

ISSN 2072-0076 (print)
ISSN 2587-5760 (online)

РОССИЙСКИЙ ОФТАЛЬМОЛОГИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ

Russian Ophthalmological Journal

РОЖ 2025
Том 18 № 3

ROJ 2025
Vol. 18 No. 3



ПРИЛОЖЕНИЕ

SUPPLEMENT

Клинические исследования



Clinical studies

Экспериментально-лабораторные
исследования



Experimental and laboratory
studies

В помощь практическому врачу



For ophthalmology practitioners

Обзоры литературы



Reviews

Информация о конференциях,
выставках, курсах, конкурсах,
книжных новинках...



On conferences, exhibitions,
educational courses,
new books...

История офтальмологии



History of Ophthalmology



Российский офтальмологический журнал

Rossiiskij oftal'mologičeskij žurnal

Научно-практический журнал

Центральное рецензируемое издание

РОЖ 2025 Том 18 № 3

Выходит ежеквартально с сентября 2008 года

ROJ 2025 Vol. 18 No. 3

ПРИЛОЖЕНИЕ

SUPPLEMENT

Главный редактор

Владимир Владимирович НЕРОЕВ – академик РАН, профессор, д-р мед. наук, директор ФГБУ «НМИЦ глазных болезней им. Гельмгольца» Минздрава России, зав. кафедрой глазных болезней факультета последипломного образования МГМСУ и кафедрой непрерывного медицинского образования ФГБУ «НМИЦ глазных болезней им. Гельмгольца» Минздрава России, Москва, Россия



Заместители главного редактора

Людмила Анатольевна КАТАРГИНА – профессор, д-р мед. наук, заместитель директора по научной работе ФГБУ «НМИЦ глазных болезней им. Гельмгольца» Минздрава России, Москва, Россия



Елена Наумовна ИОМДИНА – профессор, д-р биол. наук, главный научный сотрудник отдела патологии рефракции, бинокулярного зрения и офтальмоэргномики ФГБУ «НМИЦ глазных болезней им. Гельмгольца» Минздрава России, Москва, Россия



Ответственный секретарь

Ольга Валентиновна ХРАМОВА – заведующая научно-медицинской библиотекой ФГБУ «НМИЦ глазных болезней им. Гельмгольца» Минздрава России, Москва, Россия

Редакционный совет

Аветисов Сергей Эдуардович – академик РАН, профессор, д-р мед. наук, научный руководитель ФГБНУ «НИИ глазных болезней», зав. кафедрой глазных болезней 1-го МГМУ им. И.М. Сеченова, Москва, Россия

Баранов Валерий Иванович – профессор, д-р мед. наук, зав. кафедрой глазных болезней Курского государственного медицинского университета, Курск, Россия

Бикбов Мухаррам Мухтарамович – профессор, д-р мед. наук, директор Уфимского НИИ глазных болезней АН Республики Башкортостан, Уфа, Россия

Бойко Эрнест Витальевич – профессор, д-р мед. наук, директор СПб филиала ФГБУ МНТК «Микрохирургия глаза» им. С.Н. Федорова», Санкт-Петербург, Россия

Бровкина Алевтина Федоровна – академик РАН, д-р мед. наук, профессор кафедры офтальмологии с курсом офтальмоонкологии и орбитальной патологии Российской академии последипломного образования, Минздрава России, Москва, Россия

Джеймс Волффсон – руководитель Высшей школы оптометрии факультета наук о жизни и здоровье Астонского университета, Бирмингем, Великобритания

Гусева Марина Раульевна – д-р мед. наук, профессор кафедры офтальмологии педиатрического факультета ГБОУ ВПО «Российский национальный исследовательский медицинский университет им. Н.И. Пирогова» Минздрава России, Москва, Россия

Хельмут Закс – приват-доцент, д-р медицины, руководитель отдела глазной клиники Фридрихштадт, Дрезден, Германия

Золотарев Андрей Владимирович – профессор, д-р мед. наук, зав. кафедрой офтальмологии СамГМУ, директор НИИ глазных болезней СамГМУ, Самара, Россия

Лебедев Олег Иванович – профессор, д-р мед. наук, зав. кафедрой офтальмологии Омской государственной медицинской академии, Омск, Россия

Мошетова Лариса Константиновна – академик РАН, профессор, д-р мед. наук, президент Российской медицинской академии последипломного образования (РМАПО), зав. кафедрой офтальмологии РМАПО, Москва, Россия

Фредерик Райскуп – д-р медицины, отделение офтальмологии Университетской клиники им. Карла Густава Каруса, Дрезден, Германия

Рябцева Алла Алексеевна — профессор, д-р мед. наук, зав. курсом офтальмологии при кафедре хирургии ФУВ МОНИКИ им. М.Ф. Владимирского, руководитель отделения офтальмологии ГБУЗ МО МОНИКИ им. М.Ф. Владимирского, Москва, Россия

Саакян Светлана Владимировна — чл.-корр. РАН, профессор, д-р мед. наук, руководитель отдела офтальмоонкологии и радиологии ФГБУ «НМИЦ глазных болезней им. Гельмгольца» Минздрава России, Москва, Россия

Тарутта Елена Петровна — профессор, д-р мед. наук, руководитель отдела патологии рефракции, бинокулярного зрения и офтальмоэргномики ФГБУ «НМИЦ глазных болезней им. Гельмгольца» Минздрава России, Москва, Россия

Пол Т. Фингер — д-р медицины, профессор офтальмологии школы медицины университета Нью-Йорка и директор службы офтальмоонкологии, Нью-Йоркский центр заболеваний глаза и уха, Нью-Йорк, США

Карл П. Херборт мл. — профессор, д-р медицины, Центр специализированной офтальмологической помощи, клиника Моншуази и Лозаннский университет, Президент Европейского общества офтальмоиммуноинфектологии, Лозанна, Швейцария

Дамиан Чепита — д-р медицины, почетный профессор Поморского медицинского университета, Щецин, Польша

Чеснокова Наталья Борисовна — профессор, д-р биол. наук, руководитель отделения патофизиологии и биохимии ФГБУ «НМИЦ глазных болезней им. Гельмгольца» Минздрава России, Москва, Россия

Шишкин Михаил Михайлович — профессор, д-р мед. наук, зав. кафедрой офтальмологии государственного учреждения «Национальный медицинский хирургический центр им. Н.И. Пирогова», Москва, Россия

Леопольд Шметтерер — профессор, д-р медицины, зав. подразделением офтальмологической фармакологии отделения клинической фармакологии и зав. отделением сосудистой визуализации Центра медицинской физики и биомедицинской техники Венского медицинского университета, Вена, Австрия

Карл Эрб — профессор, д-р медицины, медицинский директор глазной клиники Виттенбергплатц, директор Института прикладной офтальмологии, Берлин, Германия

Российский офтальмологический журнал — ведущее российское периодическое издание для офтальмологов и специалистов по зрению в России и за рубежом. Целью журнала является публикация новых результатов и научно-практических достижений как российского, так и международного офтальмологического сообщества, способствующих решению актуальных проблем офтальмологии. Российский офтальмологический журнал представляет вклад российских специалистов в мировой опыт изучения патогенеза заболеваний глаз, в разработку новых подходов к их диагностике и лечению, а также является открытой трибуной для специалистов других стран, работающих в области офтальмологии. В журнале публикуются оригинальные научные статьи, обзоры по всем разделам клинической и экспериментальной офтальмологии, клинические случаи, полезные для практикующих врачей.

Зарегистрирован Федеральной службой по надзору в сфере массовых коммуникаций, связи и охраны культурного наследия
П И Н ФС77-29898 от 12 октября 2007 г.

Под эгидой Общероссийской общественной организации «Ассоциация врачей-офтальмологов»

© Российский офтальмологический журнал, 2025

Периодичность издания 4 номера в год

Тираж 1000 экз. Свободная цена

Журнал входит в перечень периодических научных изданий РФ, рекомендованных ВАК для публикации основных результатов диссертаций на соискание ученой степени кандидата и доктора наук (категория К1)

Префикс DOI: 10.21516

Журнал включен в Российский индекс научного цитирования (РИНЦ)

Журнал включен в международную базу цитирования SCOPUS

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License

Индекс подписки на сайте интернет-каталога Почты России ПК581, в каталоге Пресса РФ 71618

<https://podpiska.pochta.ru/collection/populyarnye?ysclid=1598ayvab8231701108>

Перепечатка материалов, опубликованных в журнале, допускается только по письменному согласию редакции

Правила подачи публикаций размещены на странице: <https://roj.igb.ru/jour/about/submissions>

Учредитель: Нероев Владимир Владимирович — академик РАН, профессор, д-р мед. наук, директор ФГБУ «НМИЦ глазных болезней им. Гельмгольца» Минздрава России; 105062, Москва, ул. Садовая-Черногрозская, д. 14/19

Редакция: ФГБУ «НМИЦ глазных болезней им. Гельмгольца» Минздрава России; 105062, Москва, ул. Садовая-Черногрозская, д. 14/19, тел.: 8 (495) 625-32-56, факс: 8 (495) 623-73-53, e-mail: roj@igb.ru, <https://roj.igb.ru>

Издательство: ООО «Реал Тайм»; 115432, Москва, ул. Трофимова, д. 29, тел.: 8 (901) 546-50-70, www.print-print.ru

Информационная поддержка: www.organum-visus.ru

Типография ООО «Реальное Время»

Russian Ophthalmological Journal

Scientific Practical Journal

Central Reviewed Journal

РОЖ 2025 Том 18 № 3

A Quarterly Edition. Published since Sept. 2008

ROJ 2025 Vol. 18 No. 3

ПРИЛОЖЕНИЕ

SUPPLEMENT

Editor-in-Chief

Vladimir V. Nerov — Academician of the Russian Academy of Sciences, Dr. of Med. Sci., Professor, Director of Helmholtz National Medical Research Center of Eye Diseases and Chair in Ophthalmology, Faculty of Postgraduate Education, Moscow State Medical Stomatological University, Moscow, Russia

Deputy Editors-in-Chief

Ludmila A. Katargina — Dr. of Med. Sci., Professor, Deputy Director of Helmholtz National Medical Research Center of Eye Diseases, Moscow, Russia

Elena N. Iomdina — Dr. of Biol. Sci., Professor, Principal Researcher, Department of Refraction Pathology, Binocular Vision and Ophthalmoeconomics, Helmholtz National Medical Research Center of Eye Diseases, Moscow, Russia

Executive Secretary

Olga V. Khramova — Chief Librarian, Medical Research Library, Helmholtz National Medical Research Center of Eye Diseases, Moscow, Russia

Editorial Board

Sergei E. Avetisov — Academician of the Russian Academy of Sciences, Dr. of Med. Sci., Professor, Scientific Chief of State Research Institute of Eye Diseases, Head of Chair of Ophthalmology, I.M. Sechenov First Moscow State Medical University, Moscow, Russia

Valery I. Baranov — Dr. of Med. Sci., Professor, Head of Chair of Ophthalmology, Kursk State Medical University, Kursk, Russia

Mukharram M. Bikbov — Dr. of Med. Sci., Professor, Director of Ufa Research Institute of Eye Diseases, Republic of Bashkortostan, Ufa, Russia

Ernest V. Boiko — Dr. of Med. Sci., Professor, Director of St. Petersburg Branch of the S.N. Fyodorov Eye Microsurgery Federal State Institution, St. Petersburg, Russia

Alevtina F. Brovkina — Academician of the Russian Academy of Sciences, Dr. of Med. Sci., Professor, Russian Medical Academy of Postgraduate Education, Moscow, Russia

James Wolffsohn — Professor, Head of the School of Optometry, College of Health and Life Sciences, Aston University, Birmingham, United Kingdom

Marina R. Guseva — Dr. of Med. Sci., Professor, Department of Ophthalmology, Pediatric Faculty of N.I. Pirogov Moscow State Medical University, Moscow, Russia

Helmut Sachs — P.D., Dr. med., Head of the Department, Eye Clinic Friedrichstadt, Dresden, Germany

Andrey V. Zolotarev — Dr. of Med. Sci., Professor, Head of Chair of Ophthalmology, Samara State Medical University, Director of the Department of Ophthalmology, Director of the Research Institute of Eye Diseases Samara State Medical University, Samara, Russia

Oleg I. Lebedev — Dr. of Med. Sci., Professor, Head of Chair of Ophthalmology, Omsk, Russia

Larisa K. Moshetova — Dr. of Med. Sci., Professor, Academician of Russian Academy of Sciences (RAS), president of Russian Medical Academy of Postgraduate Education, Moscow, Russia

Frederik Raiskup — M.D., Ph.D., FEBO, Department of Ophthalmology, Carl Gustav Carus University Clinic, Dresden, Germany

Alla A. Ryabtseva — Dr. of Med. Sci., Professor, Head of Department of Ophthalmology of M.F. Vladimirsky Moscow Region Research Clinical Institute, Moscow, Russia

Svetlana V. Saakyan — corresponding member of RAS, Dr. of Med. Sci., Professor, Head of Department of Ocular Oncology and Radiology, Moscow Helmholtz Research Institute of Eye Diseases, Moscow, Russia

Elena P. Tarutta — Dr. of Med. Sci., Professor, Head of Department of Pathology of Refraction, Binocular Vision and Ophthalmoeconomics, Helmholtz National Medical Research Center of Eye Diseases, Moscow, Russia

Paul T. Finger — Professor of Ophthalmology at the New York University School of Medicine and Director of Ocular Oncology, The New York Eye Cancer Center, New York, USA

Carl P. Herbort — MD, PD, fMER, FEBOphth, Centre for Specialized Ophthalmic Care, Clinic Montchoisi & University of Lausanne, President of Society for Ophthalmology-Immunoinfectiology in Europe (SOIE), Lausanne, Switzerland

Damian Czepita — M.D., Ph.D., Professor Emeritus, Pomeranian Medical University, Szczecin, Poland

Natalia B. Chesnokova — Dr. of Biol. Sci., Professor, Head of Department of Pathophysiology and Biochemistry, Moscow Helmholtz Research Institute of Eye Diseases, Moscow, Russia

Mikhail M. Shishkin — Dr. of Med. Sci., Professor, Head of Department of Ophthalmology, N.I. Pirogov National Medical Surgical Centre, Moscow, Russia

Leopold Schmetterer — M.D., Ph.D., Head of Division of Ophthalmic Pharmacology at Department of Clinical Pharmacology and Head of Division of Vascular Imaging at the Centre of Medical Physics and Biomedical Engineering, Medical University of Vienna, Austria

Carl Erb — M.D., Professor, Medical Director of Eye Clinic Wittenbergplatz, Head of the Private Institute of Applied Ophthalmology, Berlin, Germany

Russian Ophthalmological Journal is a major Russian periodical for ophthalmologists and vision professionals in this country and abroad. The journal's objective is to publish new results and scientific and practical achievements of Russian and international ophthalmological community aimed at exchanging ideas, knowledge, and experience, which contribute to the solution of topical ophthalmological issues worldwide. Russian ophthalmological journal focuses on the contribution of Russian researchers and clinicians into the pathogenetic studies of eye diseases and the development of novel approaches to diagnosis and treatment of such diseases. Importantly, the journal is an open forum for ophthalmologist from other countries working in the ophthalmological field. The journal accepts for publication original scientific articles, analytical reviews in all fields of clinical and experimental ophthalmology, description of clinical cases.

Registration Certificate: SMI PI #FS77-29898, issued on October 12, 2007 by the Russian Federal Surveillance service for Compliance with the Law in Mass Communications and Cultural Heritage protection

Under the auspices of All-Russian Public Organization "Association of Ophthalmologists"

© Russian ophthalmological journal, 2025

Publication Frequency: 4 times a year

Circulation: 1000 copies

The journal is included in the List of the leading reviewed scientific journals and editions published in the Russian Federation, as approved by the Higher Attestation Commission at the Russian Ministry of Education and Science (category K1). The authors pursuing doctoral degrees are officially required to publish the essential scientific results of their dissertations in journals appearing in this List

The journal is included in the Russian Science Citation Index (RSCI), supported by the Scientific Electronic Library (www.elibrary.ru), and into the SCOPUS database

Each article has a DOI index. DOI-prefix: 10.21516

The content is accessible under Creative Commons Attribution 4.0 License

Subscription index on the website of the Internet catalog of the Russian Post PK581 and catalog Pressa RF 71618

<https://podpiska.pochta.ru/collection/populyarnye?ysclid=I598ayvab8231701108>

Reprinting of materials published in the journal is allowed only with the written consent of the publisher

Publication submission rules are to be found at <https://roj.igb.ru/jour/about/submissions#onlineSubmissions>

Founder: Vladimir Neroev, Academician of the Academy of Sciences of Russia, Dr. Med. Sci., Professor, Director of Helmholtz National Medical Research Center of Eye Diseases; 14/19, Sadovaya Chernogryazskaya St., Moscow, 105062, Russia

Editorial Board: Helmholtz National Medical Research Center of Eye Diseases; 14/19, Sadovaya Chernogryazskaya St., Moscow, 105062, Russia, phone: +7 (495) 625-32-56,

fax: +7 (495) 623-73-53, e-mail: roj@igb.ru, <https://roj.igb.ru>

Publisher: Real Time Ltd, 29, Trofimova St., Moscow, 115432, Russia, phone +7 (901) 546-50-70, www.print-print.ru

Information Support: www.organum-visus.ru

Printing Office: Real Time Ltd

ОГЛАВЛЕНИЕ

Предисловие	7	<i>В.В. Мясникова, Л.Е. Аксенова, К.Д. Аксенов, В.В. Коломыцев.</i>	
Диагностика офтальмологических и системных заболеваний по изображениям глазного дна с использованием мультимодальной трансформерной модели	8	Прогнозирование периперационных осложнений и регистрация исходов в офтальмохирургии: современное состояние проблемы	27
<i>К.Д. Аксенов, Л.Е. Аксенова, М.А. Нефедов, А.В. Присяжнюк, В.В. Мясникова, В.А. Чуднецов, В.В. Денисова, В.Г. Шеманин.</i>		<i>А.Д. Першин, Д.Д. Хардин, А.А. Никифорова, А.А. Дворникова, А.Д. Степичев, М.К. Кулябин, В.И. Борисов.</i>	
Обзор технологий визуализации глазного дна	12	Автоматизированная диагностика эпиретинальной мембраны на ОКТ-изображениях с использованием алгоритмов глубокого обучения	32
<i>А.А. Арзамасцев, О.Л. Фабрикантов, Н.А. Зенкова, А.А. Чикина.</i>		<i>Е.К. Цыренжапова, О.И. Розанова, И.М. Михалевич, И.С. Розанов.</i>	
Модели искусственной нейронной сети для расчета оптической силы интраокулярных линз: сравнение с формулами четвертого поколения	16	Совершенствование диагностики посткератотомической деформации роговицы с использованием методов искусственного интеллекта для оптимизации расчета интраокулярных линз	37
<i>Т.К. Ботабекова, Е.К. Гасанов.</i>		Резолюция III Всероссийского саммита с международным участием «АЮ-2025: Искусственный интеллект в офтальмологии»	43
Помощник на основе искусственного интеллекта (ИИ) для раннего выявления и мониторинга глаукомы	20		
<i>А.В. Оситов, Л.В. Баталина, Н.Н. Дергачева, И.Б. Медведев.</i>			
Применение алгоритмов машинного обучения для повышения точности результатов лазерной коррекции зрения	23		

CONTENTS

<i>K.D. Aksenov, L.E. Aksenova.</i> Diagnostics of ophthalmological and systemic diseases from fundus images using a multimodal transformer model	8
<i>K.D. Aksenov, L.E. Aksenova, M.A. Nefedov, A.V. Prisyazhnyuk, V.V. Myasnikova, V.A. Chudnevtsov, V.V. Denisova, V.G. Shemanin.</i> Overview of fundus imaging technologies	12
<i>A.A. Arzamastsev, O.L. Fabrikantov, N.A. Zenkova, A.A. Chikina.</i> The models of artificial neural network for intraocular lens power calculation	16
<i>T.K. Botabekova, E.K. Gasanov.</i> Artificial intelligence (AI) assistant for early detection and monitoring of glaucoma	20
<i>A.V. Osipov, L.V. Batalina, N.N. Dergacheva, I.B. Medvedev.</i> Application of machine learning algorithms to improve the accuracy of laser vision correction outcomes	23
<i>V.V. Myasnikova, L.E. Aksenova, K.D. Aksenov, V.V. Kolomytsev.</i> Prediction of perioperative complications and registration of outcomes in ophthalmic surgery: current state of the problem	27
<i>A.D. Pershin, D.D. Hardin, A.A. Nikiforova, A.A. Dvornikova, A.D. Stepichev, M.K. Kulyabin, V.I. Borisov.</i> Automated diagnostics of epiretinal membrane on OCT images using deep learning algorithms	32
<i>E.K. Tsyrenzhapova, O.I. Rozanova, I.M. Mikhalevich, I.S. Rozanov.</i> Improving the diagnosis of postkeratotomy corneal deformity using artificial intelligence methods to optimize the calculation of intraocular lenses	37
Resolution of III All-Russian Summit with International Participation “AIO 2025: Artificial Intelligence in Ophthalmology”	43

Дорогие читатели!

Этот специальный выпуск «Российского офтальмологического журнала» представляет материалы III Всероссийского саммита с международным участием “АЮ 2025: Искусственный интеллект в офтальмологии”

В настоящее время медицинская отрасль подвергается активной цифровой трансформации, включающей создание электронных баз данных, систем облачной безопасности, мобильных устройств для контроля здоровья и инструментов телемедицины. Одним из важнейших технологических достижений последнего десятилетия является искусственный интеллект (ИИ), постепенно находящий свое применение в различных разделах практической медицины. Наиболее часто применяемым инструментом ИИ принято считать нейронные сети, использование которых в офтальмологии является перспективным подходом, повышающим качество клинического обследования. Этой проблеме была посвящена обзорная статья, опубликованная в «Российском офтальмологическом журнале» (Нероев В.В., Зайцева О.В., Петров С.Ю., Брагин А.А. Применение искусственного интеллекта в офтальмологии: настоящее и будущее. Российский офтальмологический журнал. 2024; 17 (2): 135–141).

Представленные в Приложении статьи развивают данное направление и конкретизируют опыт использования ИИ и нейросетевых моделей в офтальмологии. Проанализированы преимущества применения нейронных сетей в диагностике и мониторинге заболеваний органа зрения, а также сложности их внедрения, включающие этические и юридические вопросы.

С наилучшими пожеланиями

главный редактор «Российского офтальмологического журнала», главный внештатный специалист-офтальмолог Минздрава России, директор ФГБУ «НМИЦ глазных болезней им. Гельмгольца» Минздрава России, заслуженный деятель науки РФ, заслуженный врач РФ, президент Общероссийской общественной организации «Ассоциация врачей-офтальмологов», заведующий кафедрой глазных болезней ФДПО ФГБОУ ВО «Российский университет медицины» Минздрава России и кафедрой непрерывного медицинского образования ФГБУ «НМИЦ глазных болезней им. Гельмгольца» Минздрава России, координатор Российского национального комитета по предупреждению слепоты, академик РАН, доктор медицинских наук, профессор



В.В. Нероев

Диагностика офтальмологических и системных заболеваний по изображениям глазного дна с использованием мультимодальной трансформерной модели

К.Д. Аксенов^{1,2}, Л.Е. Аксенова^{1,2}✉

¹ ООО «Пространство интеллектуальных решений», наб. им. Адмирала Серебрякова, д. 49, Новороссийск, Краснодарский край, 353905, Россия

² Новороссийский политехнический институт (филиал) ФГБОУ ВПО «КубГТУ», ул. Карла Маркса, д. 20, Новороссийск, Краснодарский край, 353900, Россия

Цель работы — оценка возможности диагностики офтальмологических и системных заболеваний по изображениям глазного дна с использованием мультимодальной трансформерной модели, обученной на открытом наборе данных. **Материал и методы.** Для обучения и валидации использован открытый набор данных RFMiD, содержащий 3200 изображений глазного дна, размеченных относительно 29 классов заболеваний. В качестве модели использована предварительно обученная мультимодальная трансформерная архитектура, дообученная на этом наборе данных. **Результаты.** Модель показала стабильную сходимость и высокую точность при определении 29 классов заболеваний по изображениям глазного дна, достигнув AUC 0.9155 без признаков переобучения. **Заключение.** Полученные результаты демонстрируют высокую производительность мультимодальной модели на основе трансформерной архитектуры для задач многоклассовой классификации заболеваний по изображениям глазного дна.

Ключевые слова: глазное дно; набор данных; искусственный интеллект; нейронная сеть; классификация

Конфликт интересов: отсутствует.

Прозрачность финансовой деятельности: исследование выполнено при финансовой поддержке Кубанского научного фонда, ООО «ПИР» в рамках проекта № НТИП-24.1/1 «Портативный оптический прибор для визуализации глазного дна со встроенными технологиями искусственного интеллекта».

Для цитирования: Аксенов К.Д., Аксенова Л.Е. Диагностика офтальмологических и системных заболеваний по изображениям глазного дна с использованием мультимодальной трансформерной модели. Российский офтальмологический журнал. 2025; 18 (3 Приложение): 8-11. <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-8-11>

Diagnostics of ophthalmological and systemic diseases from fundus images using a multimodal transformer model

Kirill D. Aksenov^{1,2}, Lyubov E. Aksenova^{1,2}✉

¹ PREDICT SPACE LLC, Admiral Serebryakov Emb., 49, Novorossiysk, Krasnodar Region, 353905, Russia

² Novorossiysk Polytechnic Institute (branch) of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Professional Education "KubSTU", 20, Karl Marx St., Novorossiysk, Krasnodar Region, 353900, Russia
axenovalubov@gmail.com

Purpose: to evaluate of the potential for diagnosing ophthalmological and systemic diseases from fundus images using a multimodal transformer model trained on an open dataset. **Material and methods.** An open RFMiD dataset containing 3200 fundus images annotated across 29 disease classes was used for training and validation. A pre-trained multimodal transformer architecture was used and fine-tuned on this dataset. **Results.** The model demonstrated stable convergence and high accuracy in identifying 29 disease classes from fundus images, achieving a test AUC of 0.9155 without signs of overfitting. **Conclusion.** The obtained results show high performance of the multimodal transformer-based model for the task of multiclass disease classification from fundus images.

