

Обзор  
УДК 617.713-007.64  
doi: 10.25276/0235-4160-2022-1-77-96

## Применение искусственного интеллекта в диагностике и хирургии кератоконуса: систематический обзор

Б.Э. Малюгин<sup>1, 2</sup>, С.Н. Сахнов<sup>3, 4</sup>, Л.Е. Аксенова<sup>3</sup>, В.В. Мясникова<sup>3, 4</sup>

<sup>1</sup>НМИЦ «МНТК «Микрохирургия глаза» им. акад. С.Н. Федорова», Москва

<sup>2</sup>Московский государственный медико-стоматологический университет имени А.И. Евдокимова Минздрава России, Москва

<sup>3</sup>НМИЦ «МНТК «Микрохирургия глаза» им. акад. С.Н. Федорова» Минздрава России, Краснодарский филиал

<sup>4</sup>Кубанский государственный медицинский университет Минздрава России, Краснодар

### РЕФЕРАТ

**Актуальность.** Искусственный интеллект – это новые теоретические подходы, методы, технологии и прикладные системы для моделирования и расширения человеческого интеллекта. В офтальмологии искусственный интеллект является одним из инструментов, способствующих повышению эффективности процесса лечения за счет более точной диагностики, поиска новых биомаркеров заболеваний, автоматизации процессов принятия решений и помощи в других аспектах повседневной деятельности врача. **Цель.** Описание имеющихся на сегодняшний день разработок в области искусственного интеллекта применительно к процессу диагностики и хирургии кератоконуса. **Материал и методы.** Базы данных, которые использовали для поиска литературы включали: Google и Google Scholar, PubMed, Embase, MEDLINE и Web of Science. **Результаты.** В результате поис-

ка по всем выбранным базам данных, а также отбора релевантных исследований было проанализировано 75 статей. Среди исследований, которые были выбраны для полнотекстового анализа, большая часть представляла собой разработку алгоритмов диагностики. Наиболее часто встречающимися методами машинного обучения являлись метод опорных векторов, метод случайного леса и конволюционная нейронная сеть. В 4 исследованиях из 75 сообщалось о создании графического интерфейса для применения разработанного алгоритма в клинической среде. **Заключение.** Точность алгоритмов, которые были получены в анализируемых работах, составила в основном более 90%, что говорит о возможности моделей машинного обучения решать сложные клинические задачи.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, машинное обучение, кератоконус, диагностика ■

**Для цитирования:** Малюгин Б.Э., Сахнов С.Н., Аксенова Л.Е., Мясникова В.В. Применение искусственного интеллекта в диагностике и хирургии кератоконуса: систематический обзор. Офтальмохирургия. 2022;1: 77–96. <https://doi.org/10.25276/0235-4160-2022-1-77-96>  
**Автор, ответственный за переписку:** Виктория Владимировна Мясникова, vivlad7@mail.ru

### ABSTRACT

Review

## Application of artificial intelligence in diagnostics and surgery of keratoconus: a systematic overview

B.E. Malyugin<sup>1, 2</sup>, S.N. Sakhnov<sup>3, 4</sup>, L.E. Axenova<sup>3</sup>, V.V. Myasnikova<sup>3, 4</sup>

<sup>1</sup>Fyodorov Eye Microsurgery Complex Federal State Institution, Moscow, Russian Federation

<sup>2</sup>Yevdokimov Moscow State University of Medicine and Dentistry, Moscow, Russian Federation

<sup>3</sup>Fyodorov Eye Microsurgery Complex Federal State Institution, Krasnodar branch, Russian Federation

<sup>4</sup>Kuban State Medical University, Krasnodar, Russian Federation

**Introduction.** Artificial Intelligence is new theoretical approaches, methods, technologies and applied systems for modeling and extending human intelligence. In ophthalmology, artificial intelligence is one of the tools that help improve the efficiency of the treatment process through more accurate diagnostics, search for new biomarkers of diseases,

automation of decision-making processes and assistance in other aspects of the physician's daily activities. The purpose of this review is to describe the currently available developments for the diagnosis and surgery of keratoconus in the field of artificial intelligence. **Material and methods.** Databases that were used for literature search included: Google and

Google Scholar, PubMed, Embase, MEDLINE and Web of Science. **Results.** As a result of a search across all selected databases, as well as a selection of relevant studies, 75 articles were analyzed. Most of the studies that were selected for full-text analysis were the development of diagnostic algorithms. The most common classical machine learning methods were support vector machines method and random forest method. The most commonly used type of neural network is the convolutional

neural network. 4 studies out of 75 reported the creation of a graphical interface for using the developed algorithm in a clinical environment. **Conclusion.** The accuracy of the algorithms that were obtained in the analyzed researches was basically more than 90%. It indicates the ability of machine learning models to solve complex clinical problems.

**Key words:** *artificial intelligence, machine learning, keratoconus, diagnostics* ■

**For quoting:** Malyugin B.E., Sakhnov S.N., Axenova L.E., Myasnikova V.V. Application of artificial intelligence in diagnostics and surgery of keratoconus: a systematic overview. *Fyodorov Journal of Ophthalmic Surgery.* 2022;1: 77-96. <https://doi.org/10.25276/0235-4160-2022-1-77-96>

**Corresponding author:** Viktoriya V. Myasnikova, [vivlad7@mail.ru](mailto:vivlad7@mail.ru)

## АКТУАЛЬНОСТЬ

Вероятно, еще 70 назад никто не мог бы и подумать, что такое сложнейшее свойство живого, как обучение, может быть доступно неживой структуре, состоящей из металла. Но 1956 г., ознаменовавший появление концепции «Искусственного интеллекта», предложенной Джоном Маккартни, безусловно, поставил под вопрос нашу уверенность и одновременно явился точкой отсчета развития новой эры – Индустрии 4.0.

Искусственный интеллект – это новые теоретические подходы, методы, технологии и прикладные системы для моделирования и расширения человеческого интеллекта. Машинное обучение, появившееся в 1980-х гг., является подмножеством искусственного интеллекта и через имитацию процесса обучения обеспечивает передачу машине новых знаний или навыков. Новой областью машинного обучения, появившейся в 2000-х гг., является глубокое обучение, концепция которого берет свое начало из исследований в области разработки искусственных нейронных сетей. Глубокое обучение направлено на моделирование человеческого мозга и способно интерпретировать такие сложные данные, как изображения, звуки и тексты (рис. 1).

Если говорить об эволюции искусственного интеллекта, то процесс усложнения алгоритмов происходил от наименее сложных систем, работающих согласно простейшим правилам «И/ИЛИ», к наиболее сложным системам, которые сами определяют правила и закономерности в обучающих наборах данных и далее позволяют использовать эти правила для вывода результата задачи.

В настоящее время медицинская диагностика в основном сосредоточена на применении инструментальных методов исследований. Различные приборы собирают большое количество данных, что вместе с развитием математических методов, позволяющих оптимизировать алгоритмы обучения, приводит к появлению автоматизированных систем скрининга пациентов [1–3]. Новая эра клинической диагностики и терапии срочно требует интеллектуальных инструментов для безопас-

ного и эффективного управления медицинскими данными. В офтальмологии искусственный интеллект является одним из инструментов, способствующих повышению эффективности процесса лечения за счет более точной диагностики [4], оценки новых биомаркеров заболеваний [5], автоматизации процессов принятия решений и помощи в других аспектах повседневной деятельности врача. Кроме того, одним из наиболее важных факторов внедрения в нашу повседневную жизнь искусственного интеллекта является децентрализация опыта специалиста на более широкие географически распределенные области.

Целью настоящего обзора является описание имеющихся на сегодняшний день разработок в области искусственного интеллекта применительно к процессу диагностики и хирургии кератоконуса.

## МАТЕРИАЛ И МЕТОДЫ

Поиск литературы проводился согласно рекомендациям PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis) [6]. Поиск включал все доступные исследования, опубликованные до 9 ноября 2021 г. включительно. Базы данных, которые использовали для поиска литературы, включали: Google и Google Scholar, PubMed, Embase, MEDLINE и Web of Science.

Критериями включения для данного обзора являлись статьи, которые представляли результаты применения алгоритмов искусственного интеллекта в ведении пациентов с кератоконусом, информацию о любой из метрик оценки, таких как точность, чувствительность или специфичность модели, информацию о базе данных пациентов и тип используемого алгоритма машинного обучения. Исследования исключались, если они дублировались, были опубликованы в форме обзора, редакционной статьи, исследовательского письма, письма редактору или короткого сообщения, не имели полного текста, были написаны не на английском языке, использовали тренировочный набор данных для оценки точности алгоритма.

Поиск по базам данных всех оригинальных статей проводился с помощью такого поискового запроса, как: (((artificial intelligence) OR (machine learning)) AND (keratoconus) AND ((diagnosis) OR (surgery) OR (keratoplasty) OR (crosslinking) OR (CXL) OR (ICRS) OR (rings))).

Первый этап отбора состоял в анализе заголовков и аннотаций, после чего оставшиеся статьи были включены в список для полнотекстового анализа. Данные, извлеченные из каждой такой статьи, включали: первого автора, год публикации, группы пациентов, размер выборки, прибор, тип данных, алгоритм выделения наиболее значимых параметров, алгоритм обучения модели, наибольшую точность, способ валидации.

## РЕЗУЛЬТАТЫ

В результате поиска по всем базам данных (Google scholar, Pubmed (MEDLINE), Embase, Scopus) было получено 1428 статей. С помощью ресурса Endnot было идентифицировано 149 дубликатов, после чего осталось 1279 записей; 1152 исследования были исключены после проверки заголовков и аннотаций, а 52 – после полнотекстовой проверки. Наиболее частыми причинами исключения были исследования, в которых не применялись методы машинного обучения, отсутствовали полный текст или которые были написаны не на английском языке. Процесс отбора исследований, а также причины исключения показаны на *рисунке 2* в виде диаграммы, составленной в соответствии с рекомендациями PRISMA. В обзор были включены 75 исследований.

Разработка алгоритмов искусственного интеллекта в диагностике и хирургии кератоконуса имеет общую схему, которая включает следующие этапы:

1. Получение и обработка данных.
2. Маркирование данных.
3. Выделение наиболее значимых параметров.
4. Тренировка и тестирование модели с использованием алгоритмов искусственного интеллекта.
5. Оценка полученной модели.
6. Разворачивание модели для ее использования в клинической среде.

В связи с этим настоящий обзор разделен на соответствующие части, которые содержат информацию о каждом из этапов в соответствии с анализируемыми работами.

### Общая информация

График количества статей в зависимости от года публикации приведен на *рисунке 3*.

Среди исследований, которые были выбраны для полнотекстового анализа, 68 представляли собой разработку алгоритмов диагностики кератоконуса, 3 – включали создание алгоритмов сегментации и моделирования изображений роговицы для диагностики кератоконуса

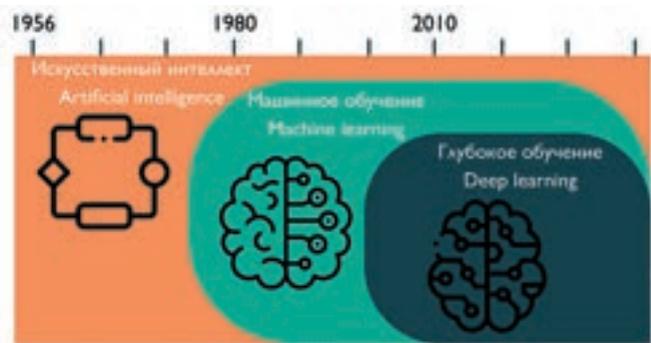


Рис. 1. Развитие искусственного интеллекта

Fig. 1. Development of Artificial Intelligence

и 5 исследований были сосредоточены на разработке алгоритмов для хирургии кератоконуса.

