ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА У ПАЦИЕНТОВ С КАТАРАКТОЙ: ОТ СКРИНИНГА ДО ОПЕРАЦИИ И ПРОГНОЗА ИСХОДОВ

Юсеф Ю., Алхарки Л., Сафонова Д.М., Камаева А.И.*
ФГБНУ «Научно-исследовательский институт глазных болезней им. М.М. Краснова», Москва

DOI: 10.25881/20728255_2026_21_4_S1_80

Резюме. Цель: описать, как искусственный интеллект применяют на разных этапах помощи при катаракте, и оценить надёжность этих разработок.

Материал и методы: анализ рецензируемых публикаций 2017–2026 гг. об искусственном интеллекте при катаракте.

Результаты: скрининг и анализ видео операций развиты лучше всего (чувствительность до 96%, площадь под кривой до 0,997); точность падает в других клиниках (с 85,7% до 71,3%).

Заключение: искусственный интеллект полезен как вспомогательный инструмент, но не заменяет врача; нужны многоцентровые данные и проспективные испытания.

Ключевые слова: искусственный интеллект, катаракта, скрининг, хирургическое видео, интраокулярная линза, обзор.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN CATARACT CARE: FROM SCREENING TO SURGERY AND OUTCOME PREDICTION

Yusef Y., Alkharki L., Safonova D.M., Kamaeva A.I.*
Krasnov Research Institute of Eye Diseases, Moscow

Abstract. Objective: to describe how artificial intelligence is used at different stages of cataract care and to assess the reliability of these developments.

Material and methods: analysis of peer-reviewed publications from 2017–2026 on artificial intelligence in cataract.

Results: screening and surgical video analysis are the most developed (sensitivity up to 96%, area under the curve up to 0.997); accuracy falls in other clinics (from 85.7% to 71.3%).

Conclusion: artificial intelligence is a useful supporting tool but does not replace the doctor; multicenter data and prospective trials are needed.

Keywords: artificial intelligence, cataract, screening, surgical video, intraocular lens, review.

Введение

Катаракта – ведущая причина обратимого снижения зрения в мире [1]. Искусственный интеллект (ИИ) – алгоритмы, которые учатся на множестве изображений и видео, а затем сами находят катаракту, определяют этапы операции или рассчитывают линзу. Их разрабатывают для всех этапов помощи [1], но зрелость неодинакова: анализ изображений и видео и планирование изучены лучше, наведение в реальном времени и роботы – на ранней стадии [2]. **Цель** – показать, что ИИ делает при катаракте сейчас, насколько этому можно доверять и чего не хватает.

Материал и методы

Проанализированы рецензируемые публикации 2017–2026 годов об ИИ при катаракте (PubMed, PMC, сайты издателей); цифры приведены по рефератам и полным текстам. Термины объяснены в таблице 1.

Выявление и скрининг катаракты

ИИ оценивает фотографии глаза (щелевая лампа, глазное дно, смартфон), определяет наличие катаракты и подсказывает, кого направить к врачу [1].

Смартфон как инструмент скрининга

В полевом исследовании приложение e-Paarvai выявляло катаракту с чувствительностью 96%, но специфичность составила лишь 25%: из 99 прозрачных хрусталиков 96 приложение отнесло к катаракте. Лучше всего оно распознавало незрелую катаракту (94,2%), хуже – зрелую (22%) [3]. Авторы считают это допустимым для скрининга ценой лишних направлений к врачу.

Качество снимков и телемедицина

Реальные снимки часто нерезкие: двухступенчатая модель сначала оценивает качество снимка глазного дна, затем ставит диагноз, и AUC оставалась выше 0,91 даже при помехах [4]. Универсальная телемедицинская платформа показала AUC выше 0,91 для катаракты, требующей направления, даже в самых трудных проверках [5].

Врождённая катаракта

Платформа CC-Cruiser в первых проверках работала не хуже врачей [6], но в многоцентровом рандомизированном исследовании в клиниках была менее точной, чем опытные детские офтальмологи: диагноз верен в 87,4% случаев против 99,1%, решение о лечении – в 70,8% против 96,7%, зато диагностика заняла втрое меньше времени [1]. Хороший результат на тестах не гарантирует того же в клинике; данных о влиянии скрининга на здоровье населения нет.