Keywords: fundus; dataset; artificial intelligence; neural network; classification

Conflict of interest: none declared.

Financial transparency: the research is carried out with the financial support of the Kuban Science Foundation; LLC PREDICT SPACE in the framework of the project Num. NTIP-24.1/1 “A portable optical device for visualizing the fundus with integrated artificial intelligence technologies”.

For citation: Aksenov K.D., Aksenova L.E. Diagnostics of ophthalmological and systemic diseases from fundus images using a multimodal transformer model. Russian ophthalmological journal. 2025; 18 (3 Supplement): 8-11 (In Russ.). <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-8-11>

Визуализация глазного дна широко применяется для оценки структуры и функции сетчатки, включая как обычную цветную фотографию, так и методы функциональной диагностики, такие как флуоресцентная ангиография [1, 2]. Благодаря уникальной доступности неинвазивного наблюдения микроциркуляции сетчатки, изображения глазного дна все чаще используются для диагностики не только офтальмологических, но и системных заболеваний, включая артериальную гипертензию и патологию сердечно-сосудистой системы [3]. Развитие алгоритмов глубокого обучения существенно повысило возможности автоматизированной интерпретации изображений глазного дна. Так, технологии искусственного интеллекта продемонстрировали высокую точность в прогнозировании риска сердечно-сосудистых заболеваний, включая вероятность развития инфаркта миокарда, на основе различных факторов, в том числе возраста, пола, артериального давления, что позволяет рассматривать изображения глазного дна как неинвазивный биомаркер системных заболеваний [4]. Кроме того, модели машинного обучения достигли аналогичной или даже лучшей производительности, чем опытные специалисты по сетчатке, для задач классификации фотографий глазного дна, таких как скрининг диабетической ретинопатии [5]. При этом большинство ранее представленных моделей были ориентированы на ограниченное количество офтальмологических состояний (чаще всего это диабетическая ретинопатия, возрастная макулярная дегенерация или глаукома). В то же время многоклассовые датасеты, такие как RFMiD, позволяют решать более универсальные задачи выявления широкого спектра патологий [6]. Дополнительный интерес представляет интеграция визуальной и текстовой информации в единую модель, что особенно актуально в условиях ограниченной

аннотированной выборки. Мультиязычная трансформерная архитектура представляет собой нейросетевую модель, которая параллельно обрабатывает изображения глазного дна (через визуальный энкодер) и текстовые клинические описания (через языковой энкодер), объединяя их в общее представление с использованием механизмов внимания, что позволяет учитывать как морфологические признаки, так и контекст пациента при классификации. Так, в работе Y. Zhou и соавт. [7] была предложена модель RETFound, обученная в режиме самоконтролируемого обучения на 1,6 млн неразмеченных фундус-изображений, с последующей адаптацией к различным клиническим задачам.

ЦЕЛЬЮ настоящей работы являлась оценка возможности диагностики офтальмологических и системных заболеваний по изображениям глазного дна с использованием мультиязычной трансформерной модели, обученной на открытом наборе данных.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДЫ

Для обучения и валидации модели классификации использовали открытый набор данных RFMiD [6]. Примеры изображений представлены на рисунке 1.

Данный набор состоит из 3200 снимков глазного дна, полученных с помощью трех различных фундус-камер, и размечен относительно 46 классов двумя экспертами. В настоящем исследовании использована вторая версия набора данных RFMiD, в которой все классы с числом изображений менее 10 объединены в одну обобщенную категорию «Другие». Таким образом, итоговое количество классов для обучения и оценки составило 29. Общий набор был разделен на обучающую (1920), валидационную (640) и тестовую (640) выборки. Количество данных приведено в таблице.

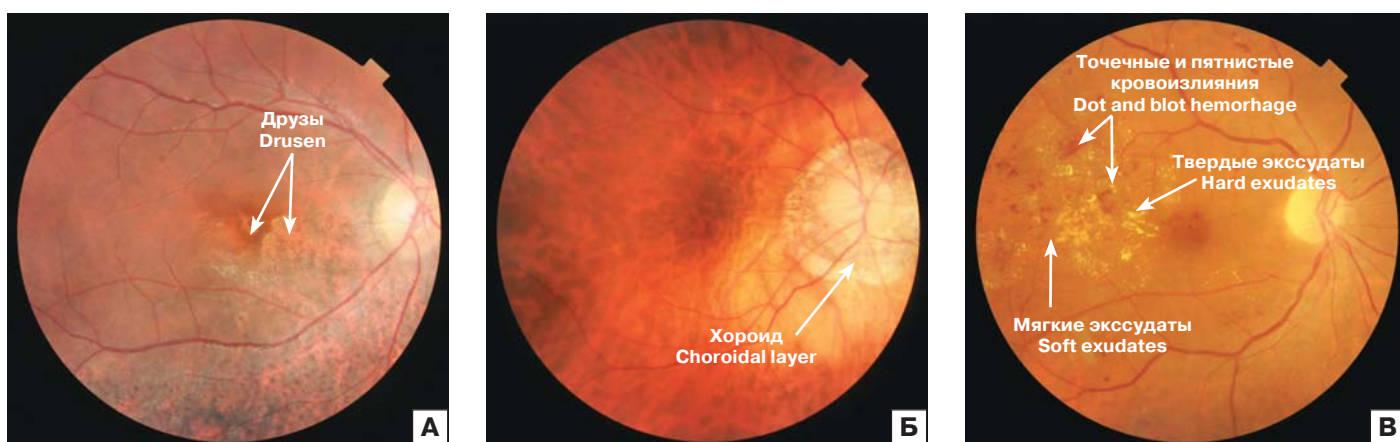


Рис. 1. Примеры изображений глазного дна из набора данных RFMiD для различных классов: А — друзы (Drusens, DN), Б — миопия (Myopia, MYA), В — окклюзия ветви центральной вены сетчатки (Branch Retinal Vein Occlusion, BRVO) и определяющие данные классы характерные визуальные признаки

Fig. 1. Example fundus images from the RFMiD dataset: А — drusens (DN), Б — myopia (MYA), В — branch retinal vein occlusion (BRVO) identified based on their visual characteristics

Таблица. Распределение изображений по классам заболеваний в наборе данных
Table. Distribution of images per disease class in the dataset

Изображения Images	АГ AH	ПИНЗН AION	ВМД AMD	ОВЦВС RBVO	ХР CRS	ОЦВС CRVO	ЦСР CSR	Друзы DN	ДР DR	Экссудация EDN	ЭРМ ERM	ЛР LS	ПОС OMO	МО MHL
Все Total	25	26	169	119	54	45	61	230	632	24	26	79	523	17
Тренировочные Training	15	16	101	71	32	27	37	138	379	14	16	47	314	10
Валидационные Validation	5	5	34	24	11	9	12	46	126	5	5	16	105	3
Тестовые Test	5	5	34	24	11	9	12	46	127	5	5	16	104	4
Макулярный рубец MS	М	Норма Norm	КУ ДЗН OND LSR	Отек ДЗН OND edema	ПДЗН OND pallor	ПТ PT	ПР RP	Клетки ПЭС RPE cells	Р RS	ТС RT	ОШ OS	Т	ИС TV	Другие Other
27	167	669	445	96	115	17	10	32	71	25	11	304	10	67
16	100	401	267	58	69	10	6	19	43	15	7	182	6	40
5	33	134	89	19	23	3	2	6	14	5	2	61	2	13
6	34	134	89	19	23	4	2	7	14	5	2	61	2	14

Примечание. МО — макулярное отверстие, ПОС — помутнение оптических сред, ЛР — лазерные рубцы, ЭРМ — эпиретинальная мембрана, ЦСР — центральная серозная ретинопатия, ДР — диабетическая ретинопатия, ОЦВС — окклюзия центральной вены сетчатки, ХР — хориоретинит, ОВЦВС — окклюзия ветви центральной вены сетчатки, ВМД — возрастная макулярная дегенерация, ПИНЗН — передняя ишемическая нейропатия зрительного нерва, АГ — астероидный гиалоз, ДЗН — диск зрительного нерва, ПР — пигментный ретинит, Р — ретинит, ПЭС — пигментный эпителий сетчатки, М — миопия, ТС — тракция сетчатки, ОШ — оптоцилиарный шунт, ПТ — парафовеолярная телеангиэктазия, КУ — ковшевидное углубление, ПДЗН — побледнение ДЗН, Т — тесселяция, ИС — извитые сосуды.
Note. MHL — macular hole, OMO — optical media opacification, LS — laser scars, ERM — epiretinal membrane, CSR — central serous retinopathy, CRVO — central retinal vein occlusion, CRS — chorioretinitis, DR — diabetic retinopathy; RBVO — retinal branch vein occlusion, AMD — age macular degeneration, AION — anterior ischemia of optic nerve, AH — asteroid hyalosis, OND — optic nerve disc, RP — retinitis pigmentosa, RS — retinitis, RPE — retinal pigment epithelium, M — myopia, RT — retinal traction, OS — optociliary shunt, PT — parafoveolar telangiectasia, LSR — Ladle-shaped recess, T — tessellation, TV — tortuous vessels.

Для решения задачи многоклассовой классификации заболеваний по изображениям глазного дна в настоящем исследовании использовалась трансформерная мультимодальная модель, сочетающая визуальный и текстовый энкодеры. Визуальный модуль представляет собой Vision Transformer (ViT), извлекающий глобальные пространственные признаки из цветных фундус-фотографий (CFP), а текстовый модуль основан на архитектуре BERT и обрабатывает клинические отчеты, получая семантические текстовые представления. На этапе предварительного обучения модель обучалась на триплетах «левый глаз — правый глаз — текст» в парадигме контрастного обучения, где формировались сопоставления между изображениями и текстами на трех

уровнях: левый глаз, правый глаз и уровень пациента в режиме самоконтролируемого обучения на 1,6 млн незамеченных фундус-изображений [7]. Таким образом, модель может одновременно учитывать как локальные особенности отдельных глаз, так и информацию о пациенте в целом. Веса визуальных энкодеров для обоих глаз были общими (shared weights).

В рамках настоящего исследования предварительно обученная модель была дообучена на наборе данных RFMiD, содержащем изображения глазного дна с аннотациями по 29 классам. Дообучение выполнялось в течение 75 эпох с использованием оптимизатора AdamW, фиксированной скоростью обучения 3×10^{-5} и размером батча 256.

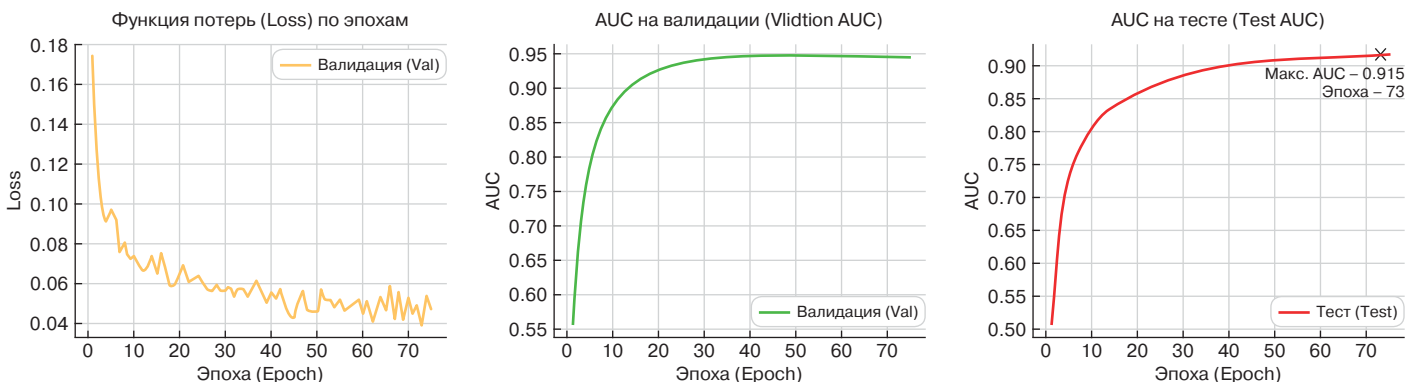


Рис. 2. Динамика обучения модели: функция потерь (Loss), AUC на валидационном и AUC на тестовом наборах по эпохам
Fig. 2. Model training dynamics: loss function, validation AUC, and test AUC over epochs

Обучение и оценка моделей проводились с использованием фреймворка глубокого обучения PyTorch (версия 2.1.1) и облачных ресурсов Yandex Cloud (<https://yandex.cloud/ru/docs/billing/concepts/bonus-account>), которые были предоставлены в рамках программы Yandex Cloud Boost в конфигурации с vCPU на платформе Intel Broadwell и GPU NVIDIA® Tesla® V100.

РЕЗУЛЬТАТЫ

В ходе исследования была обучена и протестирована модель определения 29 классов офтальмологических и системных заболеваний по изображениям глазного дна. На рисунке 2 представлена динамика обучения модели. Отмечается снижение функции потерь (Loss) и рост значения AUC на валидационном наборе, а также достижение максимального значения AUC на тестовой выборке. Выявляется устойчивый рост показателей до достижения плато, что свидетельствует об отсутствии переобучения. Модель достигла максимального значения тестовой AUC 0.9155 на 73-й эпохе.

Таким образом, полученные результаты демонстрируют стабильное обучение модели и высокое качество классификации на тестовой выборке. На следующем этапе анализа будет проведена оценка точности по каждому из классов относительно различных метрик точности.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Полученные результаты демонстрируют высокую производительность мультимодальной модели на основе трансформенной архитектуры для задач многоклассовой классификации заболеваний по изображениям глазного дна.

Литература/References

1. Abramoff M, Garvin M, Sonka M. Retinal imaging and image analysis. *IEEE Rev Biomed Eng.* 2010; 3: 169–208. doi: 10.1109/RBME.2010.2084567
2. Issa P, Troeger E, Finger R, et al. Structure-function correlation of the human central retina. *PLoS One.* 2010 Sep 22; 5 (9): e12864. doi: 10.1371/journal.pone.0012864
3. Patton N, Aslam T, MacGillivray T, et al. Retinal image analysis: concepts, applications and potential. *Prog Retin Eye Res.* 2006 Jan; 25 (1): 99–127. doi: 10.1016/j.preteyeres.2005.07.001
4. Li LY, Isaksen AA, Lebiecka-Johansen B, et al. Prediction of cardiovascular markers and diseases using retinal fundus images and deep learning: a systematic scoping review. *Eur Heart J Digit Health.* 2024 Sep 10; 5 (6): 660–9. doi: 10.1093/ehjdh/ztae068
5. Ting DSW, Cheung CY, Lim G, et al. Development and validation of a deep learning system for diabetic retinopathy and related eye diseases using retinal images from multiethnic populations with diabetes. *JAMA.* 2017 Dec 12; 318 (22): 2211–23. doi: 10.1001/jama.2017.18152
6. Pachade S, Porwal P, Thulkar D, et al. Retinal fundus multi-disease image dataset (RFMiD). *IEEE Dataport.* 2020 November, 25. doi:10.21227/s3g7-st65
7. Zhou Y, Chia MA, Wagner SK, et al. A foundation model for generalizable disease detection from retinal images. *Nature.* 2023; 622: 156–63. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06555-x>

Вклад авторов в работу: К.Д. Аксенов — концепция и дизайн исследования, практическая реализация, обработка данных, подготовка статьи; Л.Е. Аксенова — концепция, сбор и обработка данных, написание статьи.

Authors' contribution: K.D. Aksenova — study concept and design, practical implementation, data processing, editing of the article; L.E. Aksenova — concept, data collection and processing, writing of the article.

Поступила: 10.07.2025. Переработана: 23.07.2025. Принята к печати: 24.07.2025

Originally received: 10.07.2025. Final revision: 23.07.2025. Accepted: 24.07.2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ/INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

¹ ООО «Пространство интеллектуальных решений», наб. им. Адмирала Серебрякова, д. 49, Новороссийск, Краснодарский край, 353905, Россия

² Новороссийский политехнический институт (филиал) ФГБОУ ВПО «КубГУ», ул. Карла Маркса, д. 20, Новороссийск, Краснодарский край, 353900, Россия

Кирилл Дмитриевич Аксенов — генеральный директор¹, научный сотрудник², ORCID 0000-0001-5391-5229

Любовь Евгеньевна Аксенова — научный сотрудник^{1,2}, ORCID 0000-0003-0885-1355

Для контактов: Любовь Евгеньевна Аксенова,
axenovalubov@gmail.com

¹ PREDICT SPACE LLC, Admiral Serebryakov Emb., 49, Novorossiysk, Krasnodar Region, 353905, Russia

² Novorossiysk Polytechnic Institute (branch) of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Professional Education “KubSTU”, 20, Karl Marx St., Novorossiysk, Krasnodar Region, 353900, Russia

Kirill D. Aksenov — CEO¹, researcher², ORCID 0000-0001-5391-5229

Lyubov E. Aksenova — researcher^{1,2}, ORCID 0000-0003-0885-1355

For contacts: Lyubov E. Aksenova,
axenovalubov@gmail.com

Обзор технологий визуализации глазного дна

К.Д. Аксенов^{1,2}, Л.Е. Аксенова^{1,2}✉, М.А. Нефедов^{1,2}, А.В. Присяжнюк^{1,2}, В.В. Мясникова^{1,2,3},
В.А. Чудневцов^{1,2}, В.В. Денисова^{1,2}, В.Г. Шеманин²

¹ ООО «Пространство интеллектуальных решений», наб. им. Адмирала Серебрякова, д. 49, Новороссийск, Краснодарский край, 353905, Россия

² Новороссийский политехнический институт (филиал) ФГБОУ ВПО «КубГТУ», ул. Карла Маркса, д. 20, Новороссийск, Краснодарский край, 353900, Россия

³ ФГБОУ ВО «МГТУ», Медицинский институт, ул. Первомайская, д. 191, Майкоп, Республика Адыгея, 385000, Россия

Визуализация глазного дна играет решающую роль в диагностике и мониторинге заболеваний сетчатки, зрительного нерва и хориоидеи. Технологии визуализации глазного дна за последние десятилетия прошли путь от простых офтальмоскопов до высокоточных томографов и мультиспектральных систем. В обзоре рассмотрены принципы, преимущества и ограничения основных технологий визуализации глазного дна. Современные разработки направлены на повышение их портативности, автоматизацию и доступность для широкого применения.

Ключевые слова: глазное дно; визуализация; фундус-камера; портативность

Конфликт интересов: отсутствует.

Прозрачность финансовой деятельности: исследование выполнено при финансовой поддержке Кубанского научного фонда, ООО «ПИР» в рамках проекта № НТИП-24.1/1 «Портативный оптический прибор для визуализации глазного дна со встроенными технологиями искусственного интеллекта».

Для цитирования: Аксенов К.Д., Аксенова Л.Е., Нефедов М.А., Присяжнюк А.В., Мясникова В.В., Чудневцов В.А., Денисова В.В., Шеманин В.Г. Обзор технологий визуализации глазного дна. Российский офтальмологический журнал. 2025; 18 (3 Приложение): 12-5. <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-12-15>

Overview of fundus imaging technologies

Kirill D. Aksenov^{1,2}, Lyubov E. Aksenova^{1,2}✉, Mikhail A. Nefedov^{1,2}, Anton V. Prisyazhnyuk^{1,2}, Viktoria V. Myasnikova^{1,2,3},
Vladislav A. Chudnevtssov^{1,2}, Vladislava V. Denisova^{1,2}, Valeriy G. Shemanin²

¹ PREDICT SPACE LLC, Admiral Serebryakov Emb., 49, Novorossiysk, Krasnodar Region, 353905, Russia

² Novorossiysk Polytechnic Institute (branch) of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Professional Education "KubSTU", 20, Karl Marx St., Novorossiysk, Krasnodar Region, 353900, Russia

³ Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "MSTU", Medical Institute, Pervomayskaya St., 191, Maykop city, Republic of Adygea, 385000, Russia
axenovalubov@gmail.com

Fundus imaging plays a crucial role in the diagnostics and monitoring of the diseases of the retina, optic nerve, and choroid. Over the past decades, fundus imaging technologies have evolved from simple ophthalmoscopes to high-precision tomographs and multispectral systems. This review discusses the main technologies of fundus imaging, their principles, advantages, and limitations. Modern developments are focused on increasing portability, automation, and accessibility for widespread use.

Keywords: fundus; imaging; fundus camera; portability

Conflict of interest: none.

Financial transparency: the research is carried out with the financial support of the Kuban Science Foundation, LLC PREDICT SPACE in the framework of the project Num. NTIP-24.1/1 "A portable optical device for visualizing the fundus with integrated artificial intelligence technologies".

For citation: Aksenov K.D., Aksenova L.E., Nefedov M.A., Prisyazhnyuk A.V., Myasnikova V.V., Chudnevtssov V.A., Denisova V.V., Shemanin V.G. Overview of fundus imaging technologies. Russian ophthalmological journal. 2025; 18 (3 Supplement): 12-5 (In Russ.). <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-12-15>

Во всем мире 553 млн человек имеют нарушения зрения различной степени, при этом у 43,3 млн зрение отсутствует полностью. Девять из десяти людей со слепотой живут в странах с низким и средним уровнем дохода, при этом 80 % случаев полной потери зрения можно избежать при ранней диагностике и лечении [1]. Визуализация глазного дна играет решающую роль в обнаружении и мониторинге заболеваний сетчатки, зрительного нерва и хориоидеи [2]. Визуализация глазного дна стала доступна благодаря изобретению офтальмоскопа Германом фон Гельмгольцем в 1850 г. В последующие десятилетия были разработаны разнообразные технологии визуализации глазного дна, которые стали неотъемлемой частью клинической практики. Ниже рассмотрены основные технологии визуализации глазного дна, их принципы, преимущества и ограничения.

Классические методы визуализации глазного дна. Прямая офтальмоскопия — базовый метод осмотра сетчатки, при котором врач с помощью офтальмоскопа освещает глазное дно и наблюдает отраженное изображение через зрачок. Прямая офтальмоскопия позволяет получить увеличенное изображение центральной зоны глазного дна с высоким уровнем детализации, однако поле обзора ограничено ($\sim 5\text{--}10^\circ$) и сильно зависит от ширины зрачка. Метод не требует дополнительной линзы и дает прямое (неинвертированное) изображение, но для качественного осмотра обычно необходимо медикаментозное расширение зрачка. Непрямая офтальмоскопия проводится с использованием конденсирующей линзы (обычно $+20\text{ D}$) и бинокулярного офтальмоскопа. При этом врач получает перевернутое изображение глазного дна, но с более широким полем обзора (до $25\text{--}40^\circ$), что позволяет оценивать периферию сетчатки. Бинокулярная непрямая офтальмоскопия является важным методом диагностики заболеваний заднего сегмента глаза и обеспечивает широкий стереоскопический обзор сетчатки даже при наличии помутнений в оптических средах [3].

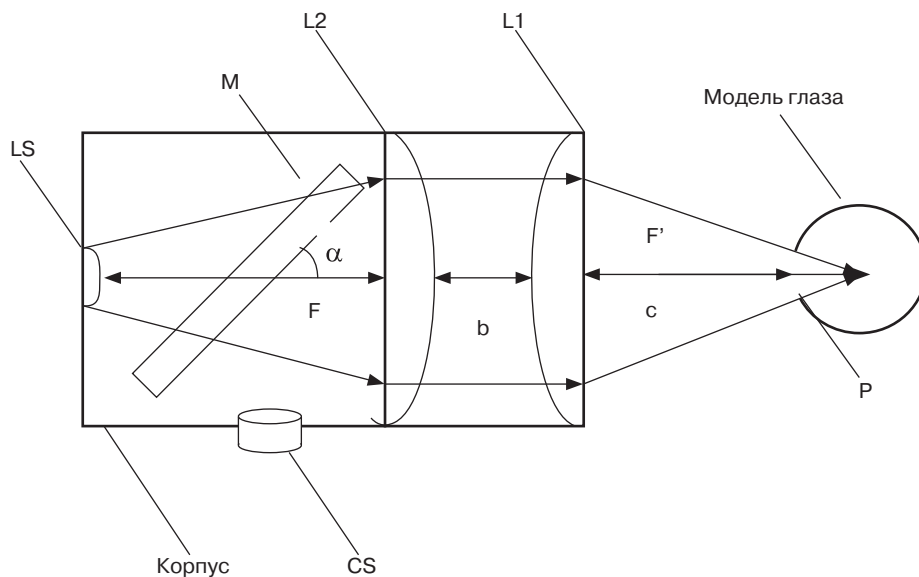


Рисунок. Схема портативной фундус-камеры. Оптическая система визуализации включает две оптические линзы (L1 и L2); светоделительное стекло (M); одну камеру (CS); источник света (LS); модель глаза со зрачком (P). F — фокусное расстояние, α — угол поворота зеркала относительно оптической оси системы, b — расстояние между линзами, c — расстояние от линзы L1 до зрачка испытуемого

Figure. Diagram of a portable fundus camera. The optical imaging system includes two optical lenses (L1 and L2); a beam-splitter (M); a single camera (CS); a light source (LS); an eye model with a pupil (P). F — focal length, α — angle of mirror rotation relative to the optical axis of the system, b — distance between the lenses, c — distance from lens L1 to the subject's pupil

В настоящее время в практику входят цифровые офтальмоскопы, позволяющие фотографировать изображение, полученное при офтальмоскопии, в том числе с помощью смартфонов [4]. Тем не менее классическая офтальмоскопия по-прежнему остается важным скрининговым методом, особенно в условиях отсутствия доступа к специализированной аппаратуре.

Фундус-камера. Для документирования состояния сетчатки и последующего сравнения во времени был разработан метод фотографирования глазного дна с помощью фундус-камеры. Первая пленочная фотография сетчатки была получена в конце XIX в., а к середине XX в. появились коммерческие фундус-камеры. Традиционная фундус-камера представляет собой сложную оптическую систему с внешним источником света, которая одновременно освещает сетчатку и фиксирует ее изображение на пленке или матрице (рисунок). Такие камеры, как правило, охватывают поле зрения в $30\text{--}45^\circ$, захватывая диск зрительного нерва и макулу на одном снимке. Для получения качественных изображений обычно требуется медикаментозное расширение зрачка и использование высокоэнергичного источника света (ксеноновая вспышка или светодиодная подсветка) [5].

Современные цифровые фундус-камеры оснащены CCD (charge-coupled device) или CMOS (complementary metal-oxide-semiconductor) матрицами высокого разрешения, что позволяет получать детальные цветные изображения глазного дна. Основные преимущества метода — наглядность, высокая разрешающая способность в пределах видимой области и возможность хранения изображения. Недостатки включают ограниченное поле обзора при одном снимке и трудности визуализации периферии, а также влияние оптических помутнений (катаракта) и рефракционных аномалий (миопии, гиперметропии) на качество фотографии. В целом фотография глазного дна стала золотым стандартом документирования состояния сетчатки в клинической практике, а ее сочетание с другими методами, например с оптической когерентной томографией (ОКТ), дает наиболее полную диагностическую картину.

Флуоресцентная ангиография. Для оценки состояния сосудистой системы сетчатки и хориоидеи применяется флуоресцентная ангиография глазного дна. Классическая флуоресцентная ангиография (ФАГ) проводится с внутривенным введением флуоресцеина, который заполняет сосуды сетчатки и хориоидеи. Серии изображений глазного дна регистрируются с помощью специализированной фундус-камеры или сканирующего лазерного офтальмоскопа: сине-зеленый свет используется для возбуждения флуоресценции красителя, а желто-зеленый — для регистрации излучения флуоресцеина. Последовательные снимки позволяют проследить время прохождения контраста через сосуды (артериальная, артериовенозная, венозная фаза) и выявить утечки красителя, свидетельствующие о нарушении гематоретинального барьера (например, при диабетической ретинопатии или возрастной дегенерации макулы). ФАГ дает информацию о динамике

кровотока и целостности сосудов, недоступную при обычной цветной фотографии. Тем не менее традиционная ручная интерпретация изображений FFA отнимает много времени и опирается на опыт клиницистов, что часто приводит к субъективной изменчивости, диагностическим задержкам и непоследовательной точности [6].

Сканирующая лазерная офтальмоскопия. Принцип сканирующего лазерного офтальмоскопа (SLO, scanning laser ophthalmoscope) был предложен в 1980-х гг. В этой системе используется узкий луч лазера, который послойно сканирует сетчатку, и конфокальный детектор, регистрирующий отраженный сигнал только из плоскости фокусировки [7]. Конфокальная схема позволяет значительно повысить контраст изображения за счет отсекания засветки от внефокусных слоев сетчатки и отражений роговицы. SLO обычно проводится в монохроматическом режиме, при котором изображение глазного дна получается черно-белым и высококонтрастным. Однако в зависимости от длины волны используемого лазера становится возможным получение изображений структур глазного дна различных типов, в том числе цветных изображений. Например, лазер с длиной волны ~488 нм позволяет регистрировать аутофлуоресценцию липофусцина в пигментном эпителии сетчатки. При этом инфракрасный диапазон (~820 нм) может быть использован для четкого изображения сосудов и структуры сетчатки при помутнениях оптических сред. Стандартное поле обзора конфокального лазерного офтальмоскопа составляет около 30°, однако за счет склеивания снимков можно получать картину всего глазного дна [8].

Ультраширокопольная визуализация. Одним из важных достижений стало расширение поля обзора при визуализации глазного дна. Традиционные камеры дают ~30–50° охвата, тогда как многие патологические изменения (например, дистрофии и разрывы сетчатки, ишемия при диабете) часто находятся на периферии глазного дна [9]. Ультраширокопольные системы позволяют получать снимки с полем зрения до 100–200° за одно изображение [10]. Такой охват достигается за счет использования сверхширокоугольной оптики и сканирующих лазеров двух длин волн (зеленый и красный лазер для визуализации внутренних слоев сетчатки и хориоидеи соответственно). Получаемые изображения имеют высокую контрастность и позволяют выявлять периферические поражения сетчатки (например, при ретинопатии недоношенных или диабетической ретинопатии) более эффективно, чем стандартная семипольная фотосъемка [10]. Ультраширокопольная визуализация улучшает диагностику периферических патологий и может повысить точность оценки тяжести заболеваний сетчатки [11]. Ограничением подобных систем являются геометрические искажения по краям изображения и высокая стоимость оборудования. Несмотря на это, широкопольная съемка быстро входит в стандарты обследования при заболеваниях, затрагивающих периферию (пигментная дегенерация сетчатки, васкулиты, диабетическая ретинопатия и др.).

Оптическая когерентная томография. ОКТ произвела революцию в визуализации сетчатки с момента своего появления в начале 1990-х гг. Метод основан на принципе низкокогерентной интерферометрии: направляя пучок инфракрасного света в глаз и анализируя отраженный сигнал с помощью интерферометра, можно измерять расстояние до различных слоев сетчатки с высоким разрешением (3–10 мкм). Впервые ОКТ сетчатки была продемонстрирована D. Huang и соавт. в 1991 г. (MIT, США) [12]. Временная доменная система ОКТ (TD-ОКТ, Time-Domain Optical Coherence Tomography) была первой системой ОКТ, представленной

в мире клинической офтальмологии, и имела относительно медленную скорость сканирования — 400 осевых сканирований (А-сканирование) в секунду. На развитие данной технологии оказали влияние факторы сокращения затрат на производство и уменьшения размера прибора. Так, несколькими исследовательскими группами были разработаны портативные системы ОКТ [13, 14]. Интеграция нескольких сложных оптических устройств в качестве миниатюрных компонентов на одном микрочипе улучшает механическую стабильность прибора и обеспечивает возможность литографического крупносерийного производства, что снижает затраты на производство и улучшает повторяемость конструкции.

В последнее десятилетие появилась неинвазивная альтернатива метода флуоресцентной ангиографии на основе ОКТ — ОКТ-ангиография (ОКТА). ОКТА позволяет провести серийный анализ изображений и получить изображение кровеносной капиллярной сети сетчатки без введения красителя.

Адаптивная оптика и новейшие разработки. Современные исследовательские проекты направлены на повышение разрешения и миниатюризацию систем визуализации. Адаптивная оптика (АО) — технология, пришедшая из астрономии, которая используется для коррекции оптических аберраций глаза в режиме реального времени. В сочетании с SLO или фундус-камерами АО позволяет получить изображения сетчатки с ультравысоким разрешением, вплоть до визуализации отдельных фоторецепторов и капилляров [15]. Первые системы с АО для глаза появились в конце 1990-х — начале 2000-х гг., продемонстрировав возможность напрямую наблюдать мозаику колбочек в макуле живого человека. В последние годы созданы переносные прототипы АО-SLO. Так, в 2018 г. сообщалось о ручном адаптивно-оптическом офтальмоскопе, способном регистрировать фоторецепторы на эксцентриситетах до 1,4° от ямки (средний шаг ~4,5 мкм), в то время как без АО предельной считалась зона ~3,9° [16]. Хотя АО пока не вошла в широкую клиническую практику из-за сложности и дороговизны, развитие микроскопов и алгоритмов управления обеспечивает постепенное снижение габаритов и стоимости таких систем. Другим направлением исследований является использование новых оптических элементов — например, плоских дифракционных линз и металллинз [17].

Отдельно следует отметить появление портативных цифровых устройств для офтальмоскопии, основанных на использовании смартфонов. Простейший вариант — это крепление смартфона перед офтальмоскопической линзой. Более продвинутые решения включают специальные насадки на смартфон с осветителем и оптикой, превращающие его в упрощенную фундус-камеру. Показано, что такие устройства, оснащенные алгоритмами глубокого обучения, позволяют достичь высоких значений чувствительности и специфичности при скрининге диабетической ретинопатии [18, 19]. Сочетание мобильности, дешевых компонентов и автономного анализа делает эти системы перспективными для масштабных скрининговых программ, особенно в регионах с ограниченным доступом к офтальмологу.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Технологии визуализации глазного дна за последние десятилетия прошли путь от простых офтальмоскопов до высокоточных томографов и многоспектральных систем. Современные разработки направлены на повышение портативности, автоматизацию и доступность для широкого применения.

Литература/References

1. GBD 2019 Blindness and Vision Impairment Collaborators; Vision Loss Expert Group of the Global Burden of Disease Study. Causes of blindness and vision impairment in 2020 and trends over 30 years, and prevalence of avoidable blindness in relation to VISION 2020: the Right to Sight. *The Lancet Global Health*. 2021; 9 (2): e144–e160. doi: 10.1016/S2214-109X(20)30489-7
2. 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, 4828. <https://doi.org/10.1038/s41467-021-25138-w>
3. Cordero I. Understanding and caring for an indirect ophthalmoscope. *Community Eye Health*. 2016; 29 (95): 57. PMID: 28289323.
4. Shanmugam MP, Mishra DK, Rajesh R, Madhukumar R. Unconventional techniques of fundus imaging: A review. *Indian J Ophthalmol*. 2015 Jul; 63 (7): 582–5. doi: 10.4103/0301-4738.167123
5. Panwar N, Huang P, Lee J, et al. Fundus photography in the 21st century — A Review of recent technological advances and their implications for worldwide healthcare. *Telemed J E Health*. 2016 Mar; 22 (3): 198–208. doi: 10.1089/tmj.2015.0068
6. Nunez do Rio JM, Sen P, Rasheed R, et al. Deep learning-based segmentation and quantification of retinal capillary non-perfusion on ultra-wide-field retinal fluorescein angiography. *J Clin Med*. 2020 Aug 6; 9 (8): 2537. doi: 10.3390/jcm9082537
7. Mainster MA, Desmettre T, Querques G, Turner PL, Ledesma-Gil G. Scanning laser ophthalmoscopy retroillumination: applications and illusions. *Int J Retina Vitreous*. 2022 Sep 30; 8 (1): 71. <https://doi.org/10.1186/s40942-022-00421-0>
8. Patel CK, Buckle M. Ultra-widefield imaging for pediatric retinal disease. *Asia Pac J Ophthalmol (Phila)*. 2018 May-Jun; 7 (3): 208–14. doi: 10.22608/APO.2018100
9. Antropoli A, Arrigo A, La Franca L, et al. Peripheral and central capillary non-perfusion in diabetic retinopathy: An updated overview. *Front Med*. 2023; 10: 1125062. doi: 10.3389/fmed.2023.1125062
10. Ashrafkhorasani M, Habibi A, Nittala MG, et al. Peripheral retinal lesions in diabetic retinopathy on ultra-widefield imaging. *Saudi J Ophthalmol*. 2024 Jan 6; 38 (2): 123–31. doi: 10.4103/sjopt.sjopt_151_23
11. Brown K, Keane D, Turner L, Peto T. Impact of ultra-widefield imaging on understanding the pathophysiology of peripheral retinal degeneration. *Medical Research Archives*. 2024 Aug.; 12 (8). <https://doi.org/10.18103/mra.v12i8.5507>
12. Huang D, Swanson EA, Lin CP, et al. Optical Coherence Tomography. *Science*. 1991; 254: 1178–81. doi: 10.1126/science.1957169
13. Lu CD, Kraus MF, Potsaid BJ, et al. Handheld ultrahigh speed swept source optical coherence tomography instrument using a MEMS scanning mirror. *Biomed Opt Express*. 2013 Dec 20; 5 (1): 293–311. doi: 10.1364/BOE.5.000293
14. Jung W, Kim J, Jeon M, et al. Handheld optical coherence tomography scanner for primary care diagnostics. *IEEE Trans Biomed Eng*. 2011 Mar; 58 (3): 741–4. doi: 10.1109/TBME.2010.2096816
15. Roorda A. Applications of adaptive optics scanning laser ophthalmoscopy. *Optometry and Vision Science*. 2010 April; 87 (4): 260–8. doi: 10.1097/OPX.0b013e3181d39479
16. DuBose T, Nankivil D, LaRocca F, et al. Handheld adaptive optics scanning laser ophthalmoscopy. *Optica*. 2018 Sep 20; 5 (9): 1027–36. doi: 10.1364/OPTICA.5.001027
17. Maman R, Muallem E, Mazurski N, Engelberg J, Levy U. Achromatic imaging systems with flat lenses enabled by deep learning. *ACS Photonics*. 2023; 10 (12): 4494–500. <https://pubs.acs.org/doi/10.1021/acsp Photonics.3c01349>
18. Wroblewski JJ, Sanchez-Buenfil E, Inciarte M, et al. Diabetic retinopathy screening using smartphone-based fundus photography and deep-learning artificial intelligence in the Yucatan peninsula: A field study. *J Diabetes Sci Technol*. 2025 Mar; 19 (2): 370–6. doi:10.1177/19322968231194644
19. Penha FM, Priotto BM, Hennig F, et al. Single retinal image for diabetic retinopathy screening: performance of a handheld device with embedded artificial intelligence. *Int J Retin Vitreous*. 2023 Jul 10; 9 (1): 41. doi: 10.1186/s40942-023-00477-6

Вклад авторов в работу: Л.Е. Аксенова — концепция и дизайн исследования, практическая реализация, обработка данных, подготовка статьи; М.А. Нефедов — концепция исследования, подготовка статьи; К.Д. Аксенов — концепция, сбор и обработка данных, написание статьи; В.А. Чудневцов — подготовка статьи; В.В. Денисова — концепция, сбор и обработка данных, подготовка статьи; А.В. Присяжнюк — сбор и обработка данных, подготовка статьи; В.В. Мясникова, В.Г. Шеманин — подготовка статьи, рецензирование и редактирование.

Authors' contribution: L.E. Aksenova — study concept and design, practical implementation, data processing, article preparation; M.A. Nefedov — study concept, article preparation; K.D. Aksenov — concept, data collection and processing, writing of the article; V.A. Chudnevtsov — article preparation; V.V. Denisova — concept, data collection and processing, article preparation; A.V. Prisyazhnyuk — data collection and processing, article preparation; V.V. Myasnikova, V.G. Shemanin — article preparation, reviewing and editing.

Поступила: 03.07.2025. Переработана: 24.07.2025. Принята к печати: 24.08.2025
Originally received: 03.07.2025. Final revision: 24.07.2025. Accepted: 24.08.2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ/INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

¹ ООО «Пространство интеллектуальных решений», наб. им. Адмирала Серебрякова, д. 49, Новороссийск, Краснодарский край, 353905, Россия

² Новороссийский политехнический институт (филиал) ФГБОУ ВПО «КубГУ», ул. Карла Маркса, д. 20, Новороссийск, Краснодарский край, 353900, Россия

³ ФГБОУ ВО «МГТУ», Медицинский институт, ул. Первомайская, д. 191, Майкоп, Республика Адыгея, 385000, Россия

Кирилл Дмитриевич Аксенов — генеральный директор¹, научный сотрудник², ORCID 0000-0001-5391-5229

Любовь Евгеньевна Аксенова — научный сотрудник^{1,2}, ORCID 0000-0003-0885-1355

Михаил Алексеевич Нефедов — техник-программист¹, лаборант², ORCID 0009-0006-3522-0603

Антон Владимирович Присяжнюк — лаборант-исследователь¹, инженер-программист², ORCID 0009-0008-8424-6353

Виктория Владимировна Мясникова — д-р мед. наук, научный сотрудник¹, доцент², заведующая кафедрой физиологии и общей патологии и профессор кафедры госпитальной хирургии³, ORCID 0000-0003-1748-7962

Владислав Алексеевич Чудневцов — лаборант-исследователь¹, лаборант²

Владислава Витальевна Денисова — программист¹, лаборант²

Валерий Геннадьевич Шеманин — д-р физ.-мат. наук, научный сотрудник², ORCID 0000-0003-0707-489X

Для контактов: Любовь Евгеньевна Аксенова,
axenovalubov@gmail.com

¹ PREDICT SPACE LLC, Admiral Serebryakov Emb., 49, Novorossiysk, Krasnodar Region, 353905, Russia

² Novorossiysk Polytechnic Institute (branch) of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Professional Education “KubSTU”, 20, Karl Marx St., Novorossiysk, Krasnodar Region, 353900, Russia

³ Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education “MSTU”, Medical Institute, Pervomayskaya St., 191, Maykop city, Republic of Adygea, 385000, Russia

Kirill D. Aksenov — CEO¹, researcher², ORCID 0000-0001-5391-5229

Lyubov E. Aksenova — researcher^{1,2}, ORCID 0000-0003-0885-1355

Mikhail A. Nefedov — software technician¹, laboratory assistant², ORCID 0009-0006-3522-0603

Anton V. Prisyazhnyuk — research assistant¹, software engineer², ORCID 0009-0008-8424-6353

Viktoria V. Myasnikova — Dr. of Med. Sci., researcher^{1,2}, head of chair of physiology and general pathology, professor of chair of hospital surgery³, ORCID 0000-0003-1748-7962

Vladislav A. Chudnevtsov — J Lab Research Assistant¹, Laboratory Assistant²

Vladislava V. Denisova — programmer¹, laboratory assistant²

Valeriy G. Shemanin — Dr. of Phys.-Mat. Sci., researcher², ORCID 0000-0003-0707-489X

For contacts: Lyubov E. Aksenova,
axenovalubov@gmail.com

Модели искусственной нейронной сети для расчета оптической силы интраокулярных линз: сравнение с формулами четвертого поколения

А.А. Арзамасцев^{1,2✉}, О.Л. Фабрикантов², Н.А. Зенкова³, А.А. Чикина²

¹ ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет», Университетская площадь, д. 1, Воронеж, 394018, Россия

² ФГАУ НМИЦ «Межотраслевой научно-технический комплекс «Микрохирургия глаза» им. академика С.Н. Федорова», Тамбовский филиал, Рассказовское шоссе, д. 1, Тамбов, 392000, Россия

³ ФГБОУ ВО «Тамбовский государственный университет им. Г.Р. Державина», ул. Интернациональная, д. 33, Тамбов, 392036, Россия

Цель работы — разработка модели для предоперационного расчета оптической силы интраокулярных линз (ИОЛ) на основе искусственных нейронных сетей (ИНС-модель) с открытой архитектурой, обучение модели на локальных эмпирических данных и сравнение погрешности модели с современными формулами четвертого поколения. **Материал и методы.** Исходный датасет представлял собой обезличенные данные пациентов Тамбовского филиала «МНТК «Микрохирургия глаза» им. академика С.Н. Федорова» и содержал 890 записей, включающих рефракцию сильного и слабого меридиана роговицы до операции, длину глаза, глубину передней камеры, толщину хрусталика, А-константу используемой модели ИОЛ. В качестве выходной величины выбрана требуемая оптическая сила ИОЛ. Для разработки ИНС-моделей использовали фреймворки машинного обучения языка Python. Все технологические процессы осуществляли в Google Colaboratory. Для оценки качества ИНС-моделей использовали среднюю относительную погрешность и процент попадания расчетных значений в целевой диапазон $\pm 0,5$ дптр. **Результаты.** На значительном количестве локальных данных оценена точность формул четвертого поколения, используемых для предоперационного расчета оптической силы ИОЛ: Barrett Universal II, Hill-RBF, Kane и Pearl DGS. Средняя относительная погрешность составляет 2,67–3,21%, процент попаданий расчетных значений в диапазон $\pm 0,5$ дптр — от 55 до 68%. ИНС-модель на основе машинного обучения позволяет проводить расчет данного показателя с погрешностью 2,33% при попадании расчетных значений в целевой диапазон порядка 74%. **Заключение.** Разработанная ИНС-модель может быть использована в системах поддержки принятия решений врачами-офтальмологами в виде специализированного калькулятора.

Ключевые слова: оптическая сила интраокулярной линзы; система искусственного интеллекта; искусственные нейронные сети; машинное обучение; медицинские данные; датасет

Конфликт интересов: отсутствует.

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

Для цитирования: Арзамасцев А.А., Фабрикантов О.Л., Зенкова Н.А., Чикина А.А. Модели искусственной нейронной сети для расчета оптической силы интраокулярных линз: сравнение с формулами четвертого поколения. Российский офтальмологический журнал. 2025; 18 (3 Приложение): 16-9. <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-16-19>

The models of artificial neural network for intraocular lens power calculation. Comparison with fourth-generation formulas

Alexander A. Arzamastsev^{1,2}, Oleg L. Fabrikantov², Natalya A. Zenkova³, Angelina A. Chikina²

¹ Voronezh State University, 1, Universitetskaya square, Voronezh, 394018, Russia

² S.N. Fedorov Tambov National medical research center “MNTK Eye Microsurgery”, 1, Rasskazovskoe highway, Tambov, 392000, Russia

³ Tambov State University named after G.R. Derzhavin, 33, Internatsionalnaya St., Tambov, 392036, Russia
arz_sci@mail.ru

Purpose of the study — to develop a model for preoperative calculation of the optical power of intraocular lenses (IOLs) based on artificial neural networks (ANN model) with open architecture, its machine learning on local empirical data and comparison of the model error with modern fourth-generation formulas. **Materials and methods.** The initial dataset included anonymized data of patients of S.N. Fedorov Tambov branch of National medical research center “MNTK Eye Microsurgery”, and contained 890 records, including refraction of the strong and weak cornea meridians before surgery, axial length, anterior chamber depth, lens thickness, and A-constant of the IOL model used. The required optical power of the IOL was selected as the output value. To develop ANN models, standard machine learning tools of the Python language were used, as well as gradient and gradient-free methods of the author’s development, which were used in interactive mode. All technological processes were carried out in Google Colaboratory. To assess the quality of ANN models, we used the average relative error and the percentage of calculated values falling within the target range of $\pm 0.5 D$. **Results.** The accuracy of fourth-generation formulas used for preoperative calculation of the optical power of IOLs — Barrett Universal II, Hill-RBF, Kane and Pearl DGS was assessed using a significant amount of local data. The average relative error is 2.67–3.21 %, the percentage of calculated values falling within the range of $\pm 0.5 D$ is from 55 to 68 %. An ANN model based on machine learning has been developed, which allows calculating this indicator with an error of 2.33 %, with the percentage of calculated values falling within the target range of about 74 %. **Conclusion.** The developed ANN model can be used in decision support systems for ophthalmologists in the form of a specialized calculator.

Keywords: intraocular lens optical power; artificial intelligence system; artificial neural networks; machine learning; medical data; dataset

Conflict of interest: there is no conflict of interest.

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

For citation: Arzamastsev A.A., Fabrikantov O.L., Zenkova N.A., Chikina A.A. The models of artificial neural network for intraocular lens power calculation. Comparison with fourth-generation formulas. Russian ophthalmological journal. 2025; 18 (3 Supplement): 16-9 (In Russ.). <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-16-19>

Для предоперационного расчета интраокулярных линз (ИОЛ) в офтальмологической практике используют формулы различных поколений, такие как SRK II, SRK/T, Hoffer-Q, Holladay II, Naigis и Barrett. Наибольшей точностью обладают формулы четвертого поколения, разработанные с использованием систем искусственного интеллекта (ИИ), наиболее известными из которых являются Barrett Universal II, Hill-RBF, Kane и Pearl DGS. Они доступны в виде специализированных онлайн-калькуляторов, однако их структура и коэффициенты остаются скрытыми от пользователей, что затрудняет анализ влияния исходных параметров на результат и препятствует их использованию и встраиванию в системы поддержки принятия решений в офтальмологии. По этой причине разработка инструментария на основе современных систем ИИ, позволяющего увеличить точность расчетов оптической силы ИОЛ и повысить процент попаданий расчетных значений в целевой диапазон $\pm 0,5$ дптр путем адаптации математических моделей к локальным эмпирическим данным, является актуальной задачей.

Имеется ряд работ, посвященных сравнению классических формул для расчетов оптической силы ИОЛ, а также изучению целесообразности использования для этой цели современных систем ИИ, основанных на машинном обуче-

нии [1–3]. Показано, что в большинстве случаев формула Kane обеспечивала наименьшую среднюю абсолютную ошибку [1], хотя формула Barrett Universal II обладала самой низкой средней и медианной абсолютной ошибкой прогноза [2], поэтому авторы пришли к выводу, что точность методов машинного обучения сопоставима с точностью формулы Barrett Universal II; но требуется адаптация формул путем оптимизации их коэффициентов на основе локальных данных [3].

ЦЕЛЬ работы — разработка модели для предоперационного расчета оптической силы ИОЛ на основе искусственных нейронных сетей (ИНС-модель) с открытой архитектурой, обучение модели на локальных эмпирических данных и сравнение ее погрешности с современными формулами четвертого поколения.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДЫ

Для разработки ИНС-модели и ее параметрической идентификации использовали датасет, состоящий из 890 обезличенных записей пациентов Тамбовского филиала «МНТК “Микрохирургия глаза” им. академика С.Н. Федорова». Для получения ИНС-моделей, аппроксимирующих поведение формул Barrett Universal II, Hill-RBF, Kane, Pearl DGS, использовали по 400 первых записей входных дан-

Таблица. Сравнение расчетов оптической силы ИОЛ для ИНС-модели и формул четвертого поколения на локальных данных
Table. Comparison of IOL optical power calculations for the ANN model and fourth-generation formulas on local data

ИНС-модель или формула, год опубликования ANN model or formula, year of publication	Средняя относительная погрешность, % Average relative error, %	Попадание расчетной величины в диапазон $\pm 0,5$ дптр, % The calculated value falls within the range of ± 0.5 D, %	Максимальная относительная погрешность, % Maximum relative error, %	Число записей, на которых получен результат Number of records on which the result was obtained
Barrett Universal II, 2019	2,67	67,8	64,3	400
Hill-RBF, 2020	2,75	63,0	71,4	400
Kane, 2017	2,78	55,3	71,4	400
Pearl DGS, 2021	3,21	64,5	71,4	400
ИНС-модель, ANN model, 2024–2025	2,33	74,6	44	800*

Примечание. * — ИНС-модель обучали на 70 % случайных записей от 890 (623 записи), ее погрешность оценивали на 30 % от 890 (267 записей) + 533 дополнительные записи, не входящие в обучающий набор, так что их общее число было равно 800.

Note. * — the ANN model was trained on 70 % random records from 890 (623 records), its error was estimated on 30 % of 890 (267 records) + 533 additional records not included in the training set, so that their total number was 800.

ных (из 890) и путем их ввода в online-калькуляторы получали расчетную оптическую силу ИОЛ. Таким образом, датасеты для обучения аппроксимирующих ИНС-моделей состояли из 400 записей, входные значения которых представляли обезличенные предоперационные параметры пациентов, а выходной величиной являлась оптическая сила ИОЛ, рассчитанная по соответствующему калькулятору. Требуемую оптическую силу ИОЛ определяли путем анализа рефракционных ошибок после диагностического обследования, включающего рефрактометрию и определение остроты зрения прооперированного глаза через 1–3 мес после имплантации ИОЛ. Данный период контрольного обследования был выбран исходя из того, что к этому времени послеоперационные показатели рефракции артефактного глаза, как правило, стабилизируются, а фиброз задней капсулы хрусталика, оказывающий влияние на оптические результаты, еще не успевает развиваться.

Структура датасетов для обучения всех моделей имела следующий вид. Входными данными служила рефракция сильного и слабого меридиана роговицы до операции, длина глаза, глубина передней камеры, толщина хрусталика, А-константа используемой модели ИОЛ, а целевыми значениями — требуемая величина оптической силы ИОЛ (для ИНС-модели) и расчетные значения оптической силы ИОЛ, полученные из соответствующих онлайн-калькуляторов (для аппроксимирующих моделей калькуляторов). В качестве выходной величины выбрана требуемая оптическая сила ИОЛ.

ИНС-модель. Архитектура модели базируется на разложении функции многих переменных в ряд Тейлора. Использование данного приема позволяет создавать относительно простые модели, обладающие хорошей способностью к генерализации [4]. Это свойство достигается за счет малого числа оптимизируемых коэффициентов, что особенно важно при небольших датасетах. Отличительной особенностью таких моделей является то, что вместо традиционно используемых функций активации нейронов, таких как различные виды сигмоидов, гиперболический тангенс или ReLU, здесь используются линейная, квадратическая, кубическая и т. д. передаточные функции, что, по сути, позволяет отнести их к классу множественной регрессии. Данное обстоятельство позволяет избавиться от таких негативных явлений, как переобучение, наличие малофункциональных или нефункциональных областей модели, проблемы исчезающего градиента, а также снизить общее время машинного обучения за счет упрощения архитектуры сети и меньшего числа оптимизируемых коэффициентов. Указанный вид ИНС-моделей прошел апробацию в нашей работе [4] и показал хорошие свойства

генерализации при разработке нейронных сетей для расчетов оптической силы ИОЛ.

Для обучения всех ИНС-моделей использовали градиентные методы спуска, а также безградиентные — покоординатного спуска и Монте-Карло, реализованные средствами Python в Google Colaboratory. Оценку точности ИНС-моделей проводили по средней относительной погрешности и проценту попадания расчетных значений оптической силы ИОЛ в диапазон $\pm 0,5$ дптр. Валидацию ИНС-моделей проводили обычными способами, разделив обучающую выборку в отношении 0,7 (обучение): 0,3 (валидация). Все технологические процессы с моделями проводили с использованием средств языка Python в Google Colaboratory.

После проведения вычислительных экспериментов по влиянию входных параметров на точность ИНС-модели были выделены пять наиболее существенных: рефракция слабого меридиана роговицы до операции (дптр), рефракция сильного меридиана роговицы до операции (дптр), оптическая длина глаза (мм), глубина передней камеры (мм), толщина хрусталика (мм). В качестве дополнительного параметра принята А-константа используемой модели ИОЛ, так что общее число входных параметров оказалось равно шести.

При обучении ИНС-моделей использовали следующие целевые функции: 1) сумма квадратов отклонений расчетных и эмпирических значений оптической силы ИОЛ и 2) процент попаданий расчетных значений в сравнении с эмпирическими в диапазон $\pm 0,5$ дптр. В первом случае при обучении модели целевая функция минимизировалась за счет изменения ее коэффициентов, во втором — максимизировалась.

В таблице приведено сравнение полученной ИНС-модели с формулами четвертого поколения на локальных данных. По величине средней относительной погрешности она незначительно превосходит классические формулы, обеспечивая при этом существенно больший процент попаданий расчетных значений в целевой диапазон $\pm 0,5$ дптр, важный для офтальмологов, и меньшие значения максимальной относительной погрешности.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработана ИНС-модель для предоперационного расчета оптической силы ИОЛ, обучение которой осуществлено на локальных эмпирических данных. Средняя относительная погрешность модели составляет 2,33 % при проценте попаданий расчетных значений в целевой диапазон $\pm 0,5$ дптр порядка 74 %. Это несколько улучшает результаты, полученные по формулам четвертого поколения для предоперационного

расчета оптической силы ИОЛ: Barrett Universal II, Hill-RBF, Kane и Pearl DGS, средняя относительная погрешность которых составляет 2,67–3,21 %, а процент попаданий расчетных значений в диапазон $\pm 0,5$ дптр — от 55 до 68 %. Разработанная ИНС-модель может быть использована в системах поддержки принятия решений врачами-офтальмологами в виде специализированного калькулятора.

Литература/References

1. Stopyra W, Cooke DL, Grzybowski AA. Review of intraocular lens power calculation formulas based on artificial intelligence. *Journal of Clinical Medicine*. 2024; 13, 498. <https://doi.org/10.3390/jcm13020498>

2. Yamauchi T, Tabuchi T, Takase K, Masumoto H. Use of a machine learning method in predicting refraction after cataract surgery. *Journal of Clinical Medicine*. 2021; 10, 1103. doi: 10.3390/jcm10051103
3. Kuthirummal N, Vanathi M, Mukhija R, et al. Evaluation of Barrett universal II formula for intraocular lens power calculation in Asian Indian population. *Indian J. Ophthalmol*. 2020; 68 (1): 59–64. doi: 10.4103/ijo.IJO_600_19
4. Арзамасцев А.А., Фабрикантов О.Л., Зенкова Н.А., Беликов С.В. Применение технологии машинного обучения для прогнозирования оптической силы интраокулярных линз: генерализация диагностических данных. *Digital Diagnostics*. 2024. 5 (1): 53–63. [Arzamastsev A.A., Fabrikantov O.L., Zenkova N.A., Belikov S.V. Application of machine learning technology to predict the optical power of intraocular lenses: generalization of diagnostic data. *Digital Diagnostics*. 2024. 5 (1): 53–63 (In Russ.)]. doi: <https://doi.org/10.17816/DD623995>

Вклад авторов в работу: А.А. Арзамасцев — обработка данных, разработка модели и анализ результатов; О.Л. Фабрикантов — концепция и дизайн исследования; Н.А. Зенкова — сбор и обработка данных, написание текста; А.А. Чикина — сбор и обработка данных.

Authors' contribution: A.A. Arzamastsev — data processing, model development and results analysis; O.L. Fabrikantov — study concept and design; N.A. Zenkova — data collection and processing, writing of the article; A.A. Chikina — data collection and processing.

Поступила: 27.06.2025. Переработана: 24.07.2025. Принята к печати: 25.07.2025
Originally received: 27.06.2025. Final revision: 24.07.2025. Accepted: 25.07.2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ/INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

¹ ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет», Университетская площадь, д. 1, Воронеж, 394018, Россия

² ФГАУ НМИЦ «Межотраслевой научно-технический комплекс «Микрохирургия глаза» им. академика С.Н. Федорова», Тамбовский филиал, Рассказовское шоссе, д. 1, Тамбов, 392000, Россия

Александр Анатольевич Арзамасцев — д-р техн. наук, профессор кафедры математического и прикладного анализа¹, научный сотрудник²

Олег Львович Фабрикантов — д-р мед. наук, профессор, директор²

Ангелина Андреевна Чикина — врач-офтальмолог²

ФГБОУ ВО «Тамбовский государственный университет им. Г.Р. Державина», ул. Интернациональная, д. 33, Тамбов, 392036, Россия

Наталья Александровна Зенкова — канд. псих. наук, доцент, доцент кафедры математического моделирования и информационных технологий

Для контактов: Александр Анатольевич Арзамасцев,
arz_sci@mail.ru

¹ Voronezh State University, 1, Universitetskaya square, Voronezh, 394018, Russia

² S.N. Fedorov Tambov National medical research center “MNTK Eye Microsurgery”, 1, Rasskazovskoe highway, Tambov, 392000, Russia

Alexander A. Arzamastsev — Dr. of Tech. Sci., professor of the department of mathematical and applied analysis¹, scientific researcher²

Oleg L. Fabrikantov — Dr. of Med. Sci., professor, director²

Angelina A. Chikina — ophthalmologist²

Tambov State University named after G.R. Derzhavin, 33, Internatsionalnaya St., Tambov, 392036, Russia

Natalya A. Zenkova — Cand. of Psychol. Sci., associate professor of chair of mathematical modeling and information technology

For contacts: Alexander A. Arzamastsev,
arz_sci@mail.ru

Artificial intelligence (AI) assistant for early detection and monitoring of glaucoma

Tursungul K. Botabekova, Eskendir K. Gasanov✉

Kazakh-Russian Medical University, 71, Torekulov St., Almaty, 050004, Kazakhstan
feraael8@gmail.com

*This study focuses on the development and initial validation of an artificial intelligence (AI) based assistant for early glaucoma detection, utilizing a large language model (LLM) with multimodal data analysis capabilities. The **purpose** of this study was to develop a prototype of an AI-based assistant for the early detection of glaucoma using AI and multimodal data analysis techniques. **Materials and methods.** The system was trained on a dataset of 78 patients who underwent comprehensive ophthalmologic examinations, including textual clinical records and diagnostic imaging (eye fundus photos, optical coherence tomography, perimetry, etc.). **Results.** The AI model demonstrated a classification accuracy of 85.9%, with a sensitivity of 88.6% and specificity of 83.1%. These results indicate the model's strong potential for identifying early-stage glaucoma and differentiating between healthy and affected individuals. A key feature of the system is its ability to process both textual and visual data, generating detailed and explainable diagnostic reports highlighting significant clinical findings. Despite these promising results, certain limitations were identified, including occasional false positives and false negatives. **Conclusion.** Further refinement, larger clinical trials, and regulatory approval will be necessary before integration into routine clinical practice. Nevertheless, this study highlights the effectiveness and future potential of LLM-based multimodal AI systems as diagnostic tools in ophthalmology.*

Keywords: glaucoma; early diagnostics; artificial intelligence; large language model; machine learning

Conflict of interests: there is no conflict of interests.

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

For citation: Botabekova T.K., Gasanov E.K. Artificial intelligence (AI) assistant for early detection and monitoring of glaucoma. Russian ophthalmological journal. 2025; 18 (3 Supplement): 20-2. <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-20-22>

Помощник на основе искусственного интеллекта (ИИ) для раннего выявления и мониторинга глаукомы

Т.К. Ботабекова, Е.К. Гасанов✉

Казахстанско-Российский медицинский университет, ул. Торекулова, д. 71, Алматы, 050004, Казахстан

*Данное исследование посвящено разработке и первичной валидации ИИ-ассистента для раннего выявления глаукомы с использованием большой языковой модели (LLM) и мультимодального анализа данных. **Цель** данного исследования — создание и первичная апробация ассистента для скрининга и мониторинга глаукомы на базе ИИ. **Материал и методы.** Система обучалась на выборке из 78 пациентов, прошедших полное офтальмологическое обследование с текстовыми клиническими записями и диагностическими изображениями (фундус-фотографии, оптическая когерентная томография, периметрия и др.). **Результаты.** Модель продемонстрировала точность классификации в 85,9%, чувствительность — 88,6% и специфичность — 83,1%, что свидетельствует о высокой способности выявлять глаукому на ранних стадиях и различать здоровых лиц и пациентов с глаукомой. Важной особенностью системы является интеграция текстовых и визуальных данных с формированием подробных и объяснимых диагностических отчетов, отражающих ключевые клинические признаки. Несмотря на положительные результаты, выявлены определенные ограничения, включая случаи ложноположительных и ложноотрицательных диагнозов. **Заключение.** Для внедрения в клиническую практику необходима дальнейшая доработка модели, проведение масштабных клинических испытаний и получение регуляторного одобрения. Тем не менее данное исследование подчеркивает перспективность LLM-основанных мультимодальных ИИ-систем в офтальмологической диагностике.*

Ключевые слова: глаукома; ранняя диагностика; искусственный интеллект; большая языковая модель; машинное обучение

Конфликт интересов: отсутствует.

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

Для цитирования: Ботабекова Т.К., Гасанов Е.К. Помощник на основе искусственного интеллекта (ИИ) для раннего выявления и мониторинга глаукомы. Российский офтальмологический журнал. 2025; 18 (3 Приложение): 20–2. <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-20-22>

Glaucoma is one of the leading causes of irreversible blindness worldwide [1]. Its insidious nature lies in its asymptomatic progression at early stages and the irreversible damage it causes to the optic nerve. Timely detection and initiation of treatment can significantly slow disease progression, but lost visual function cannot be restored. Given the growing number of glaucoma cases and the limited resources in healthcare systems, there is an urgent need to develop efficient, accessible, and highly accurate tools for early diagnosis. Particular attention is being paid to the potential of modern artificial intelligence (AI) algorithms, including large language models (LLMs), which are capable of processing and interpreting large volumes of heterogeneous medical data [2]. The development of such technologies can improve the quality of screening programs, reduce the workload on ophthalmologists, and ultimately help prevent late diagnosis that leads to blindness [3–5].

The **PURPOSE** of this study was to develop a prototype of an AI-based assistant for the early detection of glaucoma using artificial intelligence and multimodal data analysis techniques.

The main research objectives included: creating a model with enhanced search and analysis capabilities for both textual and visual medical data, evaluating its ability to detect glaucoma at early stages, and comparing the AI assistant's performance with conventional ophthalmological conclusions. Special emphasis was placed on the model's ability to highlight key diagnostic features and generate well-reasoned textual reports, which are essential for future integration into clinical workflows.

MATERIALS AND METHODS

The study involved 78 patients who underwent comprehensive ophthalmological examination at several specialized clinics. All participants were diagnosed with glaucoma at varying stages and in different clinical forms. A diverse set of medical data was collected for each patient, including demographic information (age, gender), medical history, and the results of specialized ophthalmic tests: ophthalmoscopy, optical coherence tomography (OCT), standard automated perimetry, and other textual and visual diagnostic materials. The AI model was trained on this multimodal dataset using machine learning techniques, including both traditional algorithms and neural network approaches, with the LLM component integrated for clinical text interpretation [6–10] and developed using Python and server base from OpenAI (Generative Pre-trained Transformer). LLM integrated with image and text processing pipeline. Able to generate diagnostic hypotheses and structured reports. Utilizes multimodal feature attention for improved detection. Models source code in our comparison is publicly available and licensed for use.

RESULTS

Our first model (on OpenAI engine), equipped with extended search capabilities and trained to analyze both textual and visual medical data from 78 patients, demonstrated high accuracy in glaucoma detection; the models were compared to each other OpenAI engine and DeepSeek engine (Table 1 and 2). The overall classification accuracy reached 85.7 %, with a sensitivity of 88.4 % and a specificity of 83.1 %. These metrics reflect

the model's diagnostic quality: a sensitivity of 88.6 % indicates that the model correctly identified approximately 88.4 % of true glaucoma cases (i.e., it missed about 11.4 % of affected patients), while a specificity of 83.1 % shows that among patients without glaucoma, the model correctly excluded the disease in 83.1 % of cases (the remaining ~16.9 % were false positives). The overall accuracy of 85.7 % represents the proportion of correctly classified cases across all evaluated patients.

These results demonstrate that the LLM-based model is capable of accurately distinguishing between the presence and absence of glaucoma, including at its early stages. The high sensitivity (~88 %) confirms the tool's effectiveness in identifying the majority of glaucoma patients, even those with subtle signs, while the acceptable specificity (~83 %) indicates relatively infrequent false alarms. The model also showed the ability to highlight key diagnostic features and differentiate between forms of glaucoma, which increases its clinical utility as a diagnostic assistant.

Despite its high accuracy, both successful classifications and algorithmic errors — including false positives and false negatives — were observed. Analysis of these cases revealed the current limitations of the model and helped identify directions for its further refinement. False positives (~16.9%): non-glaucomatous abnormalities misclassified and false negatives (~8.4%): subtle cases or insufficient data. Analysis helps refine model attention and improve future training. Supports human-AI collaboration for nuanced cases. These results demonstrate that the LLM-based model is capable of accurately distinguishing between the presence and absence of glaucoma, including at its early stages. The high sensitivity (~88 %) confirms the tool's effectiveness in identifying the majority of glaucoma patients, even those with subtle signs, while the acceptable specificity (~83%) indicates relatively infrequent false alarms. The model also showed the ability to highlight key diagnostic

Table 1. Open AI engine-based assistant
Таблица 1. Ассистент на базе Open AI

Parameter Параметр	Value, % Значение, %
Sensitivity Чувствительность	88.4
Specificity Специфичность	83.1
Overall accuracy Общая точность	85.7

Table 2. DeepSeek engine-based assistant
Таблица 2. Ассистент на базе DeepSeek

Parameter Параметр	Value, % Значение, %
Sensitivity Чувствительность	76.3
Specificity Специфичность	65.5
Overall accuracy Общая точность	78.9

features and differentiate between forms of glaucoma, which increases its clinical utility as a diagnostic assistant.

CONCLUSION

This study demonstrates the potential of AI-based assistants built on large language models and multimodal data analysis algorithms for the early detection of glaucoma. The developed prototype showed high diagnostic accuracy, the ability to generate interpretable and evidence-based textual diagnostic reports, and the capacity to integrate both textual and visual information. Unlike most existing AI solutions, the proposed model combines diagnostic, search, and explanation functionalities, significantly increasing its practical value.

At this stage, the tool remains under experimental validation and requires further development, expansion of the training dataset, and large-scale clinical trials. Regulatory approval and certification are also necessary before clinical deployment. Nevertheless, the obtained results emphasize the strong potential of the LLM-based multimodal approach in the diagnosis of ophthalmic diseases, including glaucoma.

References/Литература

1. Tham Y-C, Li X, Wong TY, Quigley HA, Aung T, Cheng C-Y. Global prevalence of glaucoma and projections of glaucoma burden through 2040: a systematic review and meta-analysis. *Ophthalmology*. 2014; 121 (11): 2081–90.
2. Sharma P, Takahashi N, Ninomiya T, et al. A hybrid multi model artificial intelligence approach for glaucoma screening using fundus images. *NPJ Digit Med*. 2025 Feb 27; 8 (1): 130. doi: 10.1038/s41746-025-01473-w
3. Mehta P, Petersen CA, Wen JC, et al. Automated detection of glaucoma with interpretable machine learning using clinical data and multimodal retinal images. *Am J Ophthalmol*. 2021; 231: 154–69. doi: 10.1016/j.ajo.2021.07.012
4. Dixit A, Yohannan J, Boland MV. Assessing glaucoma progression using machine learning trained on longitudinal visual field and clinical data. *Ophthalmology*. 2021; 128 (7): 1016–26. doi: 10.1016/j.ophtha.2020.12.012
5. Civit-Masot J, Dom nguez-Morales MJ, Vicente-D az S, Civit A. Dual machine-learning system to aid glaucoma diagnosis using disc and cup feature extraction. *IEEE Access*. 2020; 8: 127519–29. doi: 10.1109/ACCESS.2020.3007961
6. Bowd C, Belghith A, Zangwill LM, et al. Deep learning image analysis of optical coherence tomography angiography measured vessel density improves classification of healthy and glaucoma eyes. *Am J Ophthalmol*. 2022; 236: 298–308. doi: 10.1016/j.ajo.2021.10.018
7. Hou R, Wang Y, Zhang Y, et al. Predicting glaucoma progression with a gated transformer network using longitudinal OCT scans. *Int J Mol Sci*. 2023; 24 (10): 4473. doi: 10.3390/ijms24104473
8. Li Z, He Y, Keel S, et al. Efficacy of a deep learning system for detecting glaucomatous optic neuropathy based on color fundus photographs. *Ophthalmology*. 2018; 125 (8): 1199–206. doi: 10.1016/j.ophtha.2018.01.023
9. Mandal R, Banerjee R, Chatterjee S, et al. A convolutional LSTM network for detecting glaucomatous progression in OCT images. *Int J Mol Sci*. 2024; 24 (10): 4473. doi: 10.3390/ijms24104473
10. Fortino G, Panda SK, Xu K, et al. Hybrid solutions with image processing and deep learning for glaucoma diagnosis. *Front Med (Lausanne)*. 2024 Dec 16; 11: 1423813. doi: 10.3389/fmed.2024.1423813

Author's contribution: both authors made significant contributions at all stages of the article preparation. T.K. Botabekova developed the research concept and design; E.K. Gasanov participated in data collection and interpretation. Both authors were involved in drafting the manuscript and/or substantially revising its content.

Вклад авторов в работу: оба автора внесли значимый вклад на всех этапах подготовки статьи. Т.К. Ботабекова разработала концепцию и дизайн исследования; Е.К. Гасанов принимал участие в сборе и интерпретации данных. Подготовку рукописи и/или существенную переработку ее содержательной части осуществили оба автора.

Поступила: 13.07.2025. Переработана: 12.08.2025. Принята к печати: 13.08.2025
Originally received: 13.07.2025. Final revision: 12.08.2025. Accepted: 13.08.2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ/INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Kazakh-Russian Medical University, 71, Torekulov St., Almaty, 050004, Kazakhstan

Tursungul K. Botabekova — Dr. of Med. Sci., academician of the National Academy of Sciences of the Republic of Kazakhstan, professor, head of the chair of ophthalmology

Eskendir K. Gasanov — resident of the chair of ophthalmology, ORCID 0000-0002-4184-4758

For contacts: Eskendir K. Gasanov,
feraael8@gmail.com

Казахстанско-Российский медицинский университет, ул. Торекулова, д. 71, Алматы, 050004, Казахстан

Турсунгуль Копжасаровна Ботабекова — д-р мед. наук, академик НАН Республики Казахстан, профессор, заведующая кафедрой офтальмологии

Ескендир Киясович Гасанов — резидент кафедры офтальмологии, ORCID 0000-0002-4184-4758

Для контактов: Ескендир Киясович Гасанов,
feraael8@gmail.com

Применение алгоритмов машинного обучения для повышения точности результатов лазерной коррекции зрения

А.В. Осипов[✉], Л.В. Баталина, Н.Н. Дергачева, И.Б. Медведев

ФГАОУ «Российский национальный исследовательский медицинский университет им. Н.И. Пирогова», ул. Островитянова, д. 1, Москва, 117997, Россия

Лазерная коррекция зрения (ЛКЗ) представляет собой высокотехнологичный метод коррекции аномалий рефракции, эффективность которого во многом зависит от точности предоперационной диагностики, индивидуализации параметров вмешательства и прогнозирования исходов. В последние годы всё активнее интегрируются алгоритмы машинного обучения (МО) на различных этапах ЛКЗ, способствуя трансформации офтальмохирургической практики в сторону персонализированного подхода. Цель данного обзора — систематизировать современные достижения в применении МО в лазерной рефракционной хирургии. В предоперационном периоде МО позволяет с высокой точностью отбирать пациентов, выявлять противопоказания (включая кератоконус), выбирать оптимальный метод вмешательства и рассчитывать параметры абляции. Используемые алгоритмы, включая «случайный лес», XGBoost и глубокие нейронные сети, демонстрируют превосходные показатели чувствительности и специфичности, нередко превосходя традиционные клинические методы. В послеоперационном периоде МО применяется для прогнозирования зрительных исходов, риска регрессии и необходимости повторной коррекции. Несмотря на высокую прогностическую точность, текущее применение искусственного интеллекта (ИИ) ограничено ретроспективным характером данных, отсутствием масштабной клинической валидации и необходимостью дальнейшей интеграции в клинические процессы. Обзор подчеркивает значимость дальнейших исследований для стандартизации, интероперабельности и регуляторной приемлемости ИИ-решений в офтальмологии.

Ключевые слова: кераторефракционная хирургия; лазерная коррекция зрения; машинное обучение; искусственный интеллект

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

Конфликт интересов: отсутствует.

Для цитирования: Осипов А.В., Баталина Л.В., Дергачева Н.Н., Медведев И.Б. Применение алгоритмов машинного обучения для повышения точности результатов лазерной коррекции зрения. Российский офтальмологический журнал. 2025; 18 (3 Приложение): 23-6. <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-23-26>

Application of machine learning algorithms to improve the accuracy of laser vision correction outcomes

Arseny V. Osipov[✉], Larisa V. Batalina, Nadezhda N. Dergacheva, Igor B. Medvedev

N.I. Pirogov Russian National Research Medical University, 1, Ostrovityanova St., Moscow, 117997, Russia
dr.osipov.eyes@mail.ru

Laser vision correction (LVC) is a high-technology method of correcting refractive errors, the effectiveness of which largely depends on the precision of preoperative diagnostics, the individualization of surgical parameters, and the accurate prediction of postoperative outcomes. In recent years, machine learning (ML) algorithms have been increasingly integrated at various stages of the LVC process, contributing to the transformation of ophthalmic surgical practice toward a more personalized approach. This literature review aims to systematize current advancements in the application of ML in laser refractive surgery. In the preoperative phase, ML enables the accurate selection of suitable candidates, the identification of contraindications (including keratoconus), the choice of optimal surgical technique, and the calculation

of ablation parameters. Employed algorithms, such as random forest, XGBoost, and deep neural networks, exhibit excellent sensitivity and specificity, frequently outperforming conventional clinical methods. In the postoperative period, ML is utilized to predict visual outcomes, assess the risk of refractive regression, and determine the likelihood of enhancement procedures. Despite its high predictive accuracy, the current use of artificial intelligence (AI) remains constrained by the retrospective nature of available data, the lack of large-scale clinical validation, and the ongoing need for integration into clinical workflows. This review underscores the importance of further research to establish standardized protocols, ensure interoperability, and achieve regulatory compliance for AI-based solutions in ophthalmology.

Keywords: keratorefractive surgery; laser vision correction; machine learning; artificial intelligence

Conflict of interests: there is no conflict of interests.

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

For citation: Osipov A.V., Batalina L.V., Dergacheva N.N., Medvedev I.B. Application of machine learning algorithms to improve the accuracy of laser vision correction outcomes. Russian ophthalmological journal. 2025; 18 (3 Supplement): 23-6 (In Russ.). <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-23-26>

Лазерная коррекция зрения (ЛКЗ), включая LASIK, PRK и KLEx, представляет собой широко применяемый метод рефракционной хирургии, при котором высокоточные лазеры изменяют форму роговицы для коррекции миопии, гиперметропии и астигматизма [1]. Машинное обучение (МО) — направление искусственного интеллекта (ИИ), использующее алгоритмы и статистические модели для анализа данных и автоматического улучшения результатов, — уже активно внедряется в офтальмологию [2]. ЛКЗ является многоэтапным процессом с обработкой значительных объемов клинической информации, что создает возможности для применения МО на всех стадиях: от отбора пациентов и диагностики противопоказаний до прогноза исходов и ведения осложнений. Интеграция ИИ-технологий позволяет повысить точность диагностики, индивидуализировать хирургический подход и улучшить предсказуемость результатов вмешательства.

Применение МО в предоперационном периоде:

1. Отбор пациентов. J. Choi и соавт. [3] оценивали эффективность больших языковых моделей (ChatGPT-4.0, Google Gemini, Microsoft Copilot) в ответах на вопросы пациентов о рефракционной хирургии и выявили, что ChatGPT-4.0 обеспечивает наивысшую точность и надежность информации. При этом ее ответы характеризовались низкой читабельностью и сложностью для непрофессиональной аудитории, что подчеркивает необходимость адаптации формулировок для широкой аудитории [3].

G. Kundu и соавт. [4] создали прогностическую ИИ-модель для предсказания вероятности того, что пациент запишется на лазерную коррекцию. Для анализа выборки из 423 записей медицинских карт использовали разные методы МО. Большую точность показал метод «случайный лес» (random forest, RF), имевший ROC-AUC 0,945 с чувствительностью 88,0 % и специфичностью 92,5 %. Авторы заключают, что такой подход позволит различным глазным центрам оптимизировать и упорядочивать поток пациентов на основе определенных факторов, что в свою очередь может привести к лучшему результату с точки зрения выбора пациентами операций [4].

T. Yoo и соавт. [5] выполнили ретроспективный анализ данных 18 480 пациентов, обследованных перед ЛКЗ, включая результаты рефрактометрии, биомикроскопии, кератотопографии, пахиметрии, измерения зрачка и анкетные данные. На их основе создана ансамблевая модель (метод опорных векторов, «случайный лес», нейронные сети, AdaBoost, Lasso), продемонстрировавшая высокую прогностическую эффективность (AUC внутренней валидации — 0,983; внешней — 0,972), превосходящую традиционные подходы к оценке риска [5]. В дальнейшем эти же

данные использовались для построения многоклассовой модели XGBoost, определяющей оптимальный метод коррекции или выявляющей противопоказания. Применение SHAP-анализа обеспечило интерпретируемость и согласованность результатов с клиническим опытом, а точность предсказаний достигала 81,0 % на внутреннем и 78,9 % на внешнем тестировании [6].

2. Диагностика кератоконуса. Y. Xie и соавт. [7] разработали модель на основе InceptionResNetV2 (с трансферным обучением) для классификации снимков роговицы (норма, подозрительные/ранние изменения, кератоконус, после ЛКЗ) и отбора кандидатов на рефракционную хирургию. Обученная на 6465 снимках 1385 пациентов модель достигла точности 94,7 % при валидации. На независимом тесте точность составила 95,0 %, что сопоставимо с опытными хирургами (92,8 %; $p = 0,72$). При выявлении противопоказаний к операции модель превзошла встроенные классификаторы Pentacam HR (95,0 % против 81,0 %; $p < 0,001$) в базе данных азиатских пациентов [7].

3. Помощь в выборе метода. J. Li и соавт. [8] разработали модель МО для помощи офтальмологам в выборе метода коррекции зрения (LASIK, PRK, SMILE) у пациентов с близорукостью. Модель обучалась на клинических данных 7081 пациента (2000–2017 гг.) с использованием 20 параметров, включая толщину роговицы, внутриглазное давление и рефракцию. Сравнивались шесть различных алгоритмов классификации (с последующей 10-кратной кросс-валидацией и настройкой гиперпараметров). Лучшие результаты показал Random Forest (точность: 0,8775 / левый глаз, 0,8229 / правый глаз; макро F1: 0,8019/0,8080). Наиболее важными признаками стали толщина роговицы, рефракция и новый индекс сфероцилиндрического преобразования. SHAP-анализ подтвердил соответствие модели клиническому опыту [8].

4. Помощь в расчете объема абляции. S. Park и соавт. [9] применили алгоритмы МО для предсказания номограмм сферы, цилиндра и оси астигматизма при операции SMILE, используя данные 3034 глаз с 4 категориальными и 28 числовыми признаками. Для построения моделей использовали множественную линейную регрессию, CART, AdaBoost, XGBoost и MLP, выбрав по результатам пятикратной перекрестной проверки модель с минимальным RMSE. Наилучшие показатели продемонстрировал AdaBoost, при точности ниже 0,25 D для сферы и цилиндра и 25° для оси в 0,969, 0,976 и 0,994 соответственно. Ограничением исследования стало отсутствие клинической проверки [9].

N. Luft и соавт. [10] сравнили современные традиционные номограммы для операции Small-Incision-Lenticule-Extraction (SMILE) с новыми номограммами на основе МО:

линейной модели (LM), обобщенной аддитивной смешанной модели (GAMM) и искусственной нейронной сети (ANN). В исследовании методы МО показали несколько лучший результат по сравнению с классической номограммой. Авторы отметили, что для дальнейшего увеличения предсказуемости необходимо повышение точности определения субъективной манифестной рефракции [10].

Применение МО в послеоперационном периоде

Прогнозирование результата. Q. Wan и соавт. [11] разработали модели глубокого обучения (DL-модель) для прогнозирования остроты зрения в раннем послеоперационном периоде после SMILE. Пациенты были разделены на ретроспективную и две проспективные когорты. Видеозаписи операций, полученные с помощью лазера VisuMax, классифицировали по результатам послеоперационной некорригированной остроты зрения через 24 ч и использовали для обучения модели ResNet50. После отбора ключевых признаков применялись классические алгоритмы МО с перекрестной проверкой. Разработанные модели показали высокую точность (AUC до 0,998 в ретроспективной и до 1,000 в проспективных когортах) как на уровне изображений, так и видео. Дополнительно DL-модель надежно распознавала интраоперационные осложнения, включая потерю вакуума, черные пятна и непрозрачный пузырьковый слой. Тепловые карты Grad-CAM подтвердили способность моделей локализовать зоны сканирования и выявлять осложнения [11].

M. Validis и соавт. [12] выполнили ретроспективный анализ 4456 процедур лазерной рефракционной хирургии (PRK, LASEK, Epi-LASIK, LASIK), из которых 84 ($\approx 1,9\%$) потребовали повторного вмешательства. Для обучения и валидации модели использовали данные 2378 случаев без повторной коррекции и 70 случаев с документированной необходимостью повторного лечения (с наблюдением не менее года). Была разработана система из восьми независимых классификаторов на основе сетей векторного квантования с конкурентным слоем из 78 нейронов, бинарным выходом и обучением до 100 эпох. Окончательное решение принималось по принципу большинства голосов классификаторов. Разработанный ансамблевый алгоритм продемонстрировал высокую прогностическую точность в оценке необходимости повторной коррекции после первичной ЛКЗ (чувствительность — 0,8756; специфичность — 0,9286) [12].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Литературный обзор рассматривает применение методов МО в лазерной коррекции зрения, где технологии ИИ демонстрируют высокий потенциал в оптимизации всех этапов: от предоперационного планирования до прогноза исходов и ведения осложнений. МО позволяет точно от-

бирать пациентов, выявлять противопоказания (включая кератоконус), подбирать метод вмешательства и прогнозировать результаты с использованием ансамблевых моделей (XGBoost, «случайный лес», глубокое обучение) и классических алгоритмов, обеспечивающих точность, сопоставимую с экспертной, при сохранении клинической интерпретируемости решений (SHAP-анализ). В послеоперационном периоде МО выявляет риск регрессии, необходимость повторной коррекции и анализирует осложнения на основе видеоаналитики. Интеграция МО способствует переходу к персонализированной медицине, однако требует стандартизации данных, регуляторной прозрачности, клинической валидации и решения задач интероперабельности и интеграции ИИ в рабочие процессы.

Литература/References

1. Chang JY, Lin PY, Hsu CC, Liu CJ. Comparison of clinical outcomes of LASIK, Trans-PRK, and SMILE for correction of myopia. *J Chin Med Assoc.* 2022 Feb 1; 85 (2): 145–51. doi: 10.1097/JCMA.0000000000000674
2. Нероев В.В., Зайцева О.В., Петров С.Ю., Брагин А.А. Применение искусственного интеллекта в офтальмологии: настоящее и будущее. *Российский офтальмологический журнал.* 2024; 17 (2): 135–41. [Neroev V.V., Zaytseva O.V., Petrov S.Yu., Bragin A.A. Artificial intelligence in ophthalmology: the present and the future. *Russian ophthalmological journal.* 2024; 17 (2): 135–41 (In Russ.)]. <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2024-17-2-135-141>
3. Choi JY, Kim DE, Kim SJ, et al. Application of multimodal large language models for safety indicator calculation and contraindication prediction in laser vision correction. *NPJ Digital Medicine.* 2025; 8 (1): 82. <https://doi.org/10.1038/s41746-025-01487-4>
4. Kundu G, Virani I, Shetty R, et al. Role of artificial intelligence in determining factors impacting patients' refractive surgery decisions. *Indian Journal of Ophthalmology.* 2023; 71 (3): 810–7. https://doi.org/10.4103/ijjo.ijjo_2718_22
5. Yoo TK, Ryu IH, Lee G, et al. Adopting machine learning to automatically identify candidate patients for corneal refractive surgery. *NPJ Digit Med.* 2019 Jun 20; 2: 59. doi: 10.1038/s41746-019-0135-8
6. Yoo TK, Ryu IH, Choi H, et al. Explainable machine learning approach as a tool to understand factors used to select the refractive surgery technique on the expert level. *Transl Vis Sci Technol.* 2020 Feb 12; 9 (2): 8. doi: 10.1167/tvst.9.2.8
7. Xie Y, Zhao L, Yang X, et al. Screening candidates for refractive surgery with corneal tomographic-based deep learning. *JAMA Ophthalmol.* 2020 May 1; 138 (5): 519–26. doi: 10.1001/jamaophthalmol.2020.0507
8. Li J, Dai Y, Mu Z, et al. Choice of refractive surgery types for myopia assisted by machine learning based on doctors' surgical selection data. *BMC Med Inform Decis Mak.* 2024 Feb 8; 24 (1): 41. doi: 10.1186/s12911-024-02451-0
9. Park S, Kim H, Kim L, et al. Artificial intelligence-based nomogram for small-incision lenticule extraction. *Biomed Eng Online.* 2021 Apr 23; 20 (1): 38. doi: 10.1186/s12938-021-00867-7
10. Luft N, Mohr N, Spiegel E, et al. Optimizing refractive outcomes of SMILE: Artificial Intelligence versus Conventional State-of-the-Art Nomograms. *Curr Eye Res.* 2024 Mar; 49 (3): 252–9. doi: 10.1080/02713683.2023.2282938
11. Wan Q, Yue S, Tang J, et al. Prediction of early visual outcome of small-incision lenticule extraction (SMILE) based on deep learning. *Ophthalmol Ther.* 2023 Apr; 12 (2): 1263–79. doi: 10.1007/s40123-023-00680-6
12. Balidis M, Papadopoulou I, Malandris D, et al. Using neural networks to predict the outcome of refractive surgery for myopia. *Aopen.* 2019; 229. <https://doi.org/10.1051/fopen/2019024>

Вклад авторов в работу: А.В. Осипов — сбор и анализ литературы, написание статьи; Л.В. Баталина, Н.Н. Дергачева — анализ литературы, написание и редактирование статьи; И.Б. Медведев — концепция и дизайн обзора, редактирование статьи.

Authors' contribution: A.V. Osipov — collection and analysis of literature, writing of the article; L.V. Batalina, N.N. Dergacheva — analysis of literature, writing and editing of the article; I.B. Medvedev — concept and design of the review, editing of the article.

Поступила: 12.08.2025. Переработана: 24.08.2025. Принята к печати: 25.08.2025
Originally received: 12.08.2025. Final revision: 24.08.2025. Accepted: 25.08.2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ/INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

ФГАОУ «Российский национальный исследовательский медицинский университет им. Н.И. Пирогова», ул. Островитянова, д. 1, Москва, 117997, Россия

Арсений Владимирович Осипов — аспирант кафедры офтальмологии Института непрерывного образования и профессионального развития

Лариса Владимировна Баталина — канд. мед. наук, доцент кафедры офтальмологии Института непрерывного образования и профессионального развития

Надежда Николаевна Дергачева — канд. мед. наук, доцент кафедры офтальмологии Института непрерывного образования и профессионального развития

Игорь Борисович Медведев — д-р мед. наук, профессор, заведующий кафедрой офтальмологии Института непрерывного образования и профессионального развития

Для контактов: Арсений Владимирович Осипов,
dr.osipov.eyes@mail.ru

N.I. Pirogov Russian National Research Medical University, 1, Ostrovityanova St., Moscow, 117997, Russia

Arseny V. Osipov — PhD student, chair of ophthalmology, institute of continuous education and professional development

Larisa V. Batalina — Cand. of Med. Sci., associate professor, chair of ophthalmology, institute of continuous education and professional development

Nadezhda N. Dergacheva — Cand. of Med. Sci., associate professor, chair of ophthalmology, institute of continuous education and professional development

Igor B. Medvedev — Dr. of Med. Sci., professor, head of chair of ophthalmology, institute of continuous education and professional development

For contacts: Arseny V. Osipov,
dr.osipov.eyes@mail.ru

Прогнозирование периоперационных осложнений и регистрация исходов в офтальмохирургии: современное состояние проблемы

В.В. Мясникова^{1,2✉}, Л.Е. Аксенова^{2,3}, К.Д. Аксенов², В.В. Коломыцев⁴

¹ ФГБОУ ВО «Майкопский государственный технологический университет» Министерства образования и науки России, ул. Первомайская, д. 191, Майкоп, Республика Адыгея, 385000, Россия

² ООО «Пространство интеллектуальных решений», наб. им. Адмирала Серебрякова, д. 49, Новороссийск, Краснодарский край, 353905, Россия

³ Новороссийский политехнический институт (филиал) ФГБОУ ВПО «КубГТУ», ул. Карла Маркса, д. 20, Новороссийск, Краснодарский край, 353900, Новороссийск

⁴ ФГАУ НМИЦ «МНТК «Микрохирургия глаза» им. С.Н. Федорова» Минздрава России, Бескудниковский бульвар, д. 59а, Москва, 127486, Россия

Цель работы — обобщить современные подходы к прогнозированию системных периоперационных осложнений в офтальмохирургии, оценить возможности использования предоперационных калькуляторов риска и определить роль клинических регистров в обеспечении безопасности хирургического лечения. **Материал и методы.** В обзор включены отечественные и зарубежные публикации 2020–2025 гг., отобранные по базам данных PubMed, Scopus и Web of Science, а также материалы действующих национальных и международных регистров (EUREQUO, IRIS и др.). Особое внимание уделено оценке ограничений традиционных шкал риска (ASA, RCRI), роли маркеров активности нейровегетативной системы (вариабельность сердечного ритма — HRV и барорефлекторная чувствительность — BRS), а также потенциалу искусственного интеллекта (ИИ) в разработке персонализированных прогностических моделей. **Результаты.** Установлено, что офтальмохирургия, несмотря на малотравматичность вмешательств, сопряжена с риском развития критических инцидентов, особенно у пожилых пациентов с коморбидным фоном. Известные шкалы стратификации риска не учитывают физиологических предикторов и оказываются малоинформативными в случае их применения в офтальмохирургии. HRV и BRS обладают высокой прогностической значимостью, однако не интегрированы в используемые модели. ИИ-алгоритмы, включая системы машинного обучения и концепцию цифровых двойников, позволяют объединять клиничко-физиологические параметры и формировать персонализированные профили риска. **Заключение.** Представленные данные подтверждают необходимость разработки специализированных офтальмологических калькуляторов риска и клинических регистров, включающих физиологические параметры. Интеграция ИИ в процессы стратификации риска системных периоперационных осложнений и критических инцидентов способствует повышению безопасности офтальмохирургических вмешательств у пациентов группы высокого риска.

Ключевые слова: офтальмохирургия; системные периоперационные осложнения; калькуляторы риска; вариабельность сердечного ритма; барорефлекторная чувствительность; искусственный интеллект.

Конфликт интересов: отсутствует.

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

Финансирование. Исследование выполнено при финансовой поддержке Кубанского научного фонда, ООО «ПИР» в рамках проекта № НТИП-24.1/1 «Портативный оптический прибор для визуализации глазного дна со встроенными технологиями искусственного интеллекта».

Для цитирования: Мясникова В.В., Аксенова Л.Е., Аксенов К.Д., Коломыцев В.В. Прогнозирование периоперационных осложнений и регистрация исходов в офтальмохирургии: современное состояние проблемы. Российский офтальмологический журнал. 2025; 18 (3 Приложение): 27-31. <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-27-31>

Prediction of perioperative complications and registration of outcomes in ophthalmic surgery: current state of the problem

Victoria V. Myasnikova^{1,2✉}, Lyubov E. Aksenova^{2,3}, Kirill D. Aksenov², Vladimir V. Kolomytsev⁴

¹ Federal Statebudget Educational Institution of Higher Education “Maykop State Technological University” Ministry of Education and Science of the Russian Federation, 191, Pervomaiskaya St., Maykop, Republic of Adygea, 385000, Russia

² PREDICT SPACE LLC, 49, Admiral Serebryakov Emb., Novorossiysk, Krasnodar Region, 353905, Russia

³ Novorossiysk Polytechnic Institute (branch), Kuban State Technological University, Karl Marx St., 20, Novorossiysk, Krasnodar Region, 353900, Russia

⁴ S.N. Fedorov NMRC MNTK “Eye Microsurgery”, 59a, Beskudnikovskii Blvd. Moscow, 127486, Russia
vivlad7@mail.ru

*The purpose of the work is to summarize modern approaches to predicting systemic perioperative complications in ophthalmic surgery, to assess the possibilities of using preoperative risk calculators and to determine the role of clinical registries in ensuring the safety of surgical treatment. **Material and methods.** The review includes domestic and foreign publications from 2020–2025, selected from the PubMed, Scopus and Web of Science databases, as well as materials from existing national and international registries (EUREQUO, IRIS, etc.). Particular attention is paid to assessing the limitations of traditional risk scales (ASA, RCRI), the role of markers of the activity of the neurovegetative system (heart rate variability — HRV and baroreflex sensitivity — BRS), as well as the potential of artificial intelligence (AI) in the development of personalized prognostic models. **Results.** It was found that ophthalmic surgery, despite the low-trauma nature of the interventions, is associated with the risk of critical incidents, especially in elderly patients with a comorbid background. Known risk stratification scales do not take into account physiological predictors and are of little use when used in ophthalmic surgery. HRV and BRS have high prognostic value, but are not integrated into the models used. AI algorithms, including machine learning systems and the concept of digital twins, allow combining clinical and physiological parameters and forming personalized risk profiles. **Conclusion.** The presented data confirm the need to develop specialized ophthalmic risk calculators and clinical registries that include physiological parameters. Integration of AI into the processes of risk stratification of systemic perioperative complications and critical incidents helps to improve the safety of ophthalmic surgery in high-risk patients.*

Keywords: ophthalmic surgery; systemic perioperative complications; risk calculators; heart rate variability; baroreflex sensitivity; artificial intelligence

Conflict of interest: there is no conflict of interest.

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

Financing. The research is carried out with the financial support of the Kuban Science Foundation, LLC PREDICT SPACE in the framework of the project Num. NTIP-24.1/1 “A portable optical device for visualizing the fundus with integrated artificial intelligence technologies”.

For citation: Myasnikova V.V., Aksenova L.E., Aksenov K.D., Kolomytsev V.V. Prediction of perioperative complications and registration of outcomes in ophthalmic surgery: current state of the problem. Russian ophthalmological journal. 2025; 18 (3 Supplement): 27-31 (In Russ.). <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-27-31>

Несмотря на относительно безопасный характер офтальмохирургических вмешательств, современные данные свидетельствуют о наличии значимых рисков интраоперационных критических инцидентов (КИ), особенно у пациентов пожилого возраста с сопутствующими заболеваниями. Разработка точных инструментов предоперационной стратификации риска и систематическая регистрация исходов становятся необходимыми элементами современной офтальмологической практики.

ЦЕЛЬ данного обзора — проанализировать существующие подходы к прогнозированию периоперационных осложнений в офтальмохирургии, оценить эффективность доступных калькуляторов риска, а также рассмотреть состояние и потенциал регистров клинических исходов в этой области.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДЫ

В соответствии с рекомендациями PRISMA в основу обзора положен поиск научных публикаций и регистров (2015–2025 гг.) по базам данных PubMed, Scopus и Web of Science, анализ национальных и международных

регистров офтальмологических исходов, а также систематизация информации о предоперационных калькуляторах риска (PreOpNet, RCRI и др.). Использованы материалы из файлов регистров.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Офтальмохирургические вмешательства, такие как операции по поводу катаракты, глаукомы или витреоретинальная хирургия, считаются одними из самых безопасных в хирургии [1]. Однако даже при относительно нетравматичных вмешательствах у пациентов пожилого возраста, особенно с сопутствующими заболеваниями, регистрируются критические интраоперационные инциденты, такие как выраженные брадикардия, асистолия, артериальная гипотензия, гипоксия, бронхоспазм и тошнота [2–4].

Специфичным для офтальмохирургии и опасным осложнением ввиду риска развития жизнеугрожающих аритмий является окулокардиальный рефлекс (ОКР), возникающий при манипуляциях на глазных мышцах при операциях по поводу косоглазия с частотой до 90 % [5–8].

Дополнительным фактором риска является наличие периферической нейропатии, особенно у больных с сахарным диабетом. Частота ее выявления у данных пациентов при выполнении витреоретинальных вмешательств превышает 80 % и напрямую ассоциирована с кардиоваскулярной дисфункцией. Влияние периферической нейропатии проявляется через снижение адаптационных резервов и повышение риска гемодинамической нестабильности во время вмешательства [9, 10].

Пожилой возраст, коморбидность, снижение функционального резерва — все это обосновывает необходимость точной стратификации риска [11, 12].

В настоящее время отсутствуют верифицированные системы оценки риска, специально адаптированные для офтальмохирургии. Применяемые в практике шкалы ASA и RCRI обладают ограниченной прогностической ценностью и не чувствительны к специфическим рискам [13, 14]. Отдельные предикторы, например возраст или баллы ASA, не коррелируют достоверно с развитием осложнений. Также не учитываются показатели, оценивающие состояние нейровегетативной системы [9]. В ряде исследований в других областях хирургии (при абдоминальных или торакальных операциях) показана эффективность оценки функционального резерва организма, например анаэробного порога, что может быть применено и в офтальмохирургической практике [15, 16].

Вариабельность сердечного ритма (HRV) и барорефлекторная чувствительность (BRS) являются доступными и валидированными маркерами нарушений регуляции автономной нервной системы, используемыми в кардиологии и анестезиологии [17, 18]. Снижение этих показателей достоверно связано с риском развития аритмий, артериальной гипотензии и других форм нестабильности гемодинамики во время анестезии [19–21]. Тем не менее эти показатели не интегрированы в предоперационные калькуляторы, что снижает их диагностическую и прогностическую ценность [22]. Несколько последних обзоров [23, 24] указывают на отсутствие системных подходов к количественной оценке риска осложнений, несмотря на доказанную прогностическую ценность HRV/BRS.

Искусственный интеллект (ИИ) позволяет объединять гетерогенные данные — ЭКГ, лабораторные показатели, анамнез, данные мониторов — для создания адаптивных моделей оценки риска (калькуляторов риска). Модель PreOpNet, обученная на 36 тыс. ЭКГ, предсказала 30-дневную летальность после операций с точностью AUC = 0,83, превзойдя индекс RCRI [25]. Обсуждаются также технологии цифровых двойников и концепция surgical data science, предполагающие сбор клинических и физиологических данных в реальном времени и персонализированное принятие решений [26, 27].

Регистрация исходов офтальмологических вмешательств уже более 30 лет активно развивается за рубежом. Так, EUREQUO (Европейский реестр качества операций катаракты и рефракционной хирургии) охватывает 18 стран и используется для оценки осложнений, остроты зрения и удовлетворенности пациентов [28]. Известны и широко используются также такие регистры, как TPSS Registry — Регистр синдрома токсического заднего сегмента сетчатки после витреоретинальных операций Американского общества катаральной и рефракционной хирургии (ASCRS) [29], а также Шведский национальный регистр пациентов с катарактой, который первоначально предназначался для наблюдения за эффективностью включения пациентов, ожидающих операции по поводу катаракты (Швеция, 1992 г.).

Затем регистр был расширен с целью включения данных о результатах, предполагаемых преимуществах вмешательств и частоте развития послеоперационных осложнений — эндофтальмита [30]. Save Sight (Австралия) — один из самых передовых офтальмологических реестров в мире, представляющий собой уникальную платформу для отслеживания заболеваний глаз, вмешательств и результатов лечения пациентов [31]. Реестр Американской академии офтальмологии — IRIS Registry (США, более 70 млн пациентов) — первый в стране комплексный клинический реестр глазных заболеваний, разработанный для постоянного совершенствования оказания офтальмологической помощи [32]. National Eye Database (NED) (Малайзия) — клиническая база данных, разработанная в качестве перспективного, постоянного систематического сбора данных, касающихся конкретных угрожающих слепотой глазных заболеваний (катаракта, диабетическая ретинопатия, глаукома, язва роговицы), а также результатов операций по удалению катаракты [33].

Однако ни один из известных регистров не фокусируется на прогнозировании интраоперационных КИ — ОКР, асистолии и других — или на системной интеграции автономных параметров (HRV, BRS).

Российская инициатива — Национальный регистр послеоперационных исходов, RuSOS — создается в настоящее время, перспективен, но фокусируется в основном на результатах общей хирургии, офтальмология в нем пока не представлена [34, 35].

ОБСУЖДЕНИЕ

Анализ современных шкал прогнозирования исходов операций и осложнений показал, что современные модели прогнозирования осложнений должны учитывать возраст и коморбидность, физиологические показатели (HRV, BRS), психофизиологический и функциональный статус, тип и длительность операции, данные ЭКГ, ЭхоКГ и лабораторных тестов.

ИИ и цифровые технологии позволяют интегрировать эти параметры и формировать персонализированные прогнозы риска [25]. Концепция surgical data science предоставляет методологическую основу для таких систем, а внедрение цифровых двойников — перспективу индивидуализации клинических решений в офтальмохирургии [26, 27].

Ограничения исследования. В настоящем обзоре внимание акцентируется преимущественно на анализе системных (в первую очередь — кардиоваскулярных и анестезиологических) факторов риска периоперационных осложнений при офтальмохирургических вмешательствах. При этом офтальмологические осложнения (воспалительные, геморрагические, инфекционные), представляющие безусловный интерес для офтальмохирургов, не были предметом углубленного рассмотрения. Это определяет тематическое ограничение статьи и может повлиять на восприятие материала специалистами в области офтальмохирургии.

Дополнительным ограничением является отсутствие в составе авторского коллектива специалиста-офтальмохирурга, что может сужать возможности комплексного междисциплинарного анализа офтальмологических исходов и специфики хирургического вмешательства. Авторы учитывают это ограничение и считают целесообразным привлечение офтальмологов в будущих публикациях по данной теме.

Кроме того, представленные в статье выводы основаны на анализе опубликованных источников, не приводятся результаты оригинального клинического наблюдения. Однако в настоящее время авторами выполняется проспективное исследование, направленное на верификацию значимости

выявленных системных предикторов осложнений и построение прогностической модели риска критических инцидентов при офтальмологических операциях.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В офтальмохирургии отсутствуют валидированные инструменты оценки риска КИ, адаптированные под специфику данной области. В то же время стратификация риска, основанная на интеграции вегетативных маркеров и ИИ-моделей, демонстрирует значительный потенциал. Необходима разработка специализированных офтальмологических регистров исходов, а также алгоритмов прогнозирования осложнений с включением клинических и физиологических данных.

Литература/References

1. Petruscak J, Smith RB, Breslin P. Mortality related to ophthalmological surgery. *Arch Ophthalmol*. 1973 Feb; 89 (2): 106–9. doi: 10.1001/archophth.1973.0100040108008
2. Abdulmelik A, Tila M, Tekilu T, et al. Magnitude and associated factors of intraoperative cardiac complications among geriatric patients who undergo non-cardiac surgery at public hospitals in the southern region of Ethiopia: a multi-center cross-sectional study in 2022/2023. *Front Med*. 2024; 11:1325358. doi: 10.3389/fmed.2024.1325358
3. Mencucci R, Stefanini S, Favuzza E, et al. Beyond vision: Cataract and health status in old age, a narrative review. *Front Med*. 2023; 10: 1110383. doi: 10.3389/fmed.2023.1110383
4. Theodorakis N, Nikolaou M, Hitas C, et al. Comprehensive peri-operative risk assessment and management of geriatric patients. *Diagnostics*. 2024; 14: 2153. <https://doi.org/10.3390/diagnostics14192153>
5. Bora V, Sood G, Dunville LM, et al. Oculocardiac reflex. [Updated 2024 May 7]. In: StatPearls [Internet]. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; 2025 Jan. Available from: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK499832/>
6. Shakil H, Wang AP, Horth DA, Nair SS, Reddy KKV. Trigemino-cardiac reflex: Case report and literature review of intraoperative asystole in response to manipulation of the temporalis muscle. *World Neurosurg*. 2019 Feb; 122: 424–7. doi: 10.1016/j.wneu.2018.10.186
7. Arnold RW. The Oculocardiac reflex: A review. *Clin Ophthalmol*. 2021 Jun 24; 15: 2693–725. doi: 10.2147/OPTH.S317447
8. Behera A, Satapathy J, Sahoo D, Yadav T, Hanisha D. The incidence and the risk factors of oculocardiac reflex in cataract surgery: A prospective observational study. *TNOA Journal of Ophthalmic Science and Research*. Apr – Jun 2023; 61 (2): 188–91. doi: 10.4103/tjosr.tjosr_128_22
9. Agashe S, Petak S. Cardiac autonomic neuropathy in diabetes mellitus. *Methodist Debakey Cardiovasc J*. 2018 Oct – Dec; 14 (4): 251–6. doi: 10.14797/mdcj-14-4-251
10. Serhiyenko VA, Serhiyenko AA. Cardiac autonomic neuropathy: Risk factors, diagnosis and treatment. *World J Diabetes*. 2018 Jan 15; 9 (1): 1–24. doi: 10.4239/wjd.v9.i1.1
11. Saetang M, Kunapaisal T, Chatmongkolchart S, Yongsata D, Sukitpaneevit K. Association of frailty with intraoperative complications in older patients undergoing elective non-cardiac surgery. *J Clin Med*. 2025; 14: 593. <https://doi.org/10.3390/jcm14020593>
12. Singh V, Bryant AS, Hull M, et al. Cardiorespiratory events associated with ophthalmic surgery: A single-center, retrospective records review of 130 775 patients, 1999–2015. *J Vitreoretin Dis*. 2020 Jan 17; 4 (4): 280–5. doi: 10.1177/2474126419896432
13. Hendrix JM, Garmon EH. American Society of Anesthesiologists Physical Status Classification System [Updated 2025 Feb 11]. In: StatPearls [Internet]. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; 2025 Jan. Available from: https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK441940/?utm_source=chatgpt.com
14. Wujtewicz M, Twardowski P, Jasiński T, Raczynska D, Owczuk R. Prediction of the occurrence of the oculocardiac reflex based on the assessment of heart rate variability. An observational study. *Ophthalmol Ther*. 2022 Oct; 11 (5): 1857–67. doi: 10.1007/s40123-022-00549-0
15. Цыганков К.А., Шеголев А.В., Лахин Р.Е. Анаэробный порог — предиктор прогноза критических инцидентов при плановых оперативных вмешательствах на органах брюшной полости. *Вестник российской*

военно-медицинской академии. 2017; 3 (59): 47–50. [Tsygankov K.A., Shchegolev A.V., Lahin R.E. Anaerobic threshold — predictor of the prognosis of critical incidents with planned surgical interventions on the abdominal organs. *Vestnik Rossijskoj Voенno-meditsinskoy akademii*. 2017; 3 (59): 47–50 (In Russ.)]. <https://doi.org/10.17816/brmma12186>

16. Цыганков К.А., Шеголев А.В., Лахин Р.Е. Предоперационная оценка функционального статуса пациента. Современное состояние проблемы. *Вестник интенсивной терапии им. А.И. Салтанова*. 2017; 3: 35–41. [Tsygankov K.A., Shchegolev A.V., Lahin R.E. Preoperative assessment of the functional status of the patient. Current state of the problem. *Annals of Critical Care*. 2017; 3: 35–41 (In Russ.)]. doi:10.21320/1818-474X-2017-3-35-41
17. Shafiq MA, Ellingson CA, Kr tzig GP, et al. Differences in heart rate variability and baroreflex sensitivity between male and female athletes. *J Clin Med*. 2023; 12: 3916. <https://doi.org/10.3390/jcm12123916>
18. Заболотских И.Б., Трёмбач Н.В. Прогностическая роль чувствительности барорефлекса в оценке периоперационного риска. *Вестник интенсивной терапии им. А.И. Салтанова*. 2020; 2: 49–62. [Zabolotskikh I.B., Trembach N.V. Prognostic role of baroreflex sensitivity in assessing perioperative risk. *Annals of Critical Care*. 2020; 2: 49–62 (In Russ.)]. doi:10.21320/1818-474X-2020-2-49-62
19. Niu J, Lu Y, Xu R, et al. The prognostic value of intraoperative HRV during anesthesia in patients presenting for non-cardiac surgery. *BMC Anesthesiol*. 2023 May 9; 23 (1): 160. doi: 10.1186/s12871-023-02118-9
20. Ryan T, Walker AM, Liepert D. Discriminatory ability of perioperative heart rate variability in predicting postoperative complications in major urologic surgery: a prospective cohort study. *Sci Rep*. 2024; 14: 11965. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-62930-2>
21. Aagaard N, Olsen MH, Rasmussen OW, et al. Prognostic value of heart rate variability for risk of serious adverse events in continuously monitored hospital patients. *J Clin Monit Comput*. 2024; 38: 1315–29. <https://doi.org/10.1007/s10877-024-01193-8>
22. Frandsen MN, Mehlsen J, Foss NB, et al. Preoperative heart rate variability as a predictor of perioperative outcomes: a systematic review without meta-analysis. *J Clin Monit Comput*. 2022; 36: 947–60. <https://doi.org/10.1007/s10877-022-00819-z>
23. Das S, Mehregan C, Richards C, et al. Intraoperative complication rates in cataract surgery after resuming surgery following the COVID-19 Shutdown. *Clinical Ophthalmology*. 2023; 17: 641–7. <https://doi.org/10.2147/OPHTH.S348710>
24. Ferrara M, Romano V, Longo L, et al. Life-threatening complications in ophthalmic surgery: a systematic review. *Eye (Lond)*. 2025 Jan; 39 (1): 69–78. doi: 10.1038/s41433-024-03442-1
25. Ouyang D, Theurer J, Stein NR, et al. Electrocardiographic deep learning for predicting post-procedural mortality: a model development and validation study. *Lancet Digit Health*. 2024 Jan; 6 (1): e70–e78. doi: 10.1016/S2589-7500(23)00220-0
26. Banoub R G, Sanghvi H, Gill G S, et al. Enhancing ophthalmic care: The transformative potential of digital twins in healthcare. *Cureus*. December 22, 2024; 16 (12): e76209. doi:10.7759/cureus.76209
27. Maier-Hein L, Eisenmann M, Sarikaya D, et al. Surgical data science — from concepts toward clinical translation. *Medical Image Analysis*. 2022; 76: 102306. <https://doi.org/10.1016/j.media.2021.102306>
28. The European Registry of Quality Outcomes for Cataract and Refractive Surgery (EUREQUO). <https://www.esrs.org/about-esrs/registries/eurequo/>
29. TPSS Registry. <https://ascrs.org/en/tools/tpss-registry>
30. Swedish National Cataract Register. <http://kataraktreg.se/>
31. Save Sight. <https://frbresearch.org/>
32. Intelligent Research in Sight. <https://www.aao.org/iris-registry>
33. National Eye Database. <http://www.acrm.org.my/ned/about.html>
34. Заболотских И.Б. Концепция периоперационного риска: обзор литературы. *Вестник интенсивной терапии им. А.И. Салтанова*. 2024; 4: 40–57. [Zabolotskikh I.B. The concept of perioperative risk: a narrative review. *Annals of Critical Care*. 2024; 4: 40–57 (In Russ.)]. doi:10.21320/1818-474X-2024-4-40-57
35. Заболотских И.Б., Белкин А.А., Григорьев Е.В. и др. Национальный регистр послеоперационных исходов — RuSOS: протокол исследования. *Вестник интенсивной терапии им. А.И. Салтанова*. 2024; 1: 158–67. [Zabolotskikh I.B., Belkin A.A., Grigoriev E.V., et al. *Annals of Critical Care*. 2024; 1: 158–67 (In Russ.)]. <https://doi.org/10.21320/1818-474X-2024-1-158-167>

Вклад авторов в работу: В.В. Мясникова, К.Д. Аксенов — концепция и дизайн исследования, сбор и обработка данных, написание обзора; Л.Е. Аксенова — концепция обзора, анализ данных литературы, подготовка статьи; В.В. Коломыцев — сбор данных литературы, рецензирование и редактирование обзора.

Authors' contribution: V.V. Myasnikova, K.D. Aksenov — study concept and design, data collection and processing, writing of the review; L.E. Aksenova — review concept, literature data analysis, article preparation; V.V. Kolomytsev — literature data collection, reviewing and editing of the the review.

Поступила: 09.07.2025. Переработана: 01.08.2025. Принята к печати: 01.08.2025

Originally received: 09.07.2025. Final revision: 01.08.2025. Accepted: 01.08.2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ/INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

¹ ФГБОУ ВО «Майкопский государственный технологический университет» Министерства образования и науки России, ул. Первомайская, д. 191, Майкоп, Республика Адыгея, 385000, Россия

² ООО «Пространство интеллектуальных решений», наб. им. Адмирала Серебрякова, д. 49, Новороссийск, Краснодарский край, 353905, Россия

³ Новороссийский политехнический институт (филиал) ФГБОУ ВПО «КубГТУ», ул. Карла Маркса, д. 20, Новороссийск, Краснодарский край, 353900, Новороссийск

Виктория Владимировна Мясникова — д-р мед. наук, доцент, заведующая кафедрой физиологии и общей патологии и профессор кафедры госпитальной хирургии¹, научный сотрудник², ORCID 0000-0003-1748-7962

Любовь Евгеньевна Аксенова — главный научный сотрудник², научный сотрудник³, ORCID 0000-0003-0885-1355

Кирилл Дмитриевич Аксенов — генеральный директор², ORCID 0000-0001-5391-5229

ФГАУ НМИЦ «МНТК «Микрохирургия глаза» им. С.Н. Федорова» Минздрава России, Бескудниковский бульвар, д. 59а, Москва, 127486, Россия

Владимир Владимирович Коломыцев — заведующий отделением анестезиологии и реанимации, ORCID 0009-0003-8356-699X

Для контактов: Виктория Владимировна Мясникова,
vivlad7@mail.ru

¹ Federal Statebudget Educational Institution of Higher Education "Maykop State Technological University" Ministry of Education and Science of the Russian Federation, 191, Pervomaiskaya St., Maykop, Republic of Adygea, 385000, Russia

² PREDICT SPACE LLC, 49, Admiral Serebryakov Emb., Novorossiysk, Krasnodar Region, 353905, Russia

³ Novorossiysk Polytechnic Institute (branch), Kuban State Technological University, Karl Marx St., 20, Novorossiysk, Krasnodar Region, 353900, Russia

Victoria V. Myasnikova — Dr. of Med. Sci., associate professor, head of chair of physiology and general pathology, professor of chair of hospital surgery¹, researcher², ORCID 0000-0003-1748-7962

Lyubov E. Aksenova — principal researcher², researcher³, ORCID 0000-0003-0885-1355

Kirill D. Aksenov — CEO², ORCID 0000-0001-5391-5229

S.N. Fedorov NMRC MNTK "Eye Microsurgery", 59a, Beskudnikovskii Blvd. Moscow, 127486, Russia

Vladimir V. Kolomytsev — head of the department of anesthesiology and resuscitation, ORCID 0009-0003-8356-699X

For contacts: Victoria V. Myasnikova,
vivlad7@mail.ru

Автоматизированная диагностика эпиретинальной мембраны на ОКТ-изображениях с использованием алгоритмов глубокого обучения

А.Д. Першин¹, Д.Д. Хардин¹, А.А. Никифорова^{2,3}, А.А. Дворникова²,
А.Д. Степичев², М.К. Кулябин⁴, В.И. Борисов¹✉

¹ ФГАОУ ВО «УрФУ им. первого Президента России Б.Н. Ельцина», ИРИТ-РТФ, ул. Мира, д. 32, Екатеринбург, 620062, Россия

² ООО «Клиника офтальмохирургии Профессорская Плюс», ул. Вайнера, д. 15, Екатеринбург, 620014, Россия

³ ФГБОУ ВО УГМУ Минздрава России, ул. Репина, д. 3, Екатеринбург, 620028, Россия

⁴ ООО «ВизиоМедИИ», Головинское шоссе, д. 8, Москва, 125212, Россия

Цель работы — разработка и оценка эффективности нейросетевой модели для автоматической сегментации эпиретинальной мембраны (ЭРМ) по данным оптической когерентной томографии (ОКТ). **Материал и методы.** Исследование включает анализ 322 размеченных ОКТ-изображений макулярной зоны с признаками ЭРМ: 167 сканов — из клиники «Профессорская Плюс», 155 — из открытого датасета OCTDL. Проведено обучение и сравнение пяти архитектур: U-Net, Attention U-Net, TransUNet, LOCTSeg и Tiny-UNet. Для генерации первичных аннотаций использовалась базовая модель U-Net, прошедшая клиническую валидацию. Сегментация оценивалась по метрикам Dice и IoU. Аннотации проверялись тремя офтальмологами с опытом работы больше 10 лет. **Результаты.** Все модели показали сопоставимые значения Dice и IoU, без статистически значимого различия между ними. Модель Tiny-UNet продемонстрировала наилучшее соотношение качества и ресурсной эффективности: 570 тыс. параметров, время обучения одной эпохи — 1/5 от U-Net, итоговое время обучения — 20 мин. При этом точность сегментации составила Dice = 86,1%, IoU = 78,6%. **Заключение.** Tiny-UNet представляется оптимальной архитектурой для задач автоматической сегментации ЭРМ: она обеспечивает высокую точность при минимальных вычислительных затратах и подходит для внедрения в клиническую практику, включая мобильные и облачные телемедицинские решения.

Ключевые слова: эпиретинальная мембрана; оптическая когерентная томография; сегментация; нейронные сети; глубокое обучение

Конфликт интересов: отсутствует.

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

Для цитирования: Першин А.Д., Хардин Д.Д., Никифорова А.А., Дворникова А.А., Степичев А.Д., Кулябин М.К., Борисов В.И. Автоматизированная диагностика эпиретинальной мембраны на ОКТ-изображениях с использованием алгоритмов глубокого обучения. Российский офтальмологический журнал. 2025; 18 (3 Приложение): 32-6. <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-32-36>

Automated diagnostics of epiretinal membrane on OCT images using deep learning algorithms

Andrey D. Pershin¹, Danil D. Khardin¹, Anastasia A. Nikiforova^{2, 3}, Anna A. Dvornikova²,
Andrey D. Stepichev², Mikhail K. Kulyabin⁴, Vasilii I. Borisov¹✉

¹Ural Federal University named after the first President of Russia B.N. Yeltsin, IRIT-RTF, 32, Mira St.,
Yekaterinburg, 620062, Russia

²OOO Ophthalmosurgery Clinic Professorskaya Plus, 15, Vainera St., Yekaterinburg, 620014, Russia

³Ural State Medical University of the Ministry of Health of the Russian Federation, 3, Repina St., Yekaterinburg, 620028, Russia

⁴OOO VisioMed.AI, 8, Golovinskoe Sh., Moscow, 125212, Russia

v.i.borisov@urfu.ru

Purpose: to develop and evaluate the effectiveness of a neural network model for automatic segmentation of epiretinal membrane (ERM) in optical coherence tomography (OCT) images. **Materials and methods.** The study includes 322 labeled macular OCT scans with signs of ERM: 167 from the private dataset of the “Professorskaya Plus” clinic and 155 from the public OCTDL dataset. Five architectures were selected for comparison: U-Net, Attention U-Net, TransUNet, LOCTSeg, and Tiny-UNet. Initial annotations were generated using a baseline U-Net model and underwent expert clinical validation. Segmentation performance was assessed using Dice coefficient and Intersection over Union (IoU). Annotation quality was ensured by three experienced ophthalmologists with over 10 years of clinical practice. **Results.** All models demonstrated comparable Dice and IoU scores, with no statistically significant differences. Tiny-UNet showed the best balance of accuracy and computational efficiency: 570K parameters, 5× faster training per epoch than U-Net, and total training time of only 20 min. Segmentation accuracy reached Dice = 86.1%, IoU = 78.6%. **Conclusion.** Tiny-UNet appears to be the optimal architecture for ERM segmentation tasks, offering high accuracy with minimal computational requirements. Its efficiency makes it suitable for clinical deployment, including in mobile and cloud-based telemedicine platforms.

Keywords: epiretinal membrane; OCT; segmentation; neural networks; deep learning

Conflict of interest: there is no conflict of interest.

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

For citation: Pershin A.D., Khardin D.D., Nikiforova A.A., Dvornikova A.A., Stepichev A.D., Kulyabin M.K., Borisov V.I. Automated diagnostics of epiretinal membrane on OCT images using deep learning algorithms. Russian ophthalmological journal. 2025; 18 (3 Supplement): 32-6 (In Russ.). <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-32-36>

Эпиретинальная мембрана (ЭРМ) — одна из частых офтальмопатологий, сопровождающаяся снижением остроты зрения. Она обусловлена формированием фиброзной ткани на внутренней поверхности сетчатки в области макулы, что приводит к ее деформации и искажению изображения. В 80 % случаев ЭРМ идиопатическая, в 20 % — вторичная, возникающая на фоне других заболеваний, операций или травм [1–3]. Согласно данным литературы, ЭРМ выявляется у 2 % лиц моложе 60 лет и у 10–30 % старше 70 лет; женщины страдают чаще, а в 20 % случаев поражаются оба глаза. Рост частоты ЭРМ с возрастом связан с увеличением числа задней отслойки стекловидного тела (ЗОСТ), операций по поводу катаракты и макулярных патологий [4]. На офтальмоскопии ЭРМ проявляется блеском в макуле (cellophane reflex) и радиальными складками, однако золотым стандартом диагностики остается оптическая когерентная томография (ОКТ), позволяющая выявить мембрану на ранней стадии и оценить степень вовлечения слоев сетчатки [5, 6].

ОКТ позволяет классифицировать стадии ЭРМ, оценивать целостность эллипсоидной зоны фоторецепторов, толщину фовеолы и наличие эктопического внутреннего фовеального слоя (EIFL) — параметров, имеющих прогностическое значение при планировании лечения [7, 8]. Единственным эффективным методом терапии остается витрэктомия с удалением мембраны и восстановлением анатомии сетчатки. Однако при незначительном снижении

зрения и отсутствии выраженных изменений вмешательство, как правило, не требуется. Начальные формы ЭРМ часто протекают стабильно, поэтому показано регулярное наблюдение с динамическим ОКТ-контролем для своевременного выявления прогрессирования.

Использование методов глубокого обучения для анализа ОКТ-изображений представляет собой эффективный способ повышения точности, воспроизводимости и оперативности диагностики за счет минимизации субъективных ошибок.

ЦЕЛЬ работы — разработка и тестирование модели нейронной сети, способной проводить автоматическую сегментацию ЭРМ на ОКТ-снимках.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДЫ

Сегментация ЭРМ на ОКТ является ключевым этапом в диагностике и мониторинге патологии, позволяя проводить точный морфологический анализ и планировать лечение. На сегодняшний день разработано несколько подходов, основанных как на классических методах компьютерного зрения, так и на современных алгоритмах глубокого обучения.

Ранние подходы к автоматизированной сегментации ЭРМ, такие как метод классификации патчей на основе 3D-ОКТ с использованием визуальных и морфологических признаков [9], постепенно уступили место более эффективным нейросетевым решениям. M. Gende и соавт. [10] при-

менили DenseNet-121 для локализации ЭРМ вдоль границы внутренней пограничной мембраны (ILM), позже дополнив архитектуру FPN (Feature Pyramid Network) и декодером для одновременной сегментации и диагностики. Y. Tang и соавт. [11] использовали классическую U-Net, достигнув высоких показателей точности и улучшения качества диагностики. E. Parra-Mora и L. Cruz [12] разработали компактную модель LOCTSeg (0,57 млн параметров), продемонстрировавшую превосходство над более тяжеловесными архитектурами. Среди российских решений стоит выделить работу Е.А. Каталевской и соавт. [13], в которой EfficientNetB0 с FPN реализован в прикладной системе Retina.AI. J. Chen и соавт. [14] предложили каскадную архитектуру Cascade Multi-Resceptive Fields с высокой точностью при минимальных ресурсах (0,48 млн параметров), что подтверждает устойчивую тенденцию к повышению эффективности при снижении вычислительных затрат.

Для сравнения были выбраны пять нейросетевых архитектур: U-Net, Attention U-Net, TransUNet, LOCTSeg и Tiny-UNet — как проверенные решения в задачах сегментации медицинских изображений с различными архитектурными подходами. Обучение и тестирование проводились на комбинированном датасете, включающем 322 размеченных ОКТ-скана с ЭРМ: 155 из открытого набора OCTDL [15], из которых 60 снимков с изолированной ЭРМ и 95 снимков в комбинации с диабетическим макулярным отеком, возрастной макулярной дегенерацией и др. (устройство Ortopue Avanti RTVue XR), и 167 — из клиники «Профессорская Плюс», из них 105 снимков с изолированной ЭРМ и 62 с сочетанной патологией. Данные были разделены в соотношении 80 % (256 снимков) на обучение и 20 % (66 снимков) на тестирование, изображения из тестовой выборки не использовались в обучении.

Базовая модель U-Net, обученная на частных данных (коэффициент Дайса (DC): 0,859, пересечение по объ-

единению (IoU): 0,779), была использована для генерации предварительных масок на открытом датасете OCTDL. Аннотации прошли независимую клиническую валидацию и после корректировок были признаны достоверными и пригодными для обучения.

Аннотирование и валидация снимков ОКТ выполнена группой опытных врачей-офтальмологов, каждый из которых имеет стаж клинической работы более 10 лет и специализируется на патологии заднего отдела глаза. Экспертная группа включала трех специалистов, обладающих опытом в постановке диагнозов с высокой диагностической точностью и имеющих длительную практику интерпретации ОКТ-изображений, что обеспечило высокое качество аннотаций. Каждый снимок проходил двойную независимую оценку двумя офтальмологами; в случае расхождения мнений или для обеспечения единообразия классификации финальное мнение выносилось третьим экспертом. Таким образом, полученный набор данных отличается высокой клинической достоверностью и стандартизацией, что обеспечивает его ценность как надежной базы для разработки и валидации алгоритмов автоматизированного анализа ОКТ-изображений.

Подробное описание этапов предобработки данных, конфигурации моделей, используемых метрик и вычислительной среды представлено в нашей предыдущей работе [16].

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Несмотря на различия в средних значениях DC и IoU, высокие стандартные отклонения указывают на пересечение результатов, что не позволяет выявить статистически значимое превосходство какой-либо модели.

Tiny-UNet выделяется высокой ресурсной эффективностью: при размере 2,32 МБ и 570 тыс. параметров она в 15 раз компактнее LOCTSeg, требует в 24 раза меньше операций, чем U-Net, и в 125 раз меньше, чем TransUNet. Обучается в 5 раз быстрее U-Net и завершается за 20 мин

Таблица. Результаты тестирования моделей нейронных сетей
Table. Results of testing neural network models

Характеристики Characteristics	Архитектура Architecture				
	Tiny-UNet	UNet	Attention UNet	LOCTSeg	TransUNet
Метрика Metrics					
Вес модели, Мб Weight models, MB	2,320	124,24	126	35,79	410,49
Параметры, млн Parameters, mln	0,570	31,038	31,389	0,890	102,859
Вычислительная сложность Computational complexity, GFLOPs	2,308	54,741	55,851	94,653	289,853
Среднее время обучения эпохи GPU, с Average training time of GPU era, s	12,12 ± 0,19	64,20 ± 1,37	72,71 ± 0,80	102,95 ± 0,27	125,63 ± 0,90
Медианное время инференса GPU (CPU), мс Median GPU (CPU) inference time, ms	11,29 (874,95)	74,25 (3571,76)	78,01 (4360,78)	112,65 (6499,67)	154,89 (6953,43)
Лучшая эпоха The best epoch	21	36	61	41	56
Общее время обучения (100 эпох, GPU), мин Total training time (100 epochs, GPU), min	20,2	107	121,2	176,6	209,4
DC, %	86,12 ± 6,50	85,90 ± 6,00	86,20 ± 5,59	85,69 ± 7,91	84,77 ± 7,86
IoU, %	78,65 ± 7,35	77,93 ± 6,95	78,93 ± 6,44	78,22 ± 8,61	77,59 ± 8,40

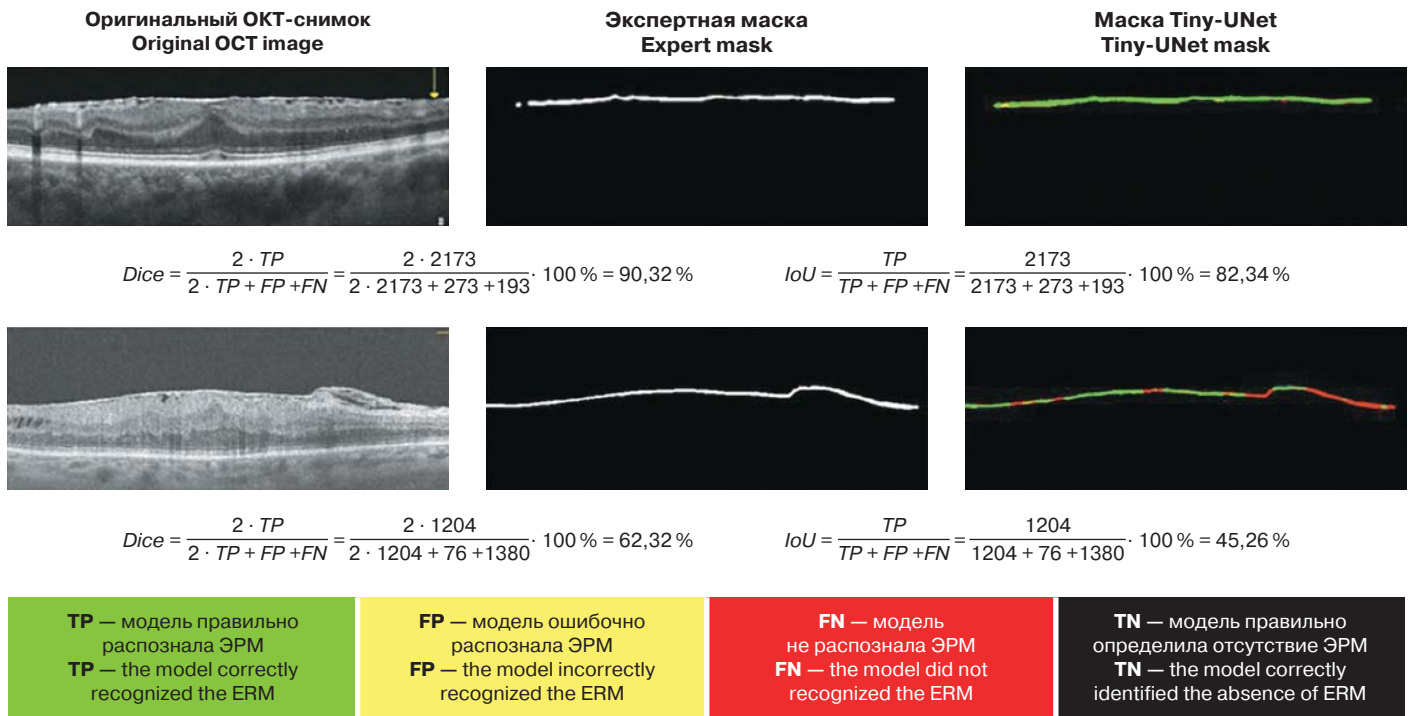


Рисунок. Пример работы модели Tiny-UNet в задаче сегментации ЭРМ
Figure. An example of the Tiny-UNet model in the ERM segmentation task

против более 200 у TransUNet (лучшие результаты выделены курсивом в таблице). С учетом сопоставимого качества сегментации и значительного преимущества по эффективности Tiny-UNet представляется оптимальным решением — она сочетает высокую скорость, низкую ресурсоемкость и практическую применимость.

Для наглядности результатов сегментации использована цветовая кодировка: зеленый — верные предсказания, красный — пропущенные пораженные области, желтый — ложные срабатывания модели (рисунок).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Полученные результаты подтверждают высокую эффективность модели Tiny-UNet для автоматической сегментации ЭРМ по данным ОКТ (коэффициент Дайса — 86,1%, IoU — 78,6%). Применение данной архитектуры может существенно повысить точность, воспроизводимость и доступность диагностики в офтальмологической практике, особенно в условиях ограниченных ресурсов.

В дальнейшем планируется расширение обучающей выборки, адаптация модели к другим видам макулярной патологии, а также интеграция в телемедицинские и клинико-диагностические платформы, что открывает перспективы для более широкой клинической валидации и внедрения в практическое здравоохранение. В долгосрочной перспективе модель может быть адаптирована под мобильные и облачные решения, что позволит использовать ее в рамках скрининговых программ и телемедицинских платформ. Размещение модели в облачных инфраструктурах обеспечит доступ к инструменту из любой точки страны, включая отдаленные регионы, что особенно актуально в условиях нарастающего дефицита медицинских специалистов вне мегаполисов.

Литература/References

1. Dupas B, Tadayoni R, Gaudric A. Epiretinal membranes. *J Fr Ophthalmol.* 2015; 38, 9: 861–75. doi: 10.1016/j.jfo.2015.08.004

2. Fung AT, Galvin J, Tran T. Epiretinal membrane: A review. *Clin Exp Ophthalmol.* 2021; 49, 3: 289–308. doi: 10.1111/ceo.13914

3. Vallejo-Garcia JL, Romano M, Pagano L, et al. OCT changes of idiopathic epiretinal membrane after cataract surgery. *Int J Retina Vitreous.* 2020; 6, 37. doi: 10.1186/s40942-020-00239-8

4. Mitchell P, Smith W, Chey T, et al. Prevalence and associations of epiretinal membranes. The Blue Mountains Eye Study. *Ophthalmology.* 1997 Jun; 104, 6: 1033–40. doi: 10.1016/s0161-6420(97)30190-0

5. Gale MJ, Scruggs BA, Flaxel CJ. Diabetic eye disease: A review of screening and management recommendations. *Clin Exp Ophthalmol.* 2021 Mar; 49 (2): 128–45. doi: 10.1111/ceo.13894

6. Govetto A, Lalane RA, Sarraf D, et al. Insights into epiretinal membranes: Presence of ectopic inner foveal layers and a new optical coherence tomography staging scheme. *Am J Ophthalmol.* 2017; 175: 99–113. doi: 10.1016/j.ajo.2016.12.006

7. Шпак А.А., Журавлев А.С., Колесник С.В. и др. Прогностические критерии функциональных исходов хирургического лечения идиопатического эпиретинального фиброза, основанные на оптической когерентной томографии. *Офтальмохирургия.* 2024; 2 (139): 109–15. [Shpak A.A., Zhuravlev A.S., Kolesnik S.V., et al. Prognostic criteria for functional outcomes of surgical treatment of idiopathic epiretinal fibrosis based on optical coherence tomography. *Fyodorov journal of ophthalmic surgery.* 2024; 2 (139): 109–15 (In Russ.)]. <https://doi.org/10.25276/0235-4160-2024-2-109-115>

8. Stevenson W, Ponce CMP, Agarwal DR, et al. Epiretinal membrane: optical coherence tomography-based diagnosis and classification. *Clin Ophthalmol.* 2016; 10: 527–34. doi: 10.2147/OPHT. S97722

9. Baamonde S, de Moura J, Novo J, et al. Automatic identification and intuitive map representation of the epiretinal membrane presence in 3D OCT volumes. *Sensors.* 2019; 19 (23). doi: 10.3390/s19235269

10. Gende M, de Moura J, Novo J, et al. Fully automatic epiretinal membrane segmentation in OCT scans using convolutional networks. *AI Applications for Disease Diagnosis and Treatment, IGI Global Scientific Publishing.* 2022; 88–121. doi: 10.4018/978-1-6684-2304-2.ch004

11. Tang Y, Gao X, Wang W, et al. Automated detection of epiretinal membranes in OCT images using deep learning. *Ophthalmic Res.* 2023; 66 (1): 238–46. doi: 10.1159/000525929

12. Parra-Mora E, da Silva Cruz LA. LOCTseg: A lightweight fully convolutional network for end-to-end optical coherence tomography segmentation. *Comput Biol Med.* 2022 Nov; 150: 106174. doi: 10.1016/j.compbiomed.2022.106174

13. Каталевская Е.А., Сизов А.Ю., Гилемзянова Л.И. Алгоритм искусственного интеллекта для сегментации патологических структур на сканах оптической когерентной томографии сетчатки глаза. *Российский журнал телемедицины и электронного здравоохранения.* 2022; 8 (3): 21–7. [Katalevskaya E.A., Sizov A.Yu., Gilemzyanova L.I. Artificial intelligence

- algorithm for segmentation of pathological structures on retinal optical coherence tomography scans. *Rossiiskij zhurnal telemeditsiny i elektronnoho zdravoohraneniya*. 2022; 8 (3): 21–7 (In Russ.]. <https://doi.org/10.29188/2712-9217-2022-8-3-21-27>
14. Chen J, Lu Y, Yu Q, et al. TransUNet: Transformers make strong encoders for medical image segmentation. 2021 Feb; arXiv: arXiv:2102.04306. doi: 10.48550/arXiv.2102.04306
 15. Kulyabin M, Zhdanov A, Nikiforova A, et al. OCTDL: Optical coherence tomography dataset for image-based deep learning methods. *Sci Data*. 2024 Apr; 11 (1): 365. doi: 10.1038/s41597-024-03182-7
 16. Kulyabin M, Zhdanov A, Pershin A, et al. Segment anything in optical coherence tomography: SAM 2 for volumetric segmentation of retinal biomarkers. *Bioengineering*. 2024 Sep; 11 (9): 940. doi: 10.3390/bioengineering11090940

Вклад авторов в работу: А.Д. Першин — концептуализация и дизайн исследования, практическая реализация, обработка данных, подготовка черновика; Д.Д. Хардин — практическая реализация, обработка данных; А.А. Никифорова — концептуализация, подготовка черновика; А.А. Дворникова, А.Д. Степичев — концептуализация, сбор и обработка данных, подготовка черновика; М.К. Кулябин — сбор и обработка данных, подготовка черновика; В.И. Борисов — организация исследования, подготовка черновика, рецензирование и редактирование.
Authors' contribution: A.D. Pershin — concept and design of the study, practical implementation, data processing, writing of the article; D.D. Hardin — practical implementation, data processing; A.A. Nikiforova — concept, preparation of the draft; A.A. Dvornikova, A.D. Stepichev — concept, data collection and processing, preparation of the draft; M.K. Kulyabin — data collection and processing, preparation of the draft; V.I. Borisov — research organization, preparation of the draft, reviewing and editing of the article.

Поступила: 28.06.2025. Переработана: 15.07.2025. Принята к печати: 16.07.2025
 Originally received: 28.06.2025. Final revision: 15.07.2025. Accepted: 16.07.2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ/INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

ФГАОУ ВО «УрФУ им. первого Президента России Б.Н. Ельцина», ИРИТ-РТФ, ул. Мира, д. 32, Екатеринбург, 620062, Россия

Андрей Дмитриевич Першин — аспирант, инженер данных, ORCID 0009-0007-7480-5054

Данил Дмитриевич Хардин — студент, инженер данных

Василий Ильич Борисов — канд. тех. наук, доцент, ORCID 0000-0003-0486-7552

¹ ООО «Клиника офтальмохирургии Профессорская Плюс», ул. Вайнера, д. 15, Екатеринбург, 620014, Россия

² ФГБОУ ВО УГМУ Минздрава России, ул. Репина, д. 3, Екатеринбург, 620028, Россия

Анастасия Андреевна Никифорова — канд. мед. наук, врач-офтальмолог^{1, 2}, ORCID 0000-0001-6672-6726

Анна Андреевна Дворникова — врач-офтальмолог¹, ORCID 0009-0005-6983-0066

Андрей Дмитриевич Степичев — врач-офтальмолог¹, ORCID 0009-0005-4087-5957

ООО «ВизиоМедИИ», Головинское ш., д. 8, Москва, 125212, Россия

Михаил Константинович Кулябин — канд. тех. наук, инженер данных, ORCID 0009-0007-0440-030X

Для контактов: Василий Ильич Борисов,
 v.i.borisov@urfu.ru

Ural Federal University named after the first President of Russia B.N. Yeltsin, IRIT-RTF, 32, Mira St., Yekaterinburg, 620062, Russia

Andrey D. Pershin — PhD student, data engineer, ORCID 0009-0007-7480-5054

Danil D. Khardin — student, data engineer

Vasilii I. Borisov — Cand. of Tech. Sci., associate professor, ORCID 0000-0003-0486-7552

¹ ООО Ophthalmosurgery Clinic Professorskaya Plus, 15, Vainera St., Yekaterinburg, 620014, Russia

² Ural State Medical University of the Ministry of Health of the Russian Federation, 3, Repina St., Yekaterinburg, 620028, Russia

Anastasia A. Nikiforova — Cand. of Med. Sci., ophthalmologist^{1, 2}, ORCID 0000-0001-6672-6726

Anna A. Dvornikova — ophthalmologist¹, ORCID 0009-0005-6983-0066

Andrey D. Stepichev — ophthalmologist¹, ORCID 0009-0005-4087-5957

ООО VisioMed.AI, 8, Golovinskoe Sh., Moscow, 125212, Russia

Mikhail K. Kulyabin — Cand. of Tech. Sci., data engineer, ORCID 0009-0007-0440-030X

For contacts: Vasily I. Borisov,
 v.i.borisov@urfu.ru

Совершенствование диагностики посткератотомической деформации роговицы с использованием методов искусственного интеллекта для оптимизации расчета интраокулярных линз

Е.К. Цыренжапова¹✉, О.И. Розанова^{1,2}, И.М. Михалевич², И.С. Розанов³

¹ ФГАУ НМИЦ «МНТК «Микрохирургия глаза» им. акад. С.Н. Федорова» Минздрава России, Иркутский филиал, ул. Лермонтова, д. 337, Иркутск, 664033, Россия

² Иркутская государственная медицинская академия последипломного образования — филиал ФГБОУ ДПО РМАНПО Минздрава России, мкрн Юбилейный, д. 100, Иркутск, 664049, Россия

³ ООО «Транснефть-Технологии», ул. 3-я Песчаная, д. 2а, Москва, 125252, Россия

Посткератотомическая деформация роговицы (ПКДР) создает значительную сложность при расчете интраокулярных линз (ИОЛ). Традиционные методы оценки топографии роговицы могут быть подвержены субъективным ошибкам, что диктует необходимость разработки автоматизированных решений на основе искусственного интеллекта (ИИ). Цель работы — разработка и валидация нейросетевой модели для автоматизированного анализа топографических данных роговицы с целью повышения точности расчета ИОЛ у пациентов с ПКДР. Материал и методы. Использованы обезличенные результаты медицинской документации 450 пациентов (возраст от 45 до 78 лет) в отдаленном периоде после радиальной кератотомии (РК), из них 95 пациентов были прооперированы по поводу катаракты. Всем пациентам помимо стандартного офтальмологического обследования проведена шеймпфлюг-визуализация роговицы (Pentacam HR, Oculus, Германия). Использованы многофакторные методы анализа, разработан математический алгоритм классификации. Результаты. Разработанный прототип нейросетевой модели способен автоматически классифицировать топографические данные роговицы на шесть типов. На основании послеоперационных рефракционных данных рассчитан прогнозируемый рефракционный результат и поправочные коэффициенты для расчета ИОЛ по различным формулам. Заключение. Технологии ИИ и база поправочных коэффициентов могут стать основой для оптимизированного расчета оптической силы ИОЛ у пациентов с ПКДР.

Ключевые слова: передняя радиальная кератотомия; искусственный интеллект; машинное обучение; рельеф-топография роговицы; расчет ИОЛ

Конфликт интересов: отсутствует.

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

Для цитирования: Цыренжапова Е.К., Розанова О.И., Михалевич И.М., Розанов И.С. Совершенствование диагностики посткератотомической деформации роговицы с использованием методов искусственного интеллекта для оптимизации расчета интраокулярных линз. Российский офтальмологический журнал. 2025; 18 (3 Приложение): 37–42. <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-37-42>

Improving the diagnosis of postkeratotomy corneal deformity using artificial intelligence methods to optimize the calculation of intraocular lenses

Ekaterina K. Tsyrenzhapova¹✉, Olga I. Rozanova^{1,2}, Isai M. Mikhalevich², Ivan S. Rozanov³

¹ Irkutsk Branch of S. Fyodorov Eye Microsurgery Federal State Institution, 337, Lermontov St., Irkutsk, 664033, Russia

² Irkutsk State Medical Academy of Postgraduate Education, 100, micro district Ubileiny, Irkutsk, 664049, Russia

³ LLC "Transneft Technologies", 2A, 3d Peschanaya St., Moscow, 125252, Russia
katyakel@mail.ru

Postkeratotomy corneal deformation (PKCD) has significant complexity in the calculation of intraocular lenses (IOL). Traditional methods of corneal topography assessment have errors, which dictates the need to develop automated solutions based on artificial intelligence (AI). Purpose: to develop and validate a neural network model for automated analysis of corneal topographic data in order to improve the accuracy of IOL calculation in patients with PKRD. Materials and methods. Anonymized results of medical records of 450 patients (aged 45 to 78 years) in the late period after radial keratotomy (RK) were used (95 patients underwent cataract surgery). In addition to the standard ophthalmological examination, all patients underwent Scheimpflug-imaging (Pentacam HR, Oculus, Germany). Multivariate analysis methods were carried out, a mathematical classification algorithm was developed. Results. The developed prototype of the neural network model is able to automatically classify corneal topographic data into six types. Based on the postoperative refractive data, the predicted refractive result and correction factors for calculating the IOL using various formulas were calculated. Conclusion. AI technologies and the correction factor database can become the basis for optimized calculation of the IOL optical power in patients with PCDR.

Keywords: anterior radial keratotomy; artificial intelligence; machine learning; corneal relief topography; IOL calculation

Conflict of interests: there is no conflict of interests.

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

For citation: Tsyrenzhapova E.K., Rozanova O.I., Mikhalevich I.M., Rozanov I.S. Improving the diagnosis of postkeratotomy corneal deformity using artificial intelligence methods to optimize the calculation of intraocular lenses. Russian ophthalmological journal. 2025; 18 (3 Supplement): 37-42 (In Russ.). <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-37-42>

Преимущества технологий искусственного интеллекта (ИИ) позволяют анализировать большие объемы данных, повышая точность диагностики и эффективность лечения [1–4].

Посткератотомическая деформация роговицы (ПКДР) характеризуется изменением профиля как передней, так и задней поверхностей роговицы с изменением ее биомеханических и денситометрических параметров. При этом характер корнеальных изменений в отдаленном периоде крайне вариабелен, клинический протокол ведения данной категории пациентов как таковой отсутствует. С учетом многовариантности клинических, оптических и биомеханических характеристик ПКДР важным направлением решения данной проблемы является создание системы классификации этого патологического состояния. Этот вопрос становится особенно важным при необходимости хирургического лечения катаракты и определения оптической силы интраокулярной линзы (ИОЛ), так как множественные рубцы, деформирующие роговицу, осложняют техническое проведение хирургического вмешательства, а формулы расчета ИОЛ в данной ситуации некорректны. Разработанные ранее эмпирические поправки формул расчета (Masket; Wang — Koch — Maloney; Shammas-PL) для пациентов, перенесших фоторефракционные операции, учитывают стандартизированное изменение переднего профиля роговицы после ЛАСИК и фоторефракционной кератэктомии (ФРК) и неприменимы после радиальной кератотомии (РК). Согласно современным исследованиям, данные поправки дают еще большие ошибки, чем классические формулы [5].

Предыдущие результаты наших исследований выявили наличие шести топографических типов деформации роговицы, которые различаются по паттернам элевационной картины передней и задней поверхностей роговицы и их комбинациям [6]. Разработанная искусственная нейронная сеть (ИНС), способная анализировать элевационные показатели топографической карты, продемонстрировала высокую эффективность в классификации типов ПКДР, что свидетельствует о значительном потенциале для дальнейшей оптимизации и повышения точности работы нейросетевой модели. В то же время остаются неясными процессы стандартизации классификации, совершенствование алгоритмов лечения данной категории пациентов, а также ее клиническая значимость.

ЦЕЛЬ работы — разработка и валидация нейросетевой модели для автоматизированного анализа топографических данных роговицы с целью повышения точности расчета ИОЛ у пациентов с ПКДР.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДЫ

Для анализа использованы обезличенные результаты медицинской документации 450 пациентов в возрасте от 45 до 78 лет, перенесших ранее РК и обратившихся в Иркутский филиал ФГАУ НМИЦ «МНТК «Микрохирургия глаза» им. академика С.Н. Федорова» в период 2020–2025 гг., из них 95 пациентов были прооперированы по поводу катаракты (длительность наблюдения — 12 мес). Всем пациентам помимо стандартного офтальмологического об-

следования проведена шеймпфлог-визуализация роговицы (Pentacam HR, Oculus, Германия), измерения проводились трижды, в разные визиты для исключения случайных колебаний. Для расчета оптической силы ИОЛ использованы данные кератометрического эквивалента протокола Holladay EKR в центральной зоне 3 мм. В случаях большого колебания показателей кератометрии использовались средние значения.

Разработка модели состояла из нескольких этапов.

1. Формирование набора данных элевации передней и задней поверхностей роговицы (обработано 500 топографических карт, проанализировано 19 численных параметров для передней и задней поверхности роговицы).

2. Классификация топографических типов ПКДР с использованием пошагового многомерного дискриминантного анализа.

3. Создание модели машинного обучения для автоматической классификации согласно численным значениям элевационных показателей. Для программирования использовался язык Python 3.10 с дистрибутивом Anaconda, в частности библиотека tf.keras 2.12.0. Использована реализация спецификации Keras API в рамках фреймворка TensorFlow версии 2.0.

4. Анализ рефракционных ошибок проведен через 12 мес после хирургического лечения катаракты с вычислением рефракционной ошибки (РО) и рефракционной прогнозируемой ошибки (РПО) при определении оптической силы ИОЛ по основным формулам расчета ESCRS (<https://iolcalculator.escrs.org>), Barrett TRU K (www.apacrs.org), формуле MIKOFK (www.mntk.ru), EVO 2.0, Kane

и PEARL-DGS (<https://iolcalculator.escrs.org>). Величина РО соответствовала послеоперационному сфероэквиваленту после перевода из очковой плоскости в плоскость ИОЛ. Величина РПО рассчитана как разница между оптической силой ИОЛ, необходимой для достижения эмметропии по достигнутым послеоперационным результатам, и оптической силой ИОЛ, рассчитанной по формуле на эмметропию.

5. Анализ математического прогнозирования результатов послеоперационной рефракции и расчет поправочных коэффициентов в зависимости от топографического типа ПКДР.

Статистический анализ проведен с применением компьютерной программы Statistica 8.0. Для статистического анализа были использованы параметры правого глаза.

РЕЗУЛЬТАТЫ

На первом этапе проведен анализ элевационной топографии передней и задней поверхностей роговицы. Установлено, что правильный посткератотомический профиль — с наличием замкнутого или незамкнутого кольца выпячивания периферической части роговицы и провалом центральной части роговицы — присутствует в 87 % случаев. Неправильный профиль с нерегулярными провалами в высоте роговицы был выявлен в 13 % случаев. При этом в 25 % случаев выявлено смещение оптического центра. В зависимости от элевационных изменений роговицы определены следующие паттерны выпячивания ее периферической части: в виде замкнутого кольца, незамкнутого кольца и иррегулярного типа, который кодировался как ключевой параметр type (рис. 1).










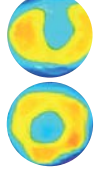

Тип деформации Type	Паттерн элевации передней поверхности роговицы Anterior corneal elevation pattern	Паттерн элевации задней поверхности роговицы Posterior corneal elevation pattern
1	 Незамкнутое кольцо * Incomplete ring	 Незамкнутое кольцо * Incomplete ring
2	 Замкнутое кольцо * Complete ring	 Незамкнутое кольцо * Incomplete ring
3	 Замкнутое кольцо * Complete ring	 Замкнутое кольцо * Complete ring
4	 Незамкнутое кольцо * Incomplete ring	 Замкнутое кольцо * Complete ring
5	 Иррегулярный Irregular	 Иррегулярный Irregular
6	 Незамкнутое кольцо либо замкнутое кольцо * Incomplete ring or complete ring	 Иррегулярный, присутствует существенное смещение по высоте, свыше 80 мкм Irregular, with significant elevation displacement exceeding 80 μm

Рис. 1. Тип — классификационный тип ПКДР. * — элевация не превышает 80 мкм

Fig. 1. Type — the classification type of the postkeratotomy corneal deformation (PKCD). * — elevation not more 80 μm

Таблица 1. Матрица наиболее информативных показателей в дискриминационной модели
Table 1. Matrix of the most informative indicators in discrimination model

Параметры Parameters	Лямбда Уилкса Wilks Lambda	F-критерий F-criterion	p-уровень p-level
Элевация задней поверхности (2-я точка), мкм Elevation of the posterior surface (2 points), μm	0,0436	0,813	0,000007
Элевация задней поверхности (4-я точка), мкм Elevation of the posterior surface (4 points), μm	0,0418	0,8515	0,0001
Элевация задней поверхности (8-я точка), мкм Elevation of the posterior surface (8 points), μm	0,0413	0,8633	0,0004
Элевация задней поверхности (14-я точка), мкм Elevation of the posterior surface (14 points), μm	0,0391	0,9103	0,0131
Максимальная элевация задней поверхности в центре, мкм Maximum elevation of the posterior surface in the center, μm	0,0558	0,6385	0,0000
Максимальная элевация задней поверхности на периферии (диаметр 6 мм), мкм Maximum elevation of the posterior surface at the periphery (diameter 6 mm), μm	0,0579	0,6157	0,0000
Кератометрия передней поверхности роговицы, дптр Keratometry of the anterior corneal surface, D	0,0502	0,7097	0,0000
Кератометрия задней поверхности роговицы, дптр Keratometry of the posterior corneal surface, D	0,0406	0,8770	0,001

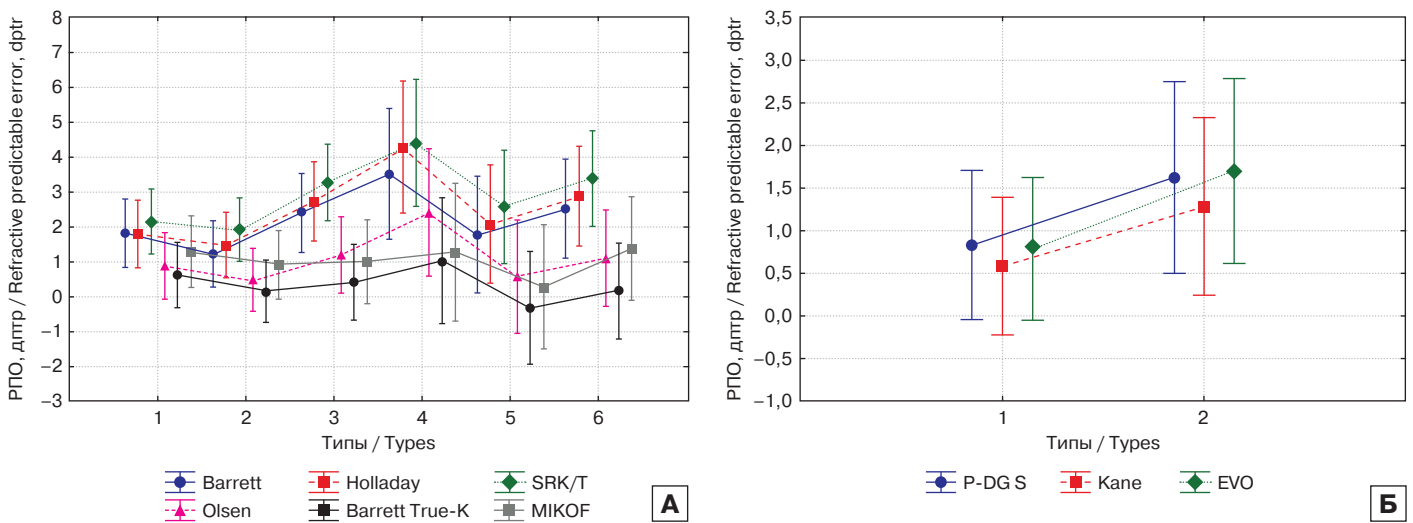


Рис. 2. Дисперсионный анализ ANOVA значений РПО в зависимости от типа ПКДР: А — по основным формулам расчета ИОЛ; Б — по формулам расчета ИОЛ на основе ИИ
Fig. 2. Analysis of variance ANOVA in refractive predictable error depending on the type of PKCD: А — according to the basic formulas IOL calculation; Б — according to the AI formulas IOL calculation

Таблица 2. Поправочные коэффициенты при расчете оптической силы ИОЛ согласно средним значениям РПО
Table 2. Correction factors for IOL calculation according to the refractive predicted error average values

Формулы Formulas	1-й тип 1 type	2-й тип 2 type	3-й тип 3 type	4-й тип 4 type	5-й тип 5 type	6-й тип 6 type
Кератометрия, дптр Keratometry, dptr	37,4–39,5	37,1–37,6	34,8–35,6	35,6–37,8	32,1–39,5	32,2–35,9
Barrett U	-1,84	-2,22	-2,42	-2,48	-1,77	-2,52
Holladay	-1,86	-1,42	-2,81	-3,21	-2,10	-2,86
SRK/T	-2,30	-1,79	-3,42	-3,17	-2,67	-3,40
Olsen	-0,72	-0,44	-1,16	-2,27	-0,63	-1,03
Barrett True-K	-0,54	-1,38	-0,35	-0,40	-0,72	-0,36
MIKOF RK/ALF	-1,26	-0,69	-0,91	-0,62	-0,35	-1,57
P-DGS	-0,82	-1,60	При кератометрических показателях менее 37 дптр формулы неприменимы Formulas are not valid for keratometric readings under 37 D			
Kane	-0,57	-1,20				
EVO	-0,77	-1,41				

Для подтверждения данной классификации был проведен дискриминантный анализ, который показал высокую значимость модели (лямбда Уилкса = 0,00022; $F(90,1163) = 60,774$; $p = 0,0001$). Ключевыми параметрами дискриминации, оцененными по F-критерию Фишера, являются показатели элевации задней поверхности роговицы с общим вкладом 63 % (табл. 1).

Далее была разработана нейросеть прямого распространения с тремя слоями: входным (12 нейронов), скрытым (14 нейронов) и выходным (6 нейронов). В результате получен алгоритм классификации ПКДР по шести топографическим типам ПКДР с функцией автоматической проверки. После 200 эпох машинного обучения ИНС модель достигла точности 91 %.

На следующем этапе проанализированы результаты хирургического лечения катаракты и выполнены расчеты РПО с использованием различных формул. Анализ показал, что в 90 % случаев наблюдается гиперметропическое смещение РПО при использовании большинства формул. Наибольшая точность прогнозирования рефракционного результата достигнута с формулой Barrett True-K. При проведении расчетов по формулам на основе алгоритмов ИИ и с учетом требуемых минимальных величин кератометрии (37 дптр и более) удалось выполнить аналогичное определение РПО только для пациентов с 1-м и 2-м типом ПКДР, где также установлена тенденция к гиперметропическому шифту (рис. 2). На основании полученных средних значений РПО вычислены поправочные коэффициенты расчета оптической силы ИОЛ в зависимости от топографического типа ПКДР (табл. 2).

ОБСУЖДЕНИЕ

По данным рельеф-топографии установлено, что правильный посткератотомический профиль — с наличием замкнутого или незамкнутого кольца выпячивания периферической части роговицы и провалом центральной части роговицы — присутствует в 89 % случаев. С учетом характера деформации передней и задней корнеальных поверхностей определены шесть топографических типов ПКДР, что подтверждено результатами математического анализа.

Клиническая значимость представленной классификации верифицирована при анализе отдаленных рефракционных результатов хирургии катаракты у пациентов данной категории. Величины прогнозируемой рефракции у пациентов с различными топографическими типами ПКДР различаются. При анализе послеоперационной РПО установлено, что наиболее благоприятными для точного расчета ИОЛ являются 1, 2, 3-й топографические типы ПКДР, наименее благоприятными — 5-й и 6-й типы, что связано с более грубой деформацией роговицы и ее биомеханической нестабильностью. Так, достижение желаемой рефракции было отмечено в 61,9–72,4 % случаев при 1, 2 и 3-м типах ПКДР, в 33 % случаев — при 4-м типе, в 24 % случаев — при 5-м типе и в 16 % случаев — при 6-м типе ПКДР. Результаты исследования подчеркивают целесообразность дифференциации топографических типов ПКДР в клинической практике и необходимость включения шеймпфлюг-визуализации в скрининговый этап диагностики данной категории пациентов.

Представленная классификация является первой попыткой систематизации топографических вариантов деформации роговицы у пациентов, перенесших радиальную кератотомию. В исследовании также продемонстрирована перспективность применения ИИ для автоматизированного анализа данных топографии роговицы у пациентов с ПКДР. Разработанная нейронная сеть показала точность 91 % и обладает потенциалом для дальнейшего совершенствования. В перспективе это позволит создать индивидуальный протокол ведения пациентов, нацеленный на достижение оптимального рефракционного результата при выполнении хирургии катаракты.

Вместе с тем наше исследование имеет ряд ограничений: 1) объем выборки недостаточен для построения полноценной модели машинного обучения; 2) при prognostическом анализе рефракционных ошибок были использованы не все формулы расчета оптической силы ИОЛ; 3) база поправочных коэффициентов основана только на усредненных значениях РПО, без учета точек данных, выделяющихся из общего ряда наблюдений.

В дальнейшем следует расширить выборку участников для повышения статистической мощности и репрезентативности результатов, а также разработки модели ИИ, которая оценивала бы комбинированное применение различных формул расчета оптической силы ИОЛ с учетом данных кератотопографии и разброса ее индивидуальных значений.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В отдаленном периоде после РК установлено шесть топографических типов деформации роговицы. Разработанная модель автоматической классификации ПКДР с применением ИИ имеет точность 91 %. Технологии ИИ и база поправочных коэффициентов могут стать основой для оптимизированного расчета оптической силы ИОЛ у пациентов с ПКДР.

Литература/References

1. Kapoor R, Walters SP, Al-Aswad LA. The current state of artificial intelligence in ophthalmology. *Surv Ophthalmol.* 2019; 64 (2): 233–40. doi:10.1016/j.survophthal.2018.09.002
2. Zéboulon P, Debellemannièrè G, Bouvet M, Gatinel D. Corneal topography raw data classification using a convolutional neural network. *Am J Ophthalmol.* 2020; 219: 33–9. doi:10.1016/j.ajo.2020.06.005
3. Moshirfar M, Sperry RA, Altaf AW, Stoakes IM, Hoopes PC. Predictability of existing IOL formulas after cataract surgery in patients with a previous history of radial keratotomy: A retrospective cohort study and literature review. *Ophthalmol Ther.* 2024; 13 (6): 1703–22. doi:10.1007/s40123-024-00946-7
4. Moshirfar M, Ayesha A, Jaafar M, et al. Precision in IOL calculation for cataract patients with prior history of combined RK and LASIK histories. *Clin Ophthalmol.* 2024; 18: 1277–86. doi:10.2147/OPTH.S461988
5. Pan X, Wang Y, Li Z, Ye Z. Intraocular lens power calculation in eyes after myopic laser refractive surgery and radial keratotomy: Bayesian Network Meta-analysis. *American Journal of Ophthalmology.* 2023; 262: 48–61. doi: 10.1016/j.ajo.2023.09.026
6. Цыренжапова Е.К., Розанова О.И., Юрьева Т.Н., Иванов А.А., Розанов И.С. Технологии машинного обучения и искусственной нейронной сети в классификации посткератотомической деформации роговицы. *Digital Diagnostics.* 2024; 5 (1): 64–74. [Tsyrrenzhapova E.K., Rozanova O.I., Iureva T.N., Ivanov A.A., Rozanov I.S. Machine-learning and artificial neural network technologies in the classification of postkeratotomy corneal deformity. *Digital Diagnostics.* 2024; 5 (1): 64–74]. <https://doi.org/10.17816/DD624022>

Вклад авторов в работу: Е.К. Цыренжапова — сбор и анализ данных, обзор литературы, написание статьи; О.И. Розанова — концепция и дизайн работы, анализ данных, редактирование, финальное одобрение статьи, И.М. Михалевич — математический анализ, интерпретация данных, редактирование, И.С. Розанов — анализ и обработка данных, математический анализ, создание модели машинного обучения.
Authors' contribution: E.K. Tsyrenzhapova — data collection and analysis, literature review, writing the article; O.I. Rozanova — concept and design of the work, data analysis, editing of the article, final decision on publication; I.M. Mikhalevich — mathematical analysis, data interpretation, editing; I.S. Rozanov — data analysis and processing, mathematical analysis, creation of a machine learning model.

Поступила: 07.07.2025. Переработана: 25.09.2025. Принята к печати: 27.09.2025
Originally received: 07.07.2025. Final revision: 25.09.2025. Accepted: 27.09.2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ/INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

¹ ФГАУ НМИЦ «МНТК «Микрохирургия глаза» им. акад. С.Н. Федорова» Минздрава России, Иркутский филиал, ул. Лермонтова, д. 337, Иркутск, 664033, Россия

² Иркутская государственная медицинская академия последипломного образования — филиал ФГБОУ ДПО РМАНПО Минздрава России, мкрн Юбилейный, д. 100, Иркутск, 664049, Россия

Екатерина Кирилловна Цыренжапова — канд. мед. наук, врач-офтальмолог 1-го офтальмологического отделения¹, ORCID 0000-0002-6804-8268

Ольга Ивановна Розанова — д-р мед. наук, заведующая научно-образовательным отделом, врач-офтальмолог¹, ассистент кафедры офтальмологии²

Исай Моисеевич Михалевич — канд. геолого-минералогических наук, доцент, заведующий кафедрой информатики²
ООО «Транснефть-Технологии», ул. 3-я Песчаная, д. 2а, Москва, 125252, Россия

Иван Сергеевич Розанов — программист

Для контактов: Екатерина Кирилловна Цыренжапова,
katyakel@mail.ru

¹ Irkutsk Branch of S. Fyodorov Eye Microsurgery Federal State Institution, 337, Lermontov St., Irkutsk, 664033, Russia

² Irkutsk State Medical Academy of Postgraduate Education, 100, micro district Ubileiny, Irkutsk, 664049, Russia

Ekaterina K. Tsyrenzhapova — Cand. of Med. Sci., ophthalmologist, 1st ophthalmological department¹, ORCID 0000-0002-6804-8268

Olga I. Rozanova — Dr. of Med. Sci., head of the scientific and educational department, ophthalmologist¹, assistant professor, chair of ophthalmology²

Isai M. Mikhalevich — Cand. of Geology Sci., associate professor, head of chair of computer science²

LLC “Transneft Technologies”, 2a, 3d Peschanaya St., Moscow, 125252, Russia

Ivan S. Rozanov — application programmer

For contacts: Ekaterina K. Tsyrenzhapova,
katyakel@mail.ru

РЕЗОЛЮЦИЯ III Всероссийского саммита с международным участием «АИО-2025: Искусственный интеллект в офтальмологии»

Участники III Всероссийского саммита с международным участием «АИО-2025: Искусственный интеллект в офтальмологии», прошедшего 23–24 мая 2025 г. в Абрау-Дюрсо (Новороссийск), приняли резолюцию, обобщающую его итоги.

Подчеркнуто, что внедрение цифровых и интеллектуальных технологий в здравоохранение требует системной подготовки специалистов.

Опыт использования искусственного интеллекта (ИИ) и нейросетевых моделей в офтальмологии показал, что они могут существенно повысить точность диагностики и прогнозирования глазных заболеваний. Целесообразно поддерживать междисциплинарные научные проекты и пилотные программные платформы для анализа больших медицинских массивов данных (Big Data), планирования операций и моделирования клинических исходов, создания мультимодальных ИИ-систем, способных к комплексной обработке текстовых и визуальных данных (фундус-фотографии, оптической когерентной томографии, периметрии и др.) с целью раннего выявления заболеваний органа зрения.

Особое внимание следует уделить созданию ИИ-систем для автоматизации расчетов оптической силы линз и оценки топографии роговицы у сложных категорий пациентов. Предлагается внести изменения в действующее законодательство и нормативные правовые акты в части оказания высокотехнологичной медицинской помощи и применения интеллектуальных технологий, в том числе при заболеваниях глаз.

Ключевые слова: искусственный интеллект; заболевания глаз; нейросетевые модели

Для цитирования: Резолюция III Всероссийского саммита с международным участием «АИО 2025: Искусственный интеллект в офтальмологии». Российский офтальмологический журнал. 2025; 18 (3 Приложение): 43-5. <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-43-45>

RESOLUTION III All-Russian Summit with International Participation “AIO 2025: Artificial Intelligence in Ophthalmology”

Participants of the III All-Russian Summit with International Participation “AIO 2025: Artificial Intelligence in Ophthalmology”, held on May 23–24, 2025 in Abrau-Dyurso (Novorossiysk) adopted a resolution summarizing its results. It was emphasized that the introduction of digital and intelligent technologies in healthcare requires systematic training of specialists. The experience of using artificial intelligence (AI) and neural network models in ophthalmology has shown that they can significantly improve the accuracy of diagnosis and prognosis of eye diseases. It is advisable to support interdisciplinary research projects and pilot software platforms for analyzing large medical data sets (Big Data), planning surgeries and modeling clinical outcomes, creating multimodal AI systems capable of complex processing of text and visual data (fundus photography, optical coherence tomography, perimetry, etc.) for the purpose of early diagnosis of eye diseases. Particular attention should be paid to the creation of AI systems for automating calculations of the optical power of lenses and assessing corneal topography in complex categories of patients. It is proposed to amend the current legislation and regulatory legal acts in terms of providing high-tech medical care and the use of intelligent technologies, including for eye diseases.

Keywords: artificial intelligence; eye diseases; neural network models

For citation: Resolution of III All-Russian Summit with International Participation “AIO 2025: Artificial Intelligence in Ophthalmology”. Russian ophthalmological journal. 2025; 18 (3 Supplement): 43-5(In Russ.). <https://doi.org/10.21516/2072-0076-2025-18-3-supplement-43-45>

Организатор конференции: общество с ограниченной ответственностью «Пространство интеллектуальных решений». III Всероссийский саммит с международным участием «АИО-2025: Искусственный интеллект в офтальмологии» (далее — Саммит) состоялся 23–24 мая 2025 г. в пос. Абрау-Дюрсо, Новороссийск.

В работе Саммита в качестве спикеров и модераторов секций приняли участие свыше 20 ученых, исследователей, главных врачей клиник и клиницистов, а также слушатели из различных образовательных, медицинских и научных организаций Российской Федерации и Республики Казахстан.

В числе участников были представители следующих учреждений: ООО «Пространство интеллектуальных решений» (Новороссийск); ФГАОУ ВО «Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина» (Екатеринбург); АО «Екатеринбургский центр МНТК «Микрохирургия глаза» (Екатеринбург), ООО «Офтальмика Челябинск» (Челябинск), ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет (Воронеж), Национальный медицинский исследовательский центр «МНТК «Микрохирургия глаза» им. академика С.Н. Федорова» (Москва), ФГБОУ ВО «Тамбовский государственный университет им. Г.Р. Державина» (Тамбов), ФГАУ НМИЦ «Иркутский филиал «Микрохирургия глаза»» (Иркутск), РНИМУ им. Н.И. Пирогова Минздрава России (Москва), ФГБОУ ВО «Казанский федеральный университет» (Казань), НАО «МУА» (Астана), ООО «Глазная семейная клиника» (Москва), ООО «Ланцетъ» (Геленджик), ООО «Супер ДОК» (Москва), Хабаровский филиал ФГАУ НМИЦ МНТК «Микрохирургия глаза» (Хабаровск), ООО «Доктор Визус» (Москва), Некоммерческая организация «Фонд развития инноваций Краснодарского края» (Краснодар), Новороссийский институт (филиал) АНО ВО МГЭУ (Новороссийск), администрация Новороссийска в лице Е.А. Аршиновой (Новороссийск).

По итогам Саммита подготовлены научные статьи для публикации в Приложении к «Российскому офтальмологическому журналу».

На основе анализа и обобщения докладов и статей сформулированы следующие основные выводы и предложения, отраженные в настоящей резолюции.

1. Внедрение цифровых и интеллектуальных технологий в здравоохранение требует системной подготовки специалистов. Современная медицинская практика активно интегрирует инновационные решения — системы поддержки принятия врачебных решений, программно-аппаратные комплексы с элементами искусственного интеллекта (ИИ). Вместе с тем отмечается потребность в подготовке медицинских работников к работе с такими технологиями. Особое внимание должно быть уделено вопросам правового регулирования применения ИИ, включая обеспечение конфиденциальности персональных данных пациентов. Представляется также целесообразным разработать методические рекомендации по использованию ИИ в клинической практике.

2. Выявлена потребность в создании прикладных цифровых решений для медицинской отрасли. Следует стимулировать разработку и внедрение прикладных цифровых инструментов на основе ИИ, обоснованных достижениями последних исследований. Опыт использования нейросетевых моделей в офтальмологии показал, что они могут существенно повысить точность диагностики и прогнозирования при глазных заболеваниях (например,

при раннем выявлении глаукомы, сегментации ретинальных изображений или расчете параметров вмешательства). В этой связи целесообразно поддерживать междисциплинарные научные проекты и пилотные программные платформы для анализа больших медицинских массивов данных (Big Data), планирования операций и моделирования клинических исходов. Особое внимание следует уделить созданию ИИ-систем для автоматизации расчетов оптической силы линз и оценки топографии роговицы у сложных категорий пациентов. Реализация подобных решений должна сопровождаться масштабными клиническими испытаниями и оценкой их эффективности, стандартизацией и обеспечением совместимости с действующими медицинскими информационными системами.

Участники подчеркнули необходимость разработки:

- алгоритмов сегментации и классификации изображений для автоматического выявления патологических изменений с последующей интеграцией в телемедицинские и облачные платформы для обеспечения доступности диагностики в удаленных регионах;

- мультимодальных AI-систем, способных к комплексной обработке текстовых и визуальных данных (фундус-фотографии, оптической когерентной томографии, периметрии и др.) с целью раннего выявления заболеваний органа зрения с предоставлением объяснимых и воспроизводимых диагностических отчетов;

- интеллектуальных платформ для автоматизированного предоперационного расчета параметров офтальмологических вмешательств, в том числе моделей на основе искусственных нейронных сетей для точного подбора оптической силы интраокулярных линз с учетом индивидуальных анатомо-физиологических характеристик пациентов;

- нейросетевых инструментов для расчета параметров лазерной коррекции зрения, способных определять противопоказания, оказывать помощь в выборе оптимальной тактики вмешательства и прогнозировать послеоперационные исходы;

- моделей для расчета параметров у пациентов с посткератотомическими деформациями роговицы, в том числе с формированием классификаций по типу роговичной топографии и расчетом поправочных коэффициентов для повышения точности рефракционных прогнозов.

3. На сегодняшний день имеется существенный правовой пробел в регулировании высокотехнологичной медицинской помощи с использованием новых технологий (генетических, информационных и др.). Новые технологии, в том числе биотехнологии и информационные технологии, предоставляют человеку, бизнесу, обществу и государству новые возможности, однако одновременно влекут за собой и серьезные риски, затрагивая фундаментальные права человека (на жизнь, здоровье, идентичность, благоприятную окружающую среду и др.). При развитии новых технологий, выходе их на уровень консультативного либо самостоятельного оказания медицинской помощи (без участия медицинского работника) законодательство, в том числе о здравоохранении, не актуализировано.

4. Предлагается внести изменения в действующее законодательство и нормативные правовые акты, в том числе:

- актуализировать положения Федерального закона от 21.11.2011 № 323-ФЗ «Об основах охраны здоровья граждан в Российской Федерации» в части оказания высокотехнологичной медицинской помощи и применения интеллектуальных технологий;

- пересмотреть критерии отнесения программного обеспечения с ИИ к медицинским изделиям, учитывая

различие между физическим объектом и цифровым продуктом;

- законодательно закрепить обязанность органов исполнительной власти и медицинских организаций создавать экспертные комитеты по этике для оценки рисков при внедрении ИИ и других технологий с обязательным включением специалистов в области медицины, права и IT;
- проработать механизмы юридической ответственности в случае причинения вреда при применении ИИ и автоматизированных систем поддержки принятия решений;
- пересмотреть положения о предоставлении информированного добровольного согласия, дополнив их пунктами, связанными с применением ИИ в диагностике, лечении и наблюдении;
- подтвердить приоритет роли человека в процессе оказания медицинской помощи, рассматривая ИИ и роботизированные системы исключительно как вспомогательные инструменты;
- предусмотреть меры дополнительной защиты информации, включая врачебную тайну, от несанкционированного доступа и возможного автоматического распространения с использованием ИИ и медицинских роботов;
- расширить географию действия экспериментальных правовых режимов на субъекты Российской Федерации, помимо Москвы;
- признать целесообразным организацию программ психологической поддержки и профилактики эмоционального выгорания среди медицинских работников, взаимодействующих с интеллектуальными системами.

В целом по итогам конференции предложено.

1. Одобрить результаты Саммита, отметить его высокую актуальность, а также значимую научно-практическую направленность обсуждаемых тем и представленных докладов.
2. Содействовать активизации научных исследований на федеральном, региональном и межведомственном уровнях по вопросам внедрения и применения передовых медицинских технологий, включая системы ИИ, роботизированную хирургию, генетические и фармацевтические инновации.
3. Организовать редакционную подготовку, верстку и издание коллективной научной монографии по итогам I–III всероссийских саммитов с международным участием «АИО-2025: Искусственный интеллект в офтальмологии» (2022, 2023, 2025 гг.) с включением наиболее значимых докладов, аналитических и научных материалов, представленных участниками.
4. Обеспечить размещение настоящей резолюции на официальном интернет-ресурсе Общества: <https://predictspace.com/> — с целью открытого доступа всех заинтересованных сторон к итоговым материалам Саммита.
5. Направить текст резолюции в Комитет Государственной Думы по охране здоровья для возможного учета в работе по совершенствованию государственной политики в сфере медицинских и цифровых технологий.

Оргкомитет конференции III Всероссийского саммита с международным участием «АИО-2025: Искусственный интеллект в офтальмологии». Абрау-Дюрсо, 23–24 мая 2025 г. mailbox@predictspace.com