### Получение данных

Первым этапом разработки алгоритмов машинного обучения является получение набора данных, который используется для тренировки и тестирования моделей. Данные выгружают из источника, далее проводят их очистку и обработку, а также маркируют согласно поставленной задаче.

На сегодняшний день существует множество устройств диагностики кератоконуса. В большинстве исследований [7–21] данные были получены с прибора Pentacam (Oculus) в виде файлов CSV, которые содержали численные значения измерений роговицы и индексов. Кроме численных данных, некоторые модели были обучены с помощью карт толщины, сагиттальной (аксиальной) и тангенциальной кривизны, преломляющей силы и элевации передней и задней поверхностей [1, 13, 22–25]. Численные измерения топографии роговицы и изображения в анализируемых работах были также получены с помощью кератотопографов Oculyzer [26], Galilei [27, 28], Precisio [29], Sirius [30–34], кератотомографа Orbscan [2, 35–38], TMS [39–43], а также видеокератоскопа EyeSys (EyeSys Laboratory, Houston, TX) [44].

Картирование толщины эпителия роговицы с помощью оптической когерентной томографии (ОКТ) также может быть полезно для ранней диагностики кератоконуса. Сканы ОКТ, полученные с помощью различных томографов (Bioptigen) [45] и топографов (EyeSys) [46], были использованы для разработки алгоритмов диагностики кератоконуса, сегментации и моделирования строения роговицы [47–49], а также алгоритмов прогнозирования исхода хирургии [50]. Обучение моделей проводили на изображениях (картах передней элевации, передней кривизны, задней элевации, задней кривизны, преломляющей силы и толщины) [51, 52], численные данные в виде параметров [53, 54], полученных с прибора ОКТ (CASIA SS-1000, Tomey) или же на изображениях и на численных данных [55].

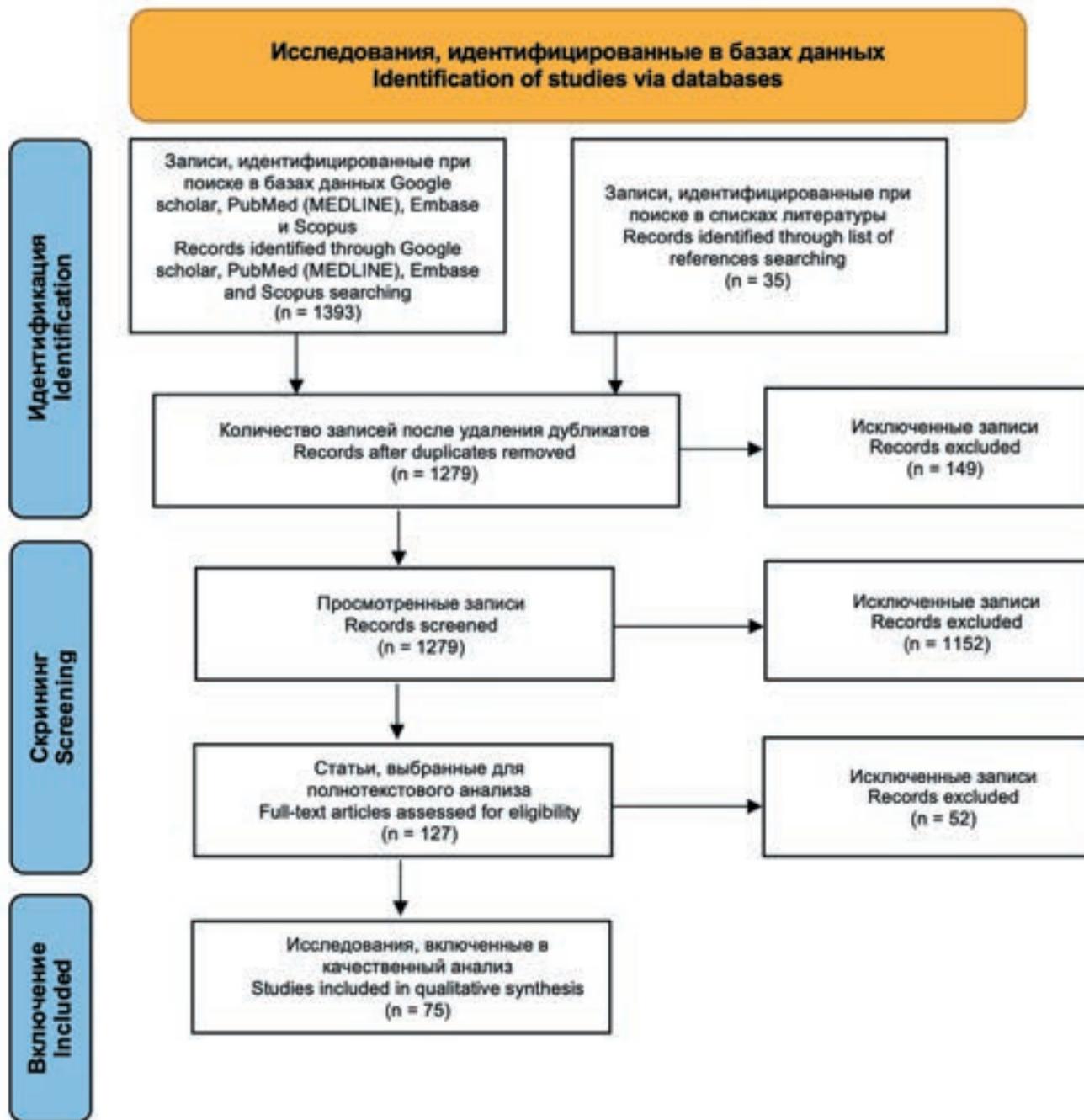


Рис. 2. Процесс отбора исследований в соответствии с требованиями PRISMA

Fig. 2. Process for selecting studies in accordance with PRISMA requirements

При кератоконусе нарушение регулярности поверхности роговицы приводит к значительному увеличению оптических аберраций, в том числе и высших порядков, в основном за счет вертикальной комы, следствием чего является снижение остроты и качества зрения [53]. В анализируемых исследованиях использовали полиномиальные коэффициенты Zernike полученные на

топографах, использующих технологию Placido [54, 56, 57], а также на aberрометрах OPD-Scan (NIDEK) [58] и Eyesys [59, 60].

Структурные изменения у пациентов с кератоконусом также влияют на измерение внутриглазного давления (ВГД) при тонометрии. В исследовании Leão и соавт. использовали данные тонометра Corvis ST [61] для раз-

работки автоматизированного алгоритма диагностики кератоконуса.

В целом на практике диагностика кератоконуса сложна и представляет собой комбинацию измерений, полученных с различных приборов. Поэтому использование данных нескольких приборов для обучения модели машинного обучения может привести к появлению более объективного алгоритма [58, 62–65]. В некоторых работах обучение проводили на топографических и биомеханических параметрах [56, 66, 67], топографических и ОКТ параметрах [21, 64], топографии и пахиметрии [65].

Изображения латерального отрезка глаза (LSPI), снятые на камеру смартфона [68], использовали в работе Rachana Chandariga и соавт. Согласно авторам, полученный алгоритм позволит проводить диагностику без дорогостоящего и труднодоступного оборудования.

### Маркировка данных

После получения данных с приборов и их обработки следует этап маркировки данных относительно различных клинических состояний пациента. В рассматриваемых работах в качестве бинарной разметки данных применяли классификацию глаз с кератоконусом и нормальных (контрольных) глаз [15, 23, 33, 35, 57, 69, 70], а также глаз с субклиническим (from fruste) кератоконусом и нормальных (контрольных) глаз [2, 7, 8, 56, 58]. Более усложненной задачей являлась классификация глаз с кератоконусом, субклиническим (from fruste) кератоконусом и нормальных глаз [1, 21, 22, 24, 27, 28, 40, 55].

При оценке стадии кератоконуса наиболее часто использовали классификацию Amsler-Krumeich [11, 19, 39, 51, 66]. В работах José M. Bolarín и Jose S. Velázquez-Bláquez применяли классификацию RETICS [32, 34]. Еще одним вариантом классификации данных являлась оценка с помощью приборов. Так, данные маркировали на легкую, среднюю и продвинутую стадии относительно индекса ТКК (Pentacam) [17, 67] и с помощью программного обеспечения для автоматической классификации роговицы Corneal Navigator на приборе OPD-Scan (NIDEK) [58]. В других исследованиях данные классифицировали на 3 стадии с помощью томографии и биомикроскопических признаков [12, 13, 25, 71].

В трех анализируемых работах была поставлена задача определения прогрессии кератоконуса [14, 20, 52].

Маркировка данных в исследованиях по разработке моделей машинного обучения для хирургии кератоконуса в основном представляла собой исход операции [50] или назначение на оперативное вмешательство [63]. В исследовании М.А. Valdés-Mas были использованы значения Astigmatism и K1, измеренные после имплантации интрастромальных колец [65].

Нужно также отметить, что разработка модели неконтролируемого машинного обучения не требует прове-

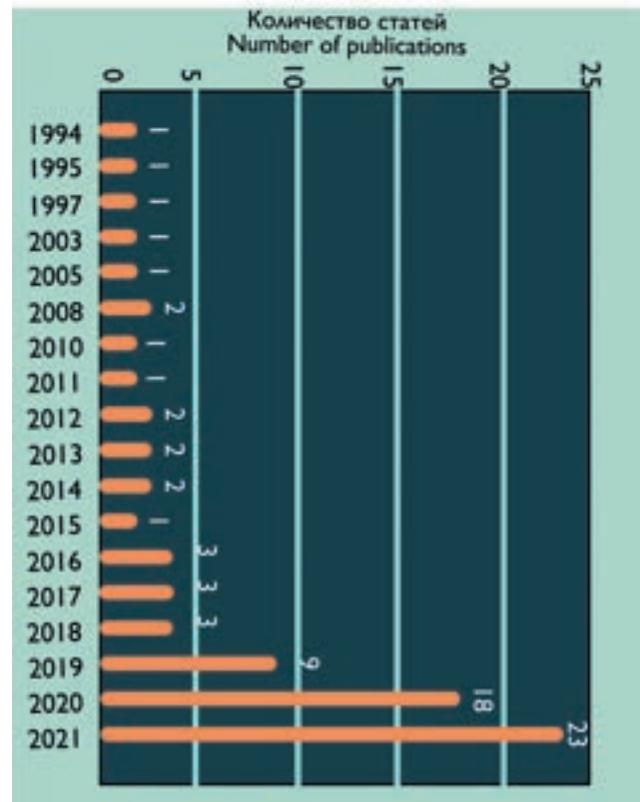


Рис. 3. График количества публикаций, в зависимости от года публикации

Fig. 3. Graph of the number of publications depending on the publication year

дения процедуры маркировки данных, что значительно упрощает процесс разработки алгоритма. В исследовании S. Yousefi и соавт. [72, 73] параметры, полученные из ОКТ-изображений роговицы, использовали для оценки стадий кератоконуса, а также прогнозирования вероятности необходимости будущей кератопластики с помощью метода кластеризации, без предварительного разделения данных на группы.

### Выделение наиболее значимых параметров

На производительность системы машинного обучения влияет несколько факторов, включая представление и актуальность данных, используемых этой системой. Во многих случаях разработка такой системы затруднена из-за большого количества шума, который содержат данные. Решением подобного рода проблемы является выбор наиболее значимых параметров. Данная процедура позволяет ускорить обучение, снизить сложность и улучшить точность модели [74]. В сравнительном исследовании выявления прогрессии кератоконуса были использованы методы классификации без предварительного выбора наиболее значимых параметров и с выбо-

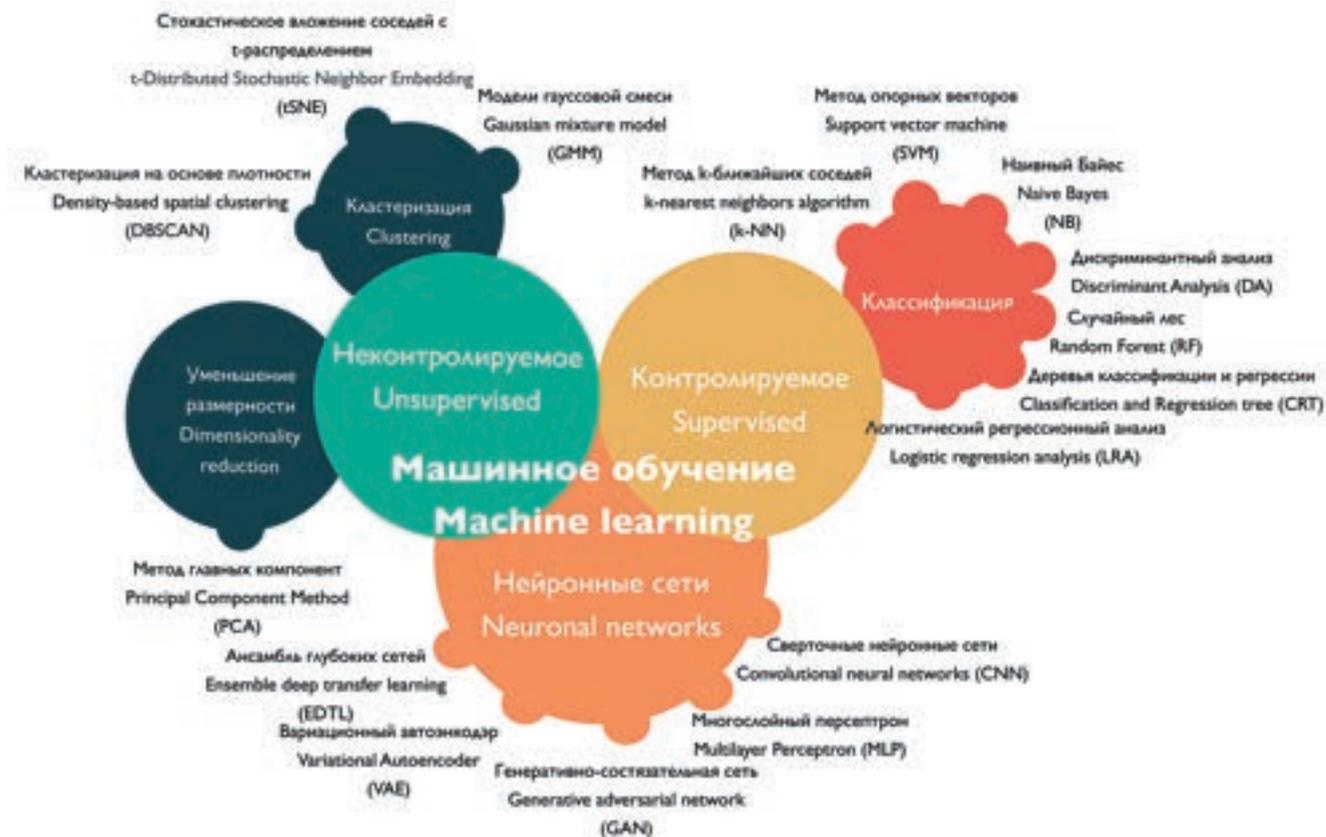


Рис. 4. Методы машинного обучения, которые были использованы при разработке алгоритмов диагностики и хирургии кератоконуса  
 Fig. 4. Machine learning methods that were used in the development of algorithms for the diagnosis and surgery of keratoconus

ром параметров, а также оценены различные типы алгоритмов выбора параметров [75]. Кроме того, в работе Т.К. Уоо и соавт. было показано, что выделение наиболее значимых параметров и использование данной комбинации при разработке модели обеспечивает большую точность конечного алгоритма [62].

Среди таких алгоритмов при разработке диагностических алгоритмов использовали Т-тест Стьюдента [44], логистический регрессионный анализ [30, 34], программное обеспечение WEKA [16, 29], ранжирование функций и выбор подмножества функций [55], алгоритм рекурсивного выделения функций [19, 75, 76], дискриминантный коэффициент Фишера [21]. Значимые параметры, выбранные с помощью данных алгоритмов, использовались далее для разработки моделей.

**Методы машинного обучения**

В исследованиях, направленных на разработку алгоритмов искусственного интеллекта для диагностики и хирургии кератоконуса, был использован широкий набор методов. Так, 38 работ включали алгоритмы контролируемого обучения, 10 работ – алгоритмы неконтро-

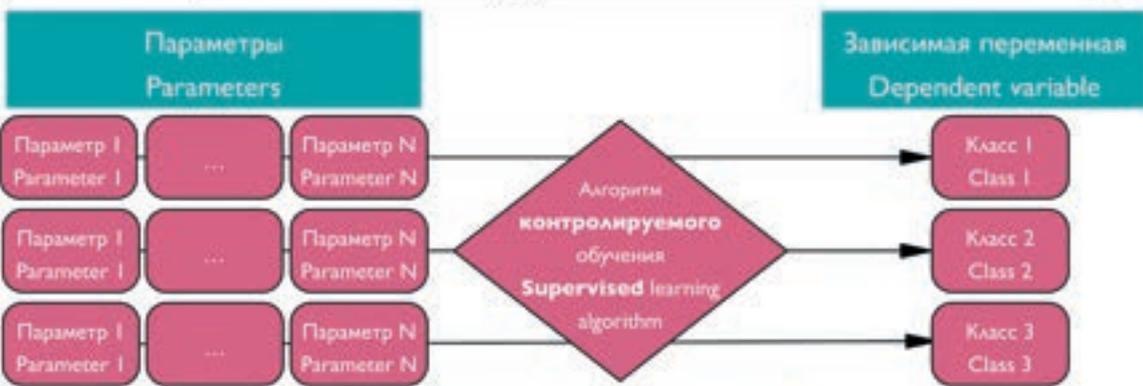
лируемого обучения, 40 работ – нейросети, а в 2 работах сообщалось о создании системы принятия решений [71] и экспертной системы [41] (рис. 4).

В большинстве анализируемых исследований для классификации нормальных глаз, субклинического кератоконуса, стадий кератоконуса, а также других заболеваний использовали методы контролируемого машинного обучения (рис. 5 А), такие как метод опорных векторов (SVM) [3, 7, 9, 12, 17, 26, 31, 66, 76], метод случайного леса (RF) [7, 8, 18, 20, 56, 62, 64, 67, 71] и дискриминантный анализ (DA) [2, 7, 19, 41, 58, 60, 67].

Алгоритмами неконтролируемого машинного обучения (рис. 5 В) в анализируемых работах являлись модель Гауссовых смесей (GMM) [11], анализ главных компонент (PCA) [8, 72, 73], метод tSNE и кластеризация на основе плотности (HDBSCAN) [38, 72, 73]. Глубокое обучение, включающее нейронные сети, является самым передовым и перспективным направлением в разработке алгоритмов машинного обучения. Наиболее часто используемым типом нейронной сети в анализируемых исследованиях является сверточная нейронная сеть. Сверточная нейронная сеть (CNN) – это сеть прямого рас-

**A. Схема алгоритмов контролируемого машинного обучения**

**A. Scheme of supervised machine learning algorithms**



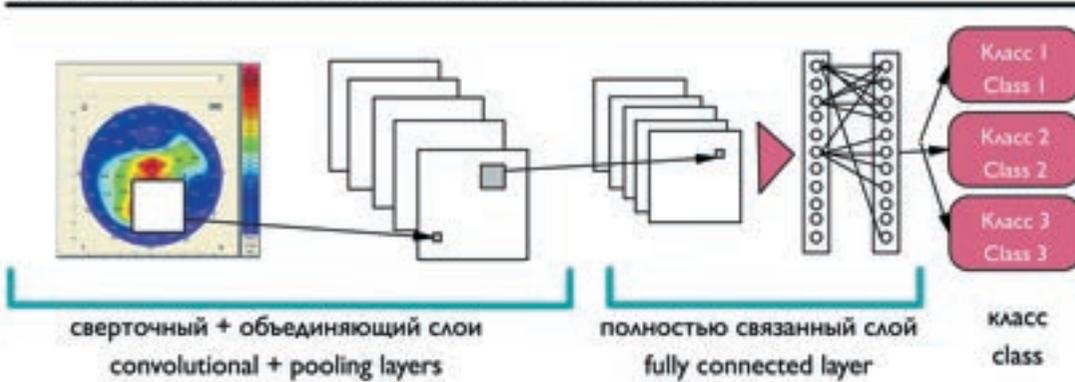
**Б. Схема алгоритмов неконтролируемого машинного обучения**

**B. Scheme of unsupervised machine learning algorithms**



**В. Схема строения сверточной нейронной сети**

**C. Scheme of the structure of a convolutional neural network**



**Рис. 5.** Схемы строения алгоритмов в зависимости от типа машинного обучения

**Fig. 5.** Diagrams of the structure of algorithms depending on the type of machine learning

пространения, которая часто используется в обработке изображений. Она включает сверточный (convolution), объединяющий (pooling) и полностью связанный (fully connected) слои (рис. 5 В).

Другие типы нейронных сетей включали многослойную нейронную сеть перцептронов [7, 10, 11, 13, 15, 25, 60, 65, 77], GAN сеть [22], Ensemble of Deep Transfer Learning (EDTL), который объединяет несколько сетей

в один алгоритм [69], а также Variational autoencoder (VAE) [11].

### Измерение точности и проверка работоспособности (валидация) модели

После тренировки и тестирования полученной модели следует этап ее валидации и измерения точности. Обязательным этапом валидации модели является разделение набора данных на тренировочный и тестовый наборы. В некоторых случаях данные делят на 3 набора – тренировочный, тестовый и валидационный, причем последний может включать как данные из общего набора, так и данные из других источников (других клиник, приборов и т.д.) [25].

Метрики точности для задач регрессии являются средняя абсолютная ошибка (MAE), среднеквадратическая ошибка (MSE) и среднеквадратическое отклонение (RMSE) [65].

Метрики оценки производительности машинного обучения в задачах классификации являются матрица путаницы (confusion matrix), метрика AUC, а также показатели accuracy, error rate, sensitivity, specificity, precision, recall и F1.

При использовании нейронных сетей проблема интерпретации полученной модели стоит наравне с оценкой ее точности. Карты значимости – самый старый и наиболее часто используемый метод интерпретации прогнозов сверточных нейронных сетей [23, 66]. Еще одной категорией методов интерпретации является «Карта активации класса» (class activation map, CAM) [1, 23, 40, 66].

Несмотря на то что в большинстве исследований используют одни и те же способы проверки точности и оценки модели, сравнение моделей, полученных на разных наборах данных, вызывает сомнение, так как на значения точности влияют такие параметры, как количество и качество данных, способы их маркировки, а также используемые алгоритмы. В связи с этим обычно сравнивают точность определения отдельных классов данных (групп), различных алгоритмов, комбинаций отдельных параметров, приборов, классификаций и т.д. (таблица). Наибольшая точность при сравнении классов в отдельных исследованиях обычно была показана для определения нормы, относительно всех глаз с кератоконусом [12, 13, 21, 23, 25, 58, 76]. При сравнении точности алгоритмов, включающих разные параметры, наилучший результат был показан для карт пахиметрии [1], сагитальной карты [69], задней элевации [52], аксиальной карты совместно с картой пахиметрии [78], использования данных топографии вместе с измерениями ОКТ [64] и использования данных элевации с индексами поверхности и кератометрией [27]. Также в ряде работ было приведено сравнение различных алгоритмов. Так, наибольшую точность относительно остальных алгоритмов имели алгоритмы: RF [7, 18], NB [10, 16, 33, 77], MLP [11], SVM [55], kNN [54], DT [57], NN [79], DA [60], и архитектуры нейронных сетей KerNet [24] и ResNet152 [40].

### Применение разработок в практике

Заключительным этапом разработки моделей искусственного интеллекта является их применение в практике. Тем не менее из 75 исследований только в 4 сообщалось о создании графического интерфейса, который позволяет врачу использовать данное решение на новых данных [2, 19, 32, 34], и только в одном исследовании приводилось сравнение решений, полученных с помощью разработанного алгоритма с решениями врача [63]. Также только один алгоритм находится в открытом доступе и может быть использован с любого устройства [19].

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Методы машинного обучения представляют собой перспективный подход, который может стать дополнительным инструментом диагностики и принятия решения для офтальмолога, позволяя классифицировать пациентов с кератоконусом, субклиническим кератоконусом, а также определить стадию или прогрессирование заболевания.

Точность алгоритмов, которые были получены в анализируемых работах, составила в основном более 90%. Тем не менее сравнивать точность между исследованиями не представляется возможным ввиду различий в типе и количестве данных, их маркировке, алгоритмах обучения моделей и оценке точности.

Все рассмотренные исследования рассчитывали точность относительно тестового или валидационного набора данных. Оценка согласованности результата применения алгоритма к новым данным с решением врача приводилась только в одном исследовании и составляла 92,7% [63].

Методы классического машинного обучения были использованы в половине исследований, включенных в обзор, в то время как авторы другой части применяли нейронные сети для разработки алгоритмов. Наиболее часто встречающимися методами классического машинного обучения являлись SVM и RF. Наиболее часто используемым типом нейронных сетей являлась конволюционная нейронная сеть.

Не менее важной частью разработки систем, основанных на алгоритмах машинного обучения, является обеспечение возможности их применения в клинической среде, тем не менее только 4 исследования из 75 сообщили о создании графического интерфейса.

Таким образом, применение алгоритмов искусственного интеллекта может стать полезным инструментом автоматической классификации пациентов с таким заболеванием как кератоконус, обеспечив тем самым своевременную и качественную диагностику. Кроме того, даже такие сложные процессы, как предсказание результата хирургического вмешательства, становятся возможным благодаря техническим решениям на основе искусственного интеллекта.

**Сводная таблица включенных в обзор исследований по применению искусственного интеллекта в диагностике и хирургии кератоконуса**

**Summary table of studies included in the review of the use of artificial intelligence in the diagnosis and surgery of keratoconus**

| №    | Год<br>Year | Группы<br>Groups              | Объем вы-<br>борки<br>Sample<br>size | Прибор<br>Device                                 | Тип данных<br>Data type                            | Алгоритм<br>Algorithm   | Лучшая точность<br>(%)<br>Best accuracy                 | Др. метрики (%)<br>Other metrics | Примечание<br>Comment  | Сравнение<br>Comparison                                 | Категория<br>Category       |
|------|-------------|-------------------------------|--------------------------------------|--|--|---|---|----------------------------------|--|---|-----------------------------|
| [1]  | 2020        | SubКС, КС, N                  | 3218 глаз/<br>eyes                   | Топография/<br>Торография (Pentacam)             | Изображе-<br>ния/ Images                           | CNN   | 99-100%   |                                  | Для карты<br>пахиметрии<br>For<br>r pachymetry<br>map                | Топограммы/<br>Tорограмм,<br>группы/ groups             | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [2]  | 2018        | SubКС, N                      | N.A.                                 | Топография/<br>Торография (Orbscan)              | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | LDA   |   | 98% AUC                          | Используй-<br>вание всех па-<br>раметров<br>Use of all<br>parameters | Параметры/<br>Parameters                                | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [3]  | 2017        | SubКС, КС, IA, RS, N          | 131 глаз/<br>eyes                    | Топография/<br>Торография (Pentacam,<br>Orbscan) | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | SVM   | 99,78%  |                                  | Для КА ин-<br>декса<br>For KA index                                  | Другие клас-<br>сифика-<br>ции/ Other<br>classification | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [7]  | 2020        | SubКС, N                      | 88 глаз/<br>eyes                     | Топография/<br>Торография (Pentacam)             | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | RF, DT, LRA, SVM,<br>LDA, MLP, лас-<br>со-регрессия/<br>lasso regression,<br>k-NN | 87%   | 96% AUC                          | Для RF<br>For RF   | Алгоритмы/<br>Algorithms,<br>параметры/<br>parameters   | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [8]  | 2021        | SubКС, N                      | 267 глаз/<br>eyes                    | Топография/<br>Торография (Pentacam)             | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | RF, PCA   | 64,3% (2 стадия/<br>stage) - 93,0%<br>(5 стадия/ stage) |                                  |  | N.A.  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [9]  | 2021        | КС, VAE-NTG, N                | 707 глаз/<br>eyes                    | Топография/<br>Торография (Pentacam)             | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | SVM   |   | 92,6% AUC                        |  | Параметры/<br>Parameters                                | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [10] | 2021        | КС (1-3 стадии/<br>stages), N | 450 глаз/<br>eyes                    | Топография/<br>Торография (Pentacam)             | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | MLP   | 98,2%   |                                  | Для NB<br>For NB   | Алгоритмы/<br>Algorithms,<br>группы/ groups             | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [11] | 2020        | КС                            | 248 глаз/<br>eyes                    | Топография/<br>Торография (Pentacam)             | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | VAE, GMM, MLP   | 82,5% (3 стадия/<br>stage) - 91,7%<br>(1 стадия/ stage) |                                  | Для MLP<br>For MLP   | Алгоритмы/<br>Algorithms                                | Диагностика/<br>Diagnostics |

Таблица (продолжение)  
Table (continued)

| №    | Год<br>Year | Группы<br>Groups  | Объем вы-<br>борки<br>Sample<br>size | Прибор<br>Device                        | Тип данных<br>Data type                            | Алгоритм<br>Algorithm  | Лучшая точность<br>(%)<br>Best accuracy                              | Др. метрики (%)<br>Other metrics  | Примечание<br>Comment                   | Сравнение<br>Comparison   | Категория<br>Category       |
|------|-------------|---|--------------------------------------|---|--|--|--|---|---|---|-----------------------------|
| [12] | 2016        | SubKS, КС, IА, RS, N  | 860 глаз<br>eyes                     | Топография/<br>Торография<br>(Pentacam) | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | SVM  | 99,1%  |   | КС vs. N                                | Группы/ Groups  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [13] | 2019        | SubKS, КС (1-3 ста-<br>дии/ stages)                         | 851 глаз<br>eyes                     | Топография/ Торография<br>(Pentacam)    | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | MLP  | 99,99%   |   | Умеренный<br>vs. N<br>Moderate<br>vs. N | Группы/ Groups  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [14] | 2021        | Стабильный/<br>stable, прогрес-<br>сирующий/<br>progressive | 629 глаз<br>eyes                     | Топография/ Торография<br>(Pentacam)    | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | CNN  |  | 70,8% чув-<br>ствительность/<br>sensitivity, 80,6%<br>специфичность/<br>specificity |   |   | Прогрессия/<br>Progression  |
| [15] | 2016        | КС, N   | 120 глаз/<br>eyes                    | Топография/ Торография<br>(Pentacam)    | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | CNN  |  | 96% (прекли-<br>нический/<br>preclinical) –<br>100% (КС) AUC                        |   | Группы/ Groups  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [16] | 2021        | SubKS, КС (1-4 ста-<br>дии/ stages), N                      | 5881 глаз/<br>eyes                   | Топография/ Торография<br>(Pentacam)    | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | 23 алгорит-<br>ма класси-<br>фикации/ 23<br>classification<br>algorithms |  | 78-99%  | Для NB/ For<br>NB                       | Алгоритмы/<br>Algorithms  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [17] | 2015        | КС (1-4 стадии/<br>stages), N                               | 560 глаз/<br>eyes                    | Топография/ Торография<br>(Pentacam)    | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | SVM  |  | 99,7%   |   | Другие клас-<br>сифика-<br>ции/ Other<br>classifications,<br>параметры/<br>parameters | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [18] | 2018        | PLE, КС, N  | 3693<br>глаза/<br>eyes               | Топография/Торография<br>(Pentacam)     | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | RDA, SVM, NB,<br>NN, RF  | 99,2%  |   | Для RF/ For<br>RF                       | Алгоритмы/<br>Algorithms,<br>группы/ groups   | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [19] | 2021        | КС (0-4), N   | 2052<br>глаза/<br>eyes               | Топография/ Торография<br>(Pentacam)    | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | QDA  | 95% (прекли-<br>нический/<br>preclinical) –100%<br>(4 стадии/ stage) |   |   | Стадии/ Stages  | Диагностика/<br>Diagnostics |

*Таблица (продолжение)  
Table (continued)*

| №    | Год<br>Year | Группы<br>Groups  | Объем вы-<br>борки<br>Sample<br>size | Прибор<br>Device                     | Тип данных<br>Data type                            | Алгоритм<br>Algorithm | Лучшая точность<br>(%)<br>Best accuracy | Др. метрики (%)<br>Other metrics   | Примечание<br>Comment   | Сравнение<br>Comparison  | Категория<br>Category       |
|------|-------------|---|--------------------------------------|--------------------------------------|--|-----------------------|---|--|---|--|-----------------------------|
| [20] | 2021        | Стабильный/<br>stable, прогрессиру-<br>ющий/<br>progressive | 366 глаз/<br>eyes                    | Топография/ Торография<br>(Pentacam) | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | RF                    | 91%                                     |  |   | Алгоритмы/<br>Algorithms   | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [21] | 2020        | SubKC, KC, N  | 121 глаз/<br>eyes                    | Топография/ Торография<br>(Pentacam) | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | LRA, NN               |   | 100%   | N vs. KC  | Алгорит-<br>мы, прибо-<br>ры/<br>Algorithms,<br>devices                    | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [22] | 2021        | Ранний/ early<br>KC, N                                      | 1778 глаз/<br>eyes                   | Топография/ Торография<br>(Pentacam) | Изображе-<br>ния/ Images                           | GAN                   | 99,8%                                   |  | Для сбаланси-<br>рованного набо-<br>ра данных/ For<br>a balanced<br>dataset | Топограммы/<br>Topograms,<br>группы/ groups                                | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [23] | 2021        | KC, N   | 1926 глаз/<br>eyes                   | Топография/ Торография<br>(Pentacam) | Изображе-<br>ния/ Images                           | CNN                   | 94,25%                                  |  | N vs. KC  | Группы/<br>Groups  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [24] | 2020        | SubKC, KC, N  | 854 глаза/<br>eyes                   | Топография/ Торография<br>(Pentacam) | Изображе-<br>ния/ Images                           | CNN                   | 94,74%                                  |  | Для KerNet/<br>For KerNet   | Группы/<br>Groups, сети/<br>networks                                       | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [25] | 2020        | SubKC, KC (1-3 ста-<br>дии/ stages)                         | 812 глаз/<br>eyes                    | Топография/ Торография<br>(Pentacam) | Изображе-<br>ния/ Images                           | MLP                   | 98,4%                                   |  | Умерен-<br>ный vs. нор-<br>мальный/<br>Moderate vs.<br>Normal               | Другие клас-<br>сифика-<br>ции/ Other<br>classification,<br>группы/ groups | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [26] | 2017        | KC, N   | 417 глаз/<br>eyes                    | Топография/ Торография<br>(Oculyzer) | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameter  | SVM                   |   | 93,25% чув-<br>ствительность/<br>sensitivity,<br>95,73%<br>специфичность/<br>specificity |   | Алгорит-<br>мы, параме-<br>тры/ Algorithm,<br>parameters                   | Диагностика/<br>Diagnostics |

Таблица (продолжение)  
Table (continued)

| №    | Год<br>Year | Группы<br>Groups                       | Объем вы-<br>борки<br>Sample<br>size | Прибор<br>Device                          | Тип данных<br>Data type                           | Алгоритм<br>Algorithm | Лучшая точность<br>(%)<br>Best accuracy | Др. метрики (%)<br>Other metrics  | Примечание<br>Comment  | Сравнение<br>Comparison                         | Категория<br>Category       |
|------|-------------|--|--------------------------------------|---|---|-----------------------|---|---|--|---|-----------------------------|
| [27] | 2016        | SubКС, КС (1–3 ста-<br>дии/ stages), N | 210 глаз/<br>eyes                    | Топография/ Торография<br>(Galilei)       | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameter | CRT                   |   | 95,2 %AUC   | Элевация<br>с индекса-<br>ми поверх-<br>ности и ке-<br>ратометри-<br>ей/ Elevation<br>with surface<br>indexes and<br>keratometry | Параметры/<br>Parameters                        | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [28] | 2013        | SubКС, КС, N                           | 372 глаза/<br>eyes                   | Топография/ Торография<br>(GALILEI)       | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameter | DT                    |   | 100% чувстви-<br>тельность/<br>sensitivity 99,5%<br>специфичность/<br>specificity |  | Алгорит-<br>мы, группы/<br>Algorithm,<br>groups | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [29] | 2017        | КС, IА, N                              | 774 глаза/<br>eyes                   | Топография/ Торография<br>(Precisio)      | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameter | CNN                   | 98,09%                                  |   | КС vs. IА  | Группы/<br>Groups                               | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [30] | 2021        | КС, N                                  | 125 глаз/<br>eyes                    | Топография/ Торография<br>(Sirius System) | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameter | LRA                   |   | 96% чувстви-<br>тельность/<br>sensitivity, 99,2%<br>специфичность/<br>specificity |  | Параметры/<br>Parameters                        | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [31] | 2012        | SubКС, КС, RS, N                       | 3502 гла-<br>за/ eyes                | Топография/ Торография<br>(Sirius System) | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameter | SVM                   | 97,3–98,3%                              |   |  | Группы/Groups                                   | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [32] | 2020        | КС (1–5 стадии/<br>stages), N          | 169 глаз/<br>eyes                    | Топография/ Торография<br>(Sirius System) | Численные<br>параметры/<br>numerical<br>parameter | LRA                   |   | 84,3% AUC   |  | N.A.  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [33] | 2019        | КС, N                                  | 60 глаз/<br>eyes                     | Топография/ Торография<br>(CSO)           | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameter | CNN                   | 100%                                    |   | Для NB/ For<br>NB  | Типы сетей/<br>Network types                    | Диагностика/<br>Diagnostics |

Таблица (продолжение)  
Table (continued)

| №    | Год<br>Year | Группы<br>Groups   | Объем вы-<br>борки<br>Sample<br>size | Прибор<br>Device                          | Тип данных<br>Data type                            | Алгоритм<br>Algorithm     | Лучшая точность<br>(%)<br>Best accuracy | Др. метрики (%)<br>Other metrics  | Примечание<br>Comment                      | Сравнение<br>Comparison                    | Категория<br>Category       |
|------|-------------|--|--------------------------------------|---|--|---------------------------|---|---|--|--|-----------------------------|
| [34] | 2020        | КС (1–2 стадии/<br>stages), N  | 178 глаз/<br>eyes                    | Топография/Торография<br>(Sinius System)  | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameter  | LRA                       | 69–80%                                  |   |  | Алгоритмы/<br>Algorithms,<br>группы/groups | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [35] | 2008        | КС, N  | 98 глаз/<br>eyes                     | Топография/Торография<br>(Orbscan)        | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameter  | CNN                       |   | 83% чувстви-<br>тельность/<br>sensitivity, 100%<br>специфичность/<br>specificity    |  | N.A.                                       | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [36] | 2010        | КС, N, IA, PRK   | 318 изо-<br>бражений/<br>images      | Топография/Торография<br>(Orbscan)        | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameter  | CNN                       |   | 99% AUC   | Для MLP и<br>SVM/ For MLP<br>and SVM       | Алгоритмы/<br>Algorithms                   | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [37] | 2020        | К, ХР, Н<br>КС, RS, N  | 3000 глаз/<br>eyes                   | Топография/Торография<br>(Orbscan)        | Изображе-<br>ния/ Images                           | CNN                       |   | 99,3% чув-<br>ствительность/<br>sensitivity, 99,6%<br>специфичность/<br>specificity |  | Группы/ Groups                             | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [38] | 2020        | КС, RS, N, FED   | 13 705<br>глаз/ eyes                 | Топография/Торография<br>(Orbscan)        | Изображе-<br>ния/ Images                           | tSNE, HDBSCAN             |   | 93,6% чув-<br>ствительность/<br>sensitivity, 95%<br>специфичность/<br>specificity   |  | Группы/ Groups                             | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [39] | 2021        | КС (1–4 стадии/<br>stages), N  | 349 изо-<br>бражений/<br>images      | Топография/Торография<br>(TMS-4TM, Tomey) | Изображе-<br>ния/ Images                           | CNN                       | 86,8% (2 стадия/<br>stage) – 96,6% (N)  |   |  | Стадии/ Stages                             | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [40] | 2020        | КС, SubКС, N   | 354 изо-<br>бражений/<br>images      | Топография/Торография<br>(TMS-4)          | Изображе-<br>ния/ Images                           | CNN                       | 95,8%                                   |   | Для<br>Resnet152/<br>For<br>Resnet152      | Типы сетей/<br>Network types               | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [41] | 1994        | КС (1–3 стадии/<br>stages), N, РКР,<br>эпикератофактa,<br>PRK, RK, CLW | 200 глаз/<br>eyes                    | Топография/Торография<br>(TMS-1)          | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | Expert System<br>with LDA | 96%                                     |   | Для Expert<br>System/ For<br>Expert System | Алгоритмы/<br>Algorithms,<br>группы/groups | Диагностика/<br>Diagnostics |

Таблица (продолжение)  
Table (continued)

| №    | Год<br>Year | Группы<br>Groups   | Объем вы-<br>борки<br>Sample<br>size | Прибор<br>Device                             | Тип данных<br>Data type                            | Алгоритм<br>Algorithm | Лучшая точность<br>(%)<br>Best accuracy     | Др. метрики (%)<br>Other metrics | Примечание<br>Comment  | Сравнение<br>Comparison  | Категория<br>Category             |
|------|-------------|--|--------------------------------------|--|--|-----------------------|---|----------------------------------|--|--|-----------------------------------|
| [42] | 1995        | КС (1–3 стадии/<br>stages), IA, N, PKP,<br>PRK               | 183 глаза/<br>eyes                   | Топография/Торография<br>(TMS-1)             | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | NN                    | 93%<br>(1 стадия/<br>stage) – 100%<br>(PRK) |                                  |  | Группы/<br>Groups  | Диагностика/<br>Diagnostics       |
| [44] | 1997        | КС (1–3 стадии/<br>stages), N, IA, CLW,<br>PMD, PRK, RK, PKP | 100 глаз/<br>eyes                    | Топография/Торография<br>(TMS-1)             | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | CNN                   | 100%  |                                  |  | Алгоритмы/<br>Algorithms,<br>группы/<br>groups   | Диагностика/<br>Diagnostics       |
| [45] | 2003        | КС, N, non-<br>keratoconus<br>conditions                     | 396 глаз/<br>eyes                    | Топография/Торография<br>(EyeSys)            | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | CNN                   | 99,0%                                       |                                  |  | Структуры се-<br>тей/<br>Networks<br>structure, груп-<br>пы/<br>groups,                                | Диагностика/<br>Diagnostics       |
| [45] | 2021        | КС, FED, N   | 421 глаз/<br>eyes                    | ОКТ/ОСТ (Віортіген)                          | Изображе-<br>ния/<br>Images                        | CNN                   | 90%   |                                  | С использо-<br>ванием не-<br>скольких се-<br>тей/<br>Using<br>multiple<br>networks | Архитекту-<br>ра сетей/<br>Networks<br>architecture,<br>группы/<br>groups,<br>параметры/<br>parameters | Диагностика/<br>Diagnostics       |
| [46] | 2021        | КС, DES, FED   | 879 глаз/<br>eyes                    | Топография/Торография<br>(EyeSys)            | Изображе-<br>ния/<br>Images                        | CNN                   |   | >0,99% AUC                       |  | Архитекту-<br>ра сетей/<br>Networks<br>architecture,<br>группы/<br>groups,<br>параметры/<br>parameters | Диагностика/<br>Diagnostics       |
| [47] | 2019        | КС, N  | 142 глаза/<br>eyes                   | UHR-ОКТ/ UHR-ОСТ                             | Изображе-<br>ния/<br>Images                        | CNN                   | 99,45–99,57%                                |                                  |  | Сети/<br>Networks  | Сегмен-<br>тация/<br>Segmentation |
| [48] | 2019        | N.A.   | 15 глаз/<br>eyes                     | ОКТ/ОСТ                                      | Изображе-<br>ния/<br>Images                        | RANSAC                | N.A.  |                                  |  | N.A.   | Сегмен-<br>тация/<br>Segmentation |
| [49] | 2021        | КС, N  | 250 глаз/<br>eyes                    | ОКТ/ОСТ (CASIA)                              | Изображе-<br>ния/<br>Images                        | CNN                   | 97,8%                                       |                                  |  | N.A.   | Сегмен-<br>тация/<br>Segmentation |
| [50] | 2021        | SBB, FBB   | 46 глаз/<br>eyes                     | Топография/Торография<br>(Pentacam), ОКТ/ОСТ | Изображе-<br>ния/<br>Images                        | CNN                   |   | 74,6% AUC                        |  | N.A.   | Хирургия/<br>Surgery              |

Таблица (продолжение)  
Table (continued)

| №    | Год<br>Year | Группы<br>Groups  | Объем вы-<br>борки<br>Sample<br>size | Прибор<br>Device   | Тип данных<br>Data type                            | Алгоритм<br>Algorithm                     | Лучшая точность<br>(%)<br>Best accuracy<br>(N) | Др. метрики (%)<br>Other metrics   | Примечание<br>Comment                                 | Сравнение<br>Comparison   | Категория<br>Category       |
|------|-------------|---|--------------------------------------|--|--|---|--|--|---|---|-----------------------------|
| [51] | 2019        | КС (1-4 стадии/<br>stages), N                               | 543 глаз/<br>eyes                    | ОКТ/ОСТ (CASIA SS-<br>1000TM)  | Изображе-<br>ния/ Images                           | CNN                                       | 91,3% (2 стадия/<br>stage) - 99,1%<br>(N)      |  |   | Стадии/ Stages  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [52] | 2021        | Стабильный/<br>stable, прогрес-<br>сирующий/<br>progressive | 218 глаз/<br>eyes                    | Топография/Торографу<br>(CASIA SS-1000TM)                                | Изображе-<br>ния/ Images                           | CNN                                       | 79,8%  |  | Для задней<br>элевации/<br>For posterior<br>elevation | Параметры/<br>Parameters,<br>группы/groups  | Прогрессия/<br>Progression  |
| [54] | 2013        | SubКС, КС, N,<br>LASIK                                      | 212 глаз/<br>eyes                    | Аберрометрия/<br>Аберрометру (ТОРСОН)                                    | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | LDA, k-NN,<br>Mahalanobis<br>distance, NN | 76%  |  | Для kNN/ For<br>kNN                                   | Агоритмы/<br>Algorithms,<br>параметры/<br>parameters                              | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [55] | 2020        | SubКС, КС, N  | 3146 глаз/<br>eyes                   | Топография/Торографу<br>(CASIA SS-1000TM)                                | Изображе-<br>ния/ Images                           | 25 classification<br>algorithms           | 93-94%   |  | Для SVM/ For<br>SVM                                   | Агоритмы/<br>Algorithms   | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [56] | 2021        | SubКС, N  | 112 глаз/<br>eyes                    | Топография/Торографу<br>(Pentacam), Топометрия/<br>Топометру (Corvis ST) | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | RF  | 89,0%  |  |   | N.A.  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [57] | 2011        | КС, N   | 244 глаза/<br>eyes                   | Топометрия/Топометру<br>(Ортокон)  | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | DT  | 93%  |  | Для DT/ For<br>DT                                     | Агоритмы/<br>Algorithms, дру-<br>гие классифи-<br>кации/ other<br>classifications | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [58] | 2012        | SubКС, КС, N  | 220 глаз/<br>eyes                    | Аберрометрия/<br>Аберрометру (NIDEK)                                     | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | LDA                                       | 99%  |  | N vs. КС  | Параметры/<br>Parameters  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [59] | 2005        | КС, IA, LASIK-PL, N   | 80 глаз/<br>eyes                     | Аберрометрия/<br>Аберрометру (EyeSys)                                    | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | CNN                                       |  | 78,75% чув-<br>ствительность/<br>sensitivity,<br>97,81%<br>специфичность/<br>specificity |   | Группы/ Groups  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [60] | 2008        | КС, N, IA, PRK  | 80 глаз/<br>eyes                     | Аберрометрия/<br>Аберрометру (EyeSys)                                    | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | CNN, DA                                   |  | 97-100%<br>точность/<br>precision  | Для DA/ For<br>DA                                     | Агоритмы/<br>Algorithms,<br>группы/ groups  | Диагностика/<br>Diagnostics |

Таблица (продолжение)  
Table (continued)

| №    | Год<br>Year | Группы<br>Groups   | Объем вы-<br>борки<br>Sample<br>size | Прибор<br>Device   | Тип данных<br>Data type                            | Алгоритм<br>Algorithm                              | Лучшая точность<br>(%)<br>Best accuracy | Др. метрики (%)<br>Other metrics | Примечание<br>Comment  | Сравнение<br>Comparison  | Категория<br>Category       |
|------|-------------|--|--------------------------------------|--|--|--|---|----------------------------------|--|--------------------------|-----------------------------|
| [61] | 2019        | КС. N  | 780 глаз/<br>eyes                    | Тонометрия/ Топометрия<br>(Corvis ST)  | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | DA   | 87,7%                                   |                                  |  | Алгоритмы/<br>Algorithms | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [62] | 2019        | Кандидаты на реф-<br>рактионную хирур-<br>гию/<br>Candidates for<br>refractive surgery | 18 480<br>глаз/ eyes                 | Топография/ Торография<br>(Pentacam), Пахиме-<br>трия/ Pachymetry (NT-<br>530P), КОЗ/BCVA,<br>явная рефракция/ ce-<br>manifest refraction, це-<br>левая лампа/ slit-lamp,<br>фундус камера/ fundus<br>examinations | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | SVM, ANN,<br>RF, AdaBoost,<br>LASSO и<br>Ensemble. | 94,3%                                   |                                  | Для мето-<br>да Ensemble<br>с выбо-<br>ром пара-<br>метров/ For<br>the Ensemble<br>method with<br>a feature<br>selection | Алгоритмы/<br>Algorithms | Хирургия/<br>Surgery        |
| [63] | 2020        | LASEK, LASIK,<br>SMILE, отсутствие<br>вмешательства/<br>contraindication               | 18 480<br>глаз/ eyes                 | Топография/ Торография<br>(Pentacam), Пахиме-<br>трия/ Pachymetry (NT-<br>530P), КОЗ/BCVA,<br>явная рефракция/ ce-<br>manifest refraction, це-<br>левая лампа/ slit-lamp,<br>фундус камера/ fundus<br>examinations | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | XGBoost  | 92,7%                                   |                                  | Между<br>XGBoost<br>и враче-<br>ми/ Between<br>XGBoost and<br>doctors  | Алгоритмы/<br>Algorithms | Хирургия/<br>Surgery        |
| [64] | 2019        | SubКС, КС, VAE-<br>NT, N   | 337 глаз/<br>eyes                    | Топография/ Торография<br>(Pentacam), ОКТ/ ОСТ<br>(RTVue)  | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | RF   | 89,5–96,4%                              |                                  |  | Параметры/<br>Parameters | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [65] | 2014        | Непрерыв-<br>ные перемен-<br>ные/ Continuous<br>variables                              | 194 глаза/<br>eyes                   | Топография/ Торография<br>(Pentacam), пахиметрия/<br>pachymetry (Visante)  | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | CNN  |   | 0,98 MAE (D),<br>1,32 RMSE (D)   |  | N.A.                     | Хирургия/<br>Surgery        |
| [66] | 2020        | КС (1–4 стадии/<br>stages), N  | 50 глаз/<br>eyes                     | Топография/ Торография<br>(Pentacam), Топометрия/<br>Topometry (Corvis ST)   | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | SVM  |   | 85,9% AUC                        |  | Параметры/<br>Parameters | Диагностика/<br>Diagnostics |

Таблица (продолжение)  
Table (continued)

| №    | Год<br>Year | Группы<br>Groups              | Объем вы-<br>борки<br>Sample<br>size | Прибор<br>Device  | Тип данных<br>Data type  | Алгоритм<br>Algorithm | Лучшая точность<br>(%)<br>Best accuracy | Др. метрики (%)<br>Other metrics  | Примечание<br>Comment                              | Сравнение<br>Comparison                                   | Категория<br>Category       |
|------|-------------|-------------------------------|--------------------------------------|---|--|-----------------------|---|---|--|---|-----------------------------|
| [67] | 2021        | КС (1-3 стадии/<br>stages), N | 434 глаза/<br>eyes                   | Тонометрия/ Топометру<br>(Corvis ST), топография/<br>topography (Pentacam)                  | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters                 | LDA, RF               |   | 88% (легкий/<br>mild) - 7% (N)  |  | Алгоритмы/<br>Algorithms,<br>группы/<br>groups            | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [68] | 2020        | КС, N                         | 125 глаз/<br>eyes                    | Изображения Боково-<br>го Сегмента/ Lateral<br>Segment Photographed<br>Images (Iphone SE)   | Изображе-<br>ния/ Images   | CNN                   | 95.75%                                  |   |  | Структуры<br>сети/ Networks<br>structure                  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [69] | 2021        | КС, N                         | 534 глаза/<br>eyes                   | Топография/ Торография<br>(Pentacam)  | Изображения,<br>численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | EDTL                  | 95.7%                                   |   | Для сагиталь-<br>ной карты/<br>For sagittal<br>map | Топограммы/<br>Topograms,<br>типы сетей/<br>network types | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [70] | 2021        | КС, N                         | 3000 глаз/<br>eyes                   | Автоматическая ге-<br>нерация топограмм/<br>Automatic generation of<br>topograms (SumtEyes) | Изображе-<br>ния/ Images   | CNN                   | 99.33%                                  |   |  | N.A.  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [71] | 2019        | КС (1 стадия/<br>stages), N   | 500 глаз/<br>eyes                    | Топография/ Торография<br>(Scheimpflug)   | Изображе-<br>ния/ Images   | DSS with RF           |   | 67-79% F1   |  | N.A.  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [72] | 2018        | -                             | 3156 глаз/<br>eyes                   | Топография/ Торография<br>(CASIA SS-1000TM)   | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters                 | PCA, tSNE,<br>HDBSCAN |   | 94,1% чув-<br>ствительность/<br>sensitivity, 97,7%<br>специфичность/<br>specificity |  | N.A.  | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [73] | 2020        | -                             | 62 глаза/<br>eyes                    | Топография/ Торография<br>(CASIA SS-1000TM)   | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters                 | PCA, tSNE,<br>HDBSCAN | N.A.                                    |   |  | Группы/<br>Groups   | Хирургия/<br>Surgery        |
| [76] | 2021        | Ранний/ Early КС,<br>КС, N    | 205 глаз/<br>eyes                    | Топография/ Торография<br>(Pentacam)  | Изображе-<br>ния/ Images   | SVM                   | 100%                                    |   | N vs. КК   | Группы/<br>Groups   | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [77] | 2020        | КС, N                         | N.A.                                 | AS-OKT/ AS-ОСТ  | Численные<br>параметры/<br>numerical<br>parameters                 | CNN                   | 99.76%                                  |   | Для NB/ For<br>NB                                  | Алгоритмы/<br>Algorithms                                  | Диагностика/<br>Diagnostics |

Таблица (окончание)  
Table (end)

| №    | Год<br>Year | Группы<br>Groups   | Объем вы-<br>борки<br>Sample<br>size | Прибор<br>Device                    | Тип данных<br>Data type   | Алгоритм<br>Algorithm | Лучшая точность<br>(%)<br>Best accuracy | Др. метрики (%)<br>Other metrics | Примечание<br>Comment  | Сравнение<br>Comparison  | Категория<br>Category       |
|------|-------------|--|--------------------------------------|-------------------------------------|---|-----------------------|---|----------------------------------|--|--------------------------|-----------------------------|
| [78] | 2021        | Стабильный/<br>стабильно прогрессирующий/<br>progressive | 274 глаза/<br>eyes                   | Топография/Торография<br>(Pentacam) | Изображе-<br>ния/ Images,<br>численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters | CNN                   | 81,4%                                   |                                  | Аксиальная<br>карта и карта<br>пахиметрии/<br>Axial map and<br>pachymetry<br>map | Параметры/<br>Parameters | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [79] | 2013        | КС, N  | 394 глаза/<br>eyes                   | N.A.                                | Численные<br>параметры/<br>Numerical<br>parameters                              | SVM, CNN              | 98,29%                                  |                                  | Для N/ For N   | Алгоритмы/<br>Algorithms | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [80] | 2021        | КС (1-3 стадии/<br>stages), N                            | 2071 изо-<br>бражение/<br>images     | N.A.                                | Изображе-<br>ния/ Images  | CNN                   | 94,60%                                  |                                  |  | Сети/<br>Networks        | Диагностика/<br>Diagnostics |
| [81] | 2020        | SubKC, ранний/<br>early KC, KC, N,<br>MPC                | 1385 глаз/<br>eyes                   | Топография/Торография<br>(Pentacam) | Изображе-<br>ния/ Images  | CNN                   |   | 99,2-99,9% AUC                   |  | Группы/<br>Groups        | Диагностика/<br>Diagnostics |

Аббревиатуры: КС – кератоконус; IA – нерегулярный астигматизм; CLW – искривление, вызванное контактными линзами; DES – синдром «сухого глаза»; FED – эндотелиальная дистрофия Фукса; LASIK-PL – кератомилез после процедуры LASIK; MPC – миопическая роговица после операции; N – норма (контроль); PKP – после кератопластики; PLE – эктазия после LASIK; PMD – пеллюцидная краевая дегенерация; PRK – эксимерлазерная фотоабляционная кератектомия; RK – радиальная кератотомия; RS – история хирургии роговицы; SBB, FBB – успешное и неудачное образование большого пузыря; SubKC (FFKC) – субклинический кератоконус; VAE-NTG) – глаз с нормальной топографией; CNN – сверточная нейронная сеть; CRT – деревья классификации и регрессии; DSS – система принятия решений; DT – дерево решений; EDTL – ансамблевое глубокое трансферное обучение; GAN – генеративно-сопоставительная сеть; GMM – модели гауссовской смеси; HDBSCAN – кластеризация на основе плотности; k-NN – метод k-ближайших соседей; LDA – линейный дискриминантный анализ; LRA – логистический регрессионный анализ; MLP – многослойный перцептрон; NB – наивный Байес; NN – нейронная сеть; PCA – метод главных компонент; QDA – квадратичный дискриминантный анализ; RANSAC – стабильный метод оценки параметров модели на основе случайных выборов; RF – случайный лес; SVM – метод опорных векторов; tSNE – стохастическое вложение соседей с t-распределением; VAE – вариационный автоэнкодер. AUC – площадь под кривой; MAE – средняя абсолютная ошибка; RMSE – среднеквадратическое отклонение.

Abbreviations: KC – keratoconus; IA – irregular astigmatism; CLW – contact lens induced warpage; DES – dry eye syndrome; FED – Fuchs' endothelial dystrophy; LASIK-PL – post-laser-assisted in situ keratomileusis; MPC – myopic postoperative cornea; N – normal (control); PKP – keratoplasty; PLE – post-LASIK ectasia; PMD – pellucid marginal degeneration; PRK – excimer laser photorefractive keratectomy; RK – radial keratotomy; RS – history of corneal surgery; SBB, FBB – successful and unsuccessful big bubble formation; SubKC (FFKC) – subclinical keratoconus (from frust); VAE-NT (VAE-NTG) – eye with normal topography; CNN – convolutional neural network; CRT – classification and regression trees analysis; DSS – decision support system; DT – decision tree; EDTL – ensemble deep transfer learning; GAN – generative adversarial network; GMM – gaussian mixture model; HDBSCAN – density based clustering; k-NN – k-nearest neighbors algorithm; LDA – linear discriminant analysis; LRA – logistic regression analysis; MLP – multilayer perceptron (MLP) models; NB – Naive Bayes; NN – neural network; PCA – principal component analysis; QDA – quadratic discriminant analysis; RANSAC – random sample consensus; RF – random forest; SVM – support vector machine; tSNE – t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding; VAE – variational autoencoder. AUC – Area Under Curve; MAE – mean absolute error; RMSE – standard deviation.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Abdelmotaal H, Mostafa MM, Mostafa ANR, Mohamed AA, Abdelazeem K. Classification of color-coded Scheimpflug camera corneal tomography images using deep learning. *Transl Vis Sci Technol.* 2020;9: 30. doi: 10.1167/tvst.9.13.30
2. Gatinel D. Screening for subclinical keratoconus and prevention of corneal ectasia with SCORE analyzer software. In: Febraro J-L, Khan HN, Koch DD, editors. *Surg. Correct. Astigmatism*, Cham: Springer International Publishing; 2018. doi: 10.1007/978-3-319-56565-1\_9
3. Ruiz Hidalgo I, Rozema JJ, Saad A, Gatinel D, Rodriguez P, Zakaria N, et al. Validation of an objective keratoconus detection system implemented in a Scheimpflug tomographer and comparison with other methods. *Cornea.* 2017;36: 689–695. doi: 10.1097/ICO.0000000000001194
4. Takahashi H, Tampo H, Arai Y, Inoue Y, Kawashima H. Applying artificial intelligence to disease staging: Deep learning for improved staging of diabetic retinopathy. *PLOS ONE.* 2017;12: e0179790. doi: 10.1371/journal.pone.0179790
5. Schmidt-Erfurth U, Bogunovic H, Sadeghipour A, Schlegl T, Langs G, Gerendas BS, et al. Machine learning to analyze the prognostic value of current imaging biomarkers in neovascular age-related macular degeneration. *Ophthalmol Retina.* 2018;2: 24–30. doi: 10.1016/j.oret.2017.03.015
6. Page MJ, McKenzie JE, Bossuyt PM, Boutron I, Hoffmann TC, Mulrow CD, et al. The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *Int J Surg.* 2021;88: 105906. doi: 10.1016/j.ijsu.2021.105906
7. Cao K, Verspooor K, Sahebajada S, Baird PN. Evaluating the performance of various machine learning algorithms to detect subclinical keratoconus. *Transl Vis Sci Technol.* 2020;9: 24. doi: 10.1167/tvst.9.2.24
8. Cao K, Verspooor K, Chan E, Daniell M, Sahebajada S, Baird PN. Machine learning with a reduced dimensionality representation of comprehensive Pentacam tomography parameters to identify subclinical keratoconus. *Comput Biol Med.* 2021;138: 104884. doi: 10.1016/j.combiomed.2021.104884
9. de Almeida Jr GC, Guido RC, Neto JS, Rosa JM, Castiglioni L, de Mattos LC, et al. Corneal tomography multivariate index (CTMVI) effectively distinguishes healthy corneas from those susceptible to ectasia. *Biomed Signal Process Control.* 2021;70: 102995. doi: 10.1016/j.bspc.2021.102995
10. Ghaderi M, Sharifi A, Jafarzadeh Pour E. Proposing an ensemble learning model based on neural network and fuzzy system for keratoconus diagnosis based on Pentacam measurements. *Int Ophthalmol.* 2021;41: 3935–3948. doi: 10.1007/s10792-021-01963-2
11. Hallett N, Yi K, Dick J, Hodge C, Sutton G, Wang YG, et al. Deep learning based unsupervised and semi-supervised classification for keratoconus. *ArXiv200111653 Cs Eess Stat.* 2020.
12. Ruiz Hidalgo I, Rodriguez P, Rozema JJ, Ni Dhuhghail S, Zakaria N, Tassinon M-J, et al. Evaluation of a machine-learning classifier for keratoconus detection based on Scheimpflug tomography. *Cornea.* 2016;35: 827–832. doi: 10.1097/ICO.0000000000000834
13. Issarti I, Consejo A, Jiménez-García M, Hershko S, Koppen C, Rozema JJ. Computer aided diagnosis for suspect keratoconus detection. *Comput Biol Med.* 2019;109: 33–42. doi: 10.1016/j.combiomed.2019.04.024
14. Jiménez-García M, Issarti I, Kreps E, Ni Dhuhghail S, Koppen C, Varssano D, et al. Forecasting progressive trends in keratoconus by means of a time delay neural network. *J Clin Med.* 2021;10: 3238. doi: 10.3390/jcm10153238
15. Kovács I, Mihályt K, Kránitz K, Juhász É, Takács A, Dienes L, et al. Accuracy of machine learning classifiers using bilateral data from a Scheimpflug camera for identifying eyes with preclinical signs of keratoconus. *J Cataract Refract Surg.* 2016;42: 275–283. doi: 10.1016/j.jcrs.2015.09.020
16. Lavric A, Anchin L, Popa V, Al-Timemy AH, Alyasseri Z, Takahashi H, et al. Keratoconus severity detection from elevation, topography and pachymetry raw data using a machine learning approach. *IEEE Access.* 2021;9: 84344–84355. doi: 10.1109/ACCESS.2021.3086021
17. Lopes BT, Ramos I de C, Salomão MQ, Canedo ALC, Ambrósio Jr. R. Horizontal pachymetric profile for the detection of keratoconus. *Rev Bras Oftalmol.* 2015;74: 382–385. doi: 10.5935/0034-7280.20150080
18. Lopes BT, Ramos IC, Salomão MQ, Guerra FP, Schallhorn SC, Schallhorn JM, et al. Enhanced tomographic assessment to detect corneal ectasia based on artificial intelligence. *Am J Ophthalmol.* 2018;195: 223–232. doi: 10.1016/j.ajo.2018.08.005
19. Malyugin B, Sakhnov S, Izmailova S, Boiko E, Pozdeyeva N, Axenova L, et al. Keratoconus diagnostic and treatment algorithms based on machine-learning methods. *diagnostics.* 2021;11: 1933. doi: 10.3390/diagnostics11101933
20. Shetty R, Kundu G, Narasimhan R, Khamar P, Gupta K, Singh N, et al. Artificial intelligence efficiently identifies regional differences in the progression of tomographic parameters of keratoconic corneas. *J Refract Surg.* 2021;37: 240–248. doi: 10.3928/1081597X-20210120-01
21. Shi C, Wang M, Zhu T, Zhang Y, Ye Y, Jiang J, et al. Machine learning helps improve diagnostic ability of subclinical keratoconus using Scheimpflug and OCT imaging modalities. *Eye Vis.* 2020;7: 48. doi: 10.1186/s40662-020-00213-3
22. Abdelmotaal H, Abdou AA, Omar AF, El-Sebaity DM, Abdelazeem K. Pix2pix conditional generative adversarial networks for Scheimpflug camera color-coded corneal tomography image generation. *Transl Vis Sci Technol.* 2021;10: 21. doi: 10.1167/tvst.10.7.21
23. Chen X, Zhao J, Iselin KC, Borroni D, Romano D, Gokul A, et al. Keratoconus detection of changes using deep learning of colour-coded maps. *BMJ Open Ophthalmol.* 2021;6: e000824. doi: 10.1136/bmjophth-2021-000824
24. Feng R, Xu Z, Zheng X, Hu H, Jin X, Chen DZ, et al. KerNet: A novel deep learning approach for keratoconus and sub-clinical keratoconus detection based on raw data of the pentacam HR system. *IEEE J Biomed Health Inform.* 2021;25: 3898–3910. doi: 10.1109/JBHI.2021.3079430
25. Issarti I, Consejo A, Jiménez-García M, Kreps EO, Koppen C, Rozema JJ. Logistic index for keratoconus detection and severity scoring (Logik). *Comput Biol Med.* 2020;122: 103809. doi: 10.1016/j.combiomed.2020.103809
26. Gao Y, Wu Q, Li J, Sun J, Wan W. SVM-based automatic diagnosis method for keratoconus. In: Jiang X, Arai M, Chen G (eds). Singapore, Singapore; 2017. doi: 10.1117/12.2280344
27. Feizi S, Yaseri M, Kheiri B. Predictive ability of galilei to distinguish subclinical keratoconus and keratoconus from normal corneas. *J Ophthalmic Vis Res.* 2016;11: 8. doi: 10.4103/2008-322X.180707
28. Smadja D, Touboul D, Cohen A, Doveh E, Santhiago MR, Mello GR, et al. Detection of subclinical keratoconus using an automated decision tree classification. *Am J Ophthalmol.* 2013;156: 237–246.e1. https://doi.org/10.1016/j.ajo.2013.03.034
29. Bevilacqua V, Simeone S, Brunetti A, Loconsole C, Trotta GF, Tramacere S, et al. A computer aided ophthalmic diagnosis system based on tomographic features. In: Huang D-S, Hussain A, Han K, Gromiha MM (eds.). *Intelligent Computing Methodologies.* Vol. 10363. Cham: Springer International Publishing; 2017. P. 598–609. doi: 10.1007/978-3-319-63315-2\_52
30. Altinkurt E, Avci O, Muftuoglu O, Ugurlu A, Cebeci Z, Ozbilen KT. Logistic regression model using Scheimpflug-placido cornea topographer parameters to diagnose keratoconus. *J Ophthalmol.* 2021;2021: 1–7. doi: 10.1155/2021/5528927
31. Arbelaez MC, Versaci F, Vestri G, Barboni P, Savini G. Use of a support vector machine for keratoconus and subclinical keratoconus detection by topographic and tomographic data. *Ophthalmology.* 2012;119: 2231–2238. doi: 10.1016/j.ophtha.2012.06.005
32. Bolariń JM, Cavas F, Velázquez JS, Alió JL. A machine-learning model based on morphogeometric parameters for RETICS disease classification and GUI development. *Appl Sci.* 2020;10: 1874. doi: 10.3390/app10051874
33. Castro-Luna GM, Martínez-Finkelshtein A, Ramos-López D. Robust keratoconus detection with Bayesian network classifier for Placido-based corneal indices. *Contact Lens Anterior Eye.* 2020;43: 366–372. doi: 10.1016/j.clae.2019.12.006
34. Velázquez-Blázquez JS, Bolariń JM, Cavas-Martínez F, Alió JL. EMKLAS: a new automatic scoring system for early and mild keratoconus detection. *Transl Vis Sci Technol.* 2020;9: 30. doi: 10.1167/tvst.9.2.30
35. Souza MB, Medeiros FW de, Souza DB, Alves MR. Diagnóstico do ceratocono baseado no Orbscan com o auxílio de uma rede neural. *Arq Bras Oftalmol.* 2008;71: 65–68. doi: 10.1590/S0004-27492008000700013
36. Souza MB, Medeiros FW, Souza DB, Garcia R, Alves MR. Evaluation of machine learning classifiers in keratoconus detection from orbscan II examinations. *Clinics.* 2010;65: 1223–1228. doi: 10.1590/S1807-59322010001200002
37. Zéboulon P, Debellemanière G, Bouvet M, Gatinel D. Corneal topography raw data classification using a convolutional neural network. *Am J Ophthalmol.* 2020;219: 33–39. doi: 10.1016/j.ajo.2020.06.005
38. Zéboulon P, Debellemanière G, Gatinel D. Unsupervised learning for large-scale corneal topography clustering. *Sci Rep.* 2020;10: 16973. doi: 10.1038/s41598-020-73902-7
39. Kamiya K, Ayatsuka Y, Kato Y, Shoji N, Mori Y, Miyata K. Diagnosability of keratoconus using deep learning with Placido disk-based corneal topography. *Front Med.* 2021;8: 724902. doi: 10.3389/fmed.2021.724902
40. Kuo B-I, Chang W-Y, Liao T-S, Liu F-Y, Liu H-Y, Chu H-S, et al. Keratoconus screening based on deep learning approach of corneal topography. *Transl Vis Sci Technol.* 2020;9: 53. doi: 10.1167/tvst.9.2.53
41. Maeda N, Klyce SD, Smolek MK, Thompson HW. Automated keratoconus screening with corneal topography analysis. *Invest Ophthalmol Vis Sci.* 1994;35: 2749–2757.
42. Maeda N, Klyce SD, Smolek MK. Neural network classification of corneal topography. Preliminary demonstration. *Invest Ophthalmol Vis Sci.* 1995;36: 1327–1335.
43. Smolek MK, Klyce SD. Current keratoconus detection methods compared with a neural network approach. *Invest Ophthalmol Vis Sci.* 1997;38: 2290–2299.
44. Accardo PA, Pensiero S. Neural network-based system for early keratoconus detection from corneal topography. *J Biomed Inform.* 2002;35: 151–159. doi: 10.1016/S1532-0464(02)00513-0
45. Elsayw A, Abdel-Mottaleb M. A novel network with parallel resolution encoders for the diagnosis of corneal diseases. *IEEE Trans Biomed Eng.* 2021;68: 3671–3680. doi: 10.1109/TBME.2021.3082152
46. Elsayw A, Eleiwa T, Chase C, Ozcan E, Tolba M, Feuer W, et al. Multidisease deep learning neural network for the diagnosis of corneal diseases. *Am J Ophthalmol.* 2021;226: 252–261. doi: 10.1016/j.ajo.2021.01.018
47. Santos VA dos, Schmetterer L, Stegmann H, Pfister M, Messner A, Schmidinger G, et al. CorneaNet: fast segmentation of cornea OCT scans of healthy and keratoconic eyes using deep learning. *Biomed Opt Express.* 2019;10: 622. doi: 10.1364/BOE.10.000622
48. Elsayw A, Abdel-Mottaleb M, Abou Shousha M. Segmentation of corneal optical coherence tomography images using randomized Hough transform. In: Angelini ED, Landman BA (eds.). *Med. Imaging 2019, Image Process.*, San Diego, United States: SPIE; 2019. P. 29. doi: 10.1117/12.2512865
49. Mahmoud HAH, Mengash HA. Automated keratoconus detection by 3D corneal images reconstruction sensors. 2021;21: 2326. doi: 10.3390/s21072326
50. Hayashi T, Masumoto H, Tabuchi H, Ishitobi N, Tanabe M, Grün M, et al. A deep learning approach for successful big-bubble formation prediction in deep anterior lamellar keratoplasty. *Sci Rep.* 2021;11: 18559. doi: 10.1038/s41598-021-98157-8
51. Kamiya K, Ayatsuka Y, Kato Y, Fujimura F, Takahashi M, Shoji N, et al. Keratoconus detection using deep learning of colour-coded maps with anterior segment optical coherence tomography: a diagnostic accuracy study. *BMJ Open.* 2019;9: e031313. doi: 10.1136/bmjopen-2019-031313
52. Kamiya K, Ayatsuka Y, Kato Y, Shoji N, Miyai T, Ishii H, et al. Prediction of keratoconus progression using deep learning of anterior segment optical coherence tomography maps. *Ann Transl Med.* 2021;9: 1287–1287. doi: 10.21037/atm-21-1772
53. Kosaki R, Maeda N, Bessho K, Hori Y, Nishida K, Suzaki A, et al. Magnitude and orientation of Zernike terms in patients with keratoconus. *Investig Ophthalmology Vis Sci.* 2007;48: 3062. doi: 10.1167/iovs.06-1285
54. Saika M, Maeda N, Hirohara Y, Mihashi T, Fujikado T, Nishida K. Four discriminant models for detecting keratoconus pattern using Zernike coefficients of corneal aberrations. *Jpn J Ophthalmol.* 2013;57: 503–509. doi: 10.1007/s10384-013-0269-1

55. Lavric A, Popa V, Takahashi H, Yousefi S. Detecting keratoconus from corneal imaging data using machine learning. *IEEE Access*. 2020;8: 149113–149121. doi: 10.1109/ACCESS.2020.3016060

56. Castro-Luna G, Jiménez-Rodríguez D, Castaño-Fernández AB, Pérez-Rueda A. Diagnosis of subclinical keratoconus based on machine learning techniques. *J Clin Med*. 2021;10:4281. doi: 10.3390/jcm10184281

57. Twa MD, Parthasarathy S, Roberts C, Mahmoud AM, Raasch TW, Bullimore MA. Automated decision tree classification of corneal shape. *Optom Vis Sci Off Publ Am Acad Optom*. 2005;82: 1038–1046. doi: 10.1097/01.opx.0000192350.01045.6f

58. Saad A, Gatinel D. Evaluation of total and corneal wavefront high order aberrations for the detection of Forme Fruste keratoconus. *Invest Ophthalmol Vis Sci*. 2012;53: 2978. doi: 10.1167/iovs.11-8803

59. Carvalho LA. Preliminary results of neural networks and Zernike polynomials for classification of videokeratography maps. *Optom Vis Sci*. 2005;82: 151–158. doi: 10.1097/01.OPX.0000153193.41554.A1

60. Carvalho LAV de, Barbosa MS. Neural networks and statistical analysis for classification of corneal videokeratography maps based on Zernike coefficients: a quantitative comparison. *Arq Bras Oftalmol*. 2008;71: 337–341. doi: 10.1590/S0004-27492008000300006

61. Leão E, Ing Ren T, Lyra JM, Machado A, Koprowski R, Lopes B, et al. Corneal deformation amplitude analysis for keratoconus detection through compensation for intraocular pressure and integration with horizontal thickness profile. *Comput Biol Med*. 2019;109: 263–271. doi: 10.1016/j.combiomed.2019.04.019

62. Yoo TK, Ryu IH, Lee G, Kim Y, Kim JK, Lee IS, et al. Adopting machