP, Ganesh S, Yi D, Heiferman MJ. Automated segmentation for early detection of uveal melanoma. *Can J Ophthalmol.* 2024 Dec;59(6):e784–e791. doi: 10.1016/j.cjco.2024.04.003.
- Poovizhi P. An approach towards the detection of ocular cancer using Fast R-CNN technique. In: 2023 8th Int. Conf. Commun. Electron. Syst. (ICCES). IEEE, 2023:1683–1688. doi: 10.1109/ICCES57224.2023.10192725.
- Shakeri E. Deep learning-based detection and classification of uveal melanoma using convolutional neural networks and SHAP analysis. In: 2023 IEEE 24th Int. Conf. Inf. Reuse Integr. Data Sci. (IRI). IEEE, 2023:215–220. doi: 10.1109/IRI58017.2023.00044.
- Wu CT, Lin TY, Lin CJ, Hwang DK. The future application of artificial intelligence and telemedicine in the retina: A perspective. *Taiwan J Ophthalmol.* 2023 Jun 13;13(2):133–141. doi: 10.4103/tjo.tjo-D-23-00028. PMID: 37484624; PMCID: PMC10361422.
- Каталевская ЕА, Каталевский ДЮ, Тюрников МИ. Перспективы использования искусственного интеллекта в диагностике и лечении заболеваний сетчатки. *Клиническая офтальмология.* 2022;22(1):36–43. Katalevskaya EA, Katalevskiy DYU, Tyurikov MI. Future of artificial intelligence for the diagnosis and treatment of retinal diseases. *Russian Journal of Clinical Ophthalmology.* 2022;22(1):36–43 (In Russ.). doi: 10.32364/2311-7729-2022-22-1-36-43.
- Li Z, Qiang W, Chen H, Pei M, Yu X, Wang L, Li Z, Xie W, Wu X, Jiang J, Wu G. Artificial intelligence to detect malignant eyelid tumors from photographic images. *NPJ Digit Med.* 2022 Mar 2;5(1):23. doi: 10.1038/s41746-022-00571-3.
- Kaiserman I, Rosner M, Pe'er J. Forecasting the prognosis of choroidal melanoma with an artificial neural network. *Ophthalmology.* 2005 Sep;112(9):1608. doi: 10.1016/j.ophtha.2005.04.008.
- Vaquero-Garcia J, Lalonde E, Ewens KG, Ebrahimzadeh J, Richard-Yutz J, Shields CL, Barrera A, Green CJ, Barash Y, Ganguly A. PRiMeUM: A Model for Predicting Risk of Metastasis in Uveal Melanoma. *Invest Ophthalmol Vis Sci.* 2017 Aug 1;58(10):4096–4105. doi: 10.1167/iov.17-22255.
- Sun M, Zhou W, Qi X, Zhang G, Girnita L, Seregard S, Grossniklaus HE, Yao Z, Zhou X, Stålhammar G. Prediction of BAP1 Expression in Uveal Melanoma Using Densely-Connected Deep Classification Networks. *Cancers (Basel).* 2019 Oct 16;11(10):1579. doi: 10.3390/cancers11101579/
- Luo J, Chen Y, Yang Y, Zhang K, Liu Y, Zhao H, Dong L, Xu J, Li Y, Wei W. Prognosis Prediction of Uveal Melanoma After Plaque Brachytherapy Based on Ultrasound With Machine Learning. *Front Med (Lausanne).* 2022 Jan 21;8:777142. doi: 10.3389/fmed.2021.777142.
- Zhang H, Liu Y, Zhang K, Hui S, Feng Y, Luo J, Li Y, Wei W. 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 Aug 19;9:713209. doi: 10.3389/fcell.2021.713209.
- Chen YN, Wang YN, Chen MX, Zhang K, Chen RT, Fang R, Wang H, Zhang HH, Huang YN, Feng Y, Luo JT, Lan YJ, Liu YM, Li Y, Wei WB. Machine learning models for outcome prediction of Chinese uveal melanoma patients: A 15-year follow-up study. *Cancer Commun (Lond).* 2022 Mar;42(3):273–276. doi: 10.1002/cac2.12253.
- Donizy P, Krzyzinski M, Markiewicz A, Karpinski P, Kotowski K, Kowalik A, Orłowska-Heitzman J, Romanowska-Dixon B, Biecek P, Hoang NP. Machine learning models demonstrate that clinicopathologic variables are comparable to gene expression prognostic signature in predicting survival in uveal melanoma. *Eur J Cancer.* 2022 Oct;174:251–260. doi: 10.1016/j.ejca.2022.07.031.
- Zabor EC, Raval V, Luo S, Pelayes DE, Singh AD. A Prediction Model to Discriminate Small Choroidal Melanoma from Choroidal Nevus. *Ocul Oncol Pathol.* 2022 Feb;8(1):71–78. doi: 10.1159/000521541.
- Liu TYA, Chen H, Gomez C, Correa ZM, Unberath M. Direct Gene Expression Profile Prediction for Uveal Melanoma from Digital Cytopathology Images via Deep Learning and Salient Image Region Identification. *Ophthalmol Sci.* 2022 Oct 30;3(1):100240. doi: 10.1016/j.xops.2022.100240.
- Rivas-Perea P, Baker E, Hamerly G, Shaw BF. Detection of leukocoria using a soft fusion of expert classifiers under non-clinical settings. *BMC Ophthalmol.* 2014 Sep 9;14:110. doi: 10.1186/1471-2415-14-110.
- Stribis VJ, de Bloeme CM, Jansen R, Kebiri H. Multi-view convolutional neural networks for automated ocular structure and tumor segmentation in retinoblastoma. *Sci. Rep.* 2021;11(1):14590. doi: 10.1038/s41598-021-93905-2.
- Tan E, Lin F, Sheck L, Salmon P, Ng S. A practical decision-tree model to predict complexity of reconstructive surgery after periocular basal cell carcinoma excision. *J Eur Acad Dermatol Venereol.* 2017 Apr;31(4):717–723. doi: 10.1111/jdv.14012.
- Habibalahi A, Bala C, Allende A, Anwer AG, Goldys EM. Novel automated non-invasive detection of ocular surface squamous neoplasia using multispectral autofluorescence imaging. *Ocul Surf.* 2019 Jul;17(3):540–550. doi: 10.1016/j.jtos.2019.03.003.
- Yoo TK, Choi JY, Kim HK, Ryu IH, Kim JK. Adopting low-shot deep learning for the detection of conjunctival melanoma using ocular surface images. *Comput Methods Programs Biomed.* 2021 Jun;205:106086. doi: 10.1016/j.cmpb.2021.106086.

А.О. Укина, Е.Б. Мякошина

Контактная информация: Укина Анастасия Олеговна anastasioukina@yandex.ru

Искусственный интеллект: аспекты применения в офтальмологии. Ч. 2

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Укина Анастасия Олеговна
врач-офтальмолог
<https://orcid.org/0009-0005-6752-9499>

Мякошина Елена Борисовна
доктор медицинских наук
старший научный сотрудник отдела офтальмоонкологии и радиологии
<https://orcid.org/0000-0002-2087-7155>

ABOUT THE AUTHORS

Ukina Anastasiia O.
ophthalmologist
<https://orcid.org/0009-0005-6752-9499>

Myakoshina Elena B.
MD, senior research officer of Ophthalmology and Radiology Department
<https://orcid.org/0000-0002-2087-7155>