Табл. 1. Как читать показатели точности

Показатель	Что означает
Чувствительность	Доля больных, которых система нашла: 96% – из 100 больных пропущено 4
Специфичность	Доля здоровых, верно признанных здоровыми: 25% – 75 из 100 здоровых сочтут больными
AUC (площадь под ROC-кривой)	Как хорошо система отличает больных от здоровых: 0,5 – как монета, 1,0 – без ошибок
Внутренняя и внешняя проверка	На данных клиники, где систему создавали, и на данных другой клиники

* e-mail: vmoremayak@yandex.ru

Интраоперационное наведение

Что умеют системы

Алгоритмы анализируют видео операции в реальном времени: определяют этап, находят зрачок и инструменты. Система Nespolo и соавт. распознавала этапы с AUC 0,880–0,997, находила зрачок с коэффициентом Дайса около 90% (мера совпадения контура с контуром врача) и обрабатывала около 97 кадров в секунду (достаточно для реального времени). Из 11 опрошенных хирургов 8 сочли вероятным её применение при сложных операциях (опрос не валидирован: это мнение, а не результат лечения) [7].

Где алгоритмы надёжны, а где нет

Обзор 38 исследований показал: обнаружение инструментов (AUC 0,976–0,998) и распознавание этапов (0,773–0,990) надёжны, а оценка мастерства и прогноз осложнений – менее (0,570–0,970) [8]: найти инструмент проще, чем предсказать неудачу операции. По словам авторов DeepSurgery (2022), предупреждений о рискованных манёврах ещё не существовало [9].

Работа в операционной

В Moorfields Eye Hospital в 100 живых операциях сравнили 74 случая с экранами подсказок и 26 без них: у хирургов-консультантов операция достоверно стала короче; данных об осложнениях в реферате нет [10]. В рандомизированном исследовании (156 участников) цифровая подсказка для капсулорексиса не дала преимущества перед ручной разметкой, причём глаза со слабостью связок и операциями в анамнезе не включали [11].

Данные для обучения

Набор Cataract-LMM – 3000 видео факоэмульсификации из двух клиник Тегерана с четырьмя слоями разметки (этапы, инструменты, взаимодействие с тканью, баллы мастерства). Модель, обученная на видео одной клиники (Фараби) и проверенная на видео другой (Нур), снизила точность распознавания этапов с 85,7% до 71,3% [12]: у клиник разные микроскопы и качество видео.

Планирование операции и прогноз исходов

Положение линзы и запас линз

Положение линзы определяет рефракцию, поэтому его предсказывают заранее: модель по предоперационной биометрии предсказывала глубину передней камеры, наклон и децентрацию линзы со средней ошибкой 0,07 мм, 1,17° и 0,02 мм, но в одной клинике и для одной модели линзы [13]. В выездных кампаниях в Эфиопии целевую линзу получили лишь 45,6% пациентов; по расчёту алгоритма, при избытке линз 39% (вместо 50%) их получили бы более 99,5% – это моделирование, а не внедрение [14].

Послеоперационные осложнения

Модель раннего отёка роговицы (первые сутки после операции) различала пациентов с отёком и без него с AUC 0,92 при внутренней проверке и 0,89 на независимой выборке [15]. Помутнение задней капсулы, самое частое позднее осложнение, тоже удаётся прогнозировать: по обзору Gutierrez и соавт., одна из моделей достигла AUC 0,97 и точности 92,2% [1]. Улучшение рефракционных результатов в проспективных исследованиях не показано.

Ограничения и нерешённые вопросы

Данные и внешняя проверка

Многие модели обучены на данных одной клиники, открытых наборов данных и кода мало [8]; без внешней проверки неизвестно, как модель поведёт себя на другом оборудовании (падение с 85,7% до 71,3%) [12]. Нужны многоцентровые наборы данных и единые метрики.

Зрелость и объяснимость

Обнаружение инструментов и распознавание этапов достаточно зрелы, прогноз мастерства и осложнений даёт непоследовательные результаты [8]; наведение в реальном времени и роботы – на ранней стадии. Многие модели работают как «чёрный ящик», поэтому хирургу трудно им доверять; нужны объяснимые модели [2].

Ответственность и внедрение

Остаются вопросы защиты данных, предвзятости алгоритмов и ответственности: кто отвечает, если врач последовал неверной подсказке ИИ [16]. Система должна подключаться к микроскопу, работать без задержки и не отвлекать хирурга: возможность подключения показана [7], но интеграция в рутинную работу не решена [2].

Заключение

ИИ уже полезен как вспомогательный инструмент, но доказательств влияния на исходы мало, а в другой клинике точность падает. Нужны многоцентровые данные, внешняя проверка, проспективные испытания и правила ответственности.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов (The authors declare no conflict of interest).

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1 Gutierrez L, Lim JS, Foo LL, et al. Application of artificial intelligence in cataract management: current and future directions. Eye Vis (Lond). 2022; 9(1). doi: 10.1186/s40662-021-00273-z.
2. Grzybowski A, Jin K. Artificial intelligence in ophthalmic surgery: applications across the perioperative pathway. Current Surgery Reports. 2026; 14: 52. doi: 10.1007/s40137-026-00534-7.
3. Vasan CS, Gupta S, Shekhar M, et al. Accuracy of an artificial intelligence-based mobile application for detecting cataracts: results from a field study. Indian J Ophthalmol. 2023; 71(8): 2984-2989. doi: 10.4103/IJO.IJO_3372_22.
4. Wu X, Xu D, Ma T, et al. Artificial intelligence model for antiinterference cataract automatic diagnosis: a diagnostic accuracy study. Front Cell Dev Biol. 2022; 10: 906042. doi: 10.3389/fcell.2022.906042.
5. Wu X, Huang Y, Liu Z, et al. Universal artificial intelligence platform for collaborative management of cataracts. Br J Ophthalmol. 2019; 103(11): 1553-1560.
6. Long E, Lin H, Liu Z, et al. An artificial intelligence platform for the multihospital collaborative management of congenital cataracts. Nat Biomed Eng. 2017; 1: 0024. doi: 10.1038/s41551-016-0024.

7. Nespolo RG, Yi D, Cole E, et al. Evaluation of artificial intelligence-based intraoperative guidance tools for phacoemulsification cataract surgery. JAMA Ophthalmol. 2022; 140(2): 170-177. doi: 10.1001/jamaophthalmol.2021.5742.
8. Müller S, Jain M, Sachdeva B, et al. Artificial intelligence in cataract surgery: a systematic review. Transl Vis Sci Technol. 2024; 13(4): 20. doi: 10.1167/tvst.13.4.20.
9. Wang T, et al. Intelligent cataract surgery supervision and evaluation via deep learning. Int J Surg. 2022; 104: 106740. doi: 10.1016/j.ijsu.2022.106740.
10. Shah N, Wawrzynski J, Hussain R, et al. Application of real-time artificial intelligence to cataract surgery. Br J Ophthalmol. Published online July 2025. doi: 10.1136/bjo-2024-326111.
11. Chen X, Liu Z, Jin L, et al. Manual marking guidance vs digital guidance system-assisted capsulorhexis in phacoemulsification: a noninferiority randomized clinical trial. JAMA Ophthalmol. 2026; 144(1): 15-22. doi: 10.1001/jamaophthalmol.2025.4448.
12. Ahmadi MJ, et al. Cataract-LMM: large-scale multi-source multi-task benchmark for deep learning in surgical video analysis. Sci Data. 2026; 13: 1189. doi: 10.1038/s41597-026-07464-0.
13. Waser K, Strassmair K, Khalil H, et al. Predicting postoperative anterior chamber depth, intraocular lens tilt, and decentration using an internally validated machine learning model. Ophthalmol Ther. 2026; 15(6): 2003-2016. doi: 10.1007/s40123-026-01387-0.
14. Brant AR, Hinkle J, Shi S, et al. Artificial intelligence in global ophthalmology: using machine learning to improve cataract surgery outcomes at Ethiopian outreaches. J Cataract Refract Surg. 2021; 47(1): 6-10. doi:10.1097/j.jcrs.0000000000000407.
15. Lu S, Zhou M, Zhang X, et al. Machine learning for risk stratification of postoperative corneal edema in East Asian cataract patients: a model for precision ophthalmology. Graefes Arch Clin Exp Ophthalmol. Published online May 13, 2026. doi: 10.1007/s00417-026-07274-5.
16. Abdullah YI, Schuman JS, Shabsigh R, Caplan A, Al-Aswad LA. Ethics of artificial intelligence in medicine and ophthalmology. Asia Pac J Ophthalmol (Phila). 2021; 10(3): 289-298. doi: 10.1097/APO.0000000000000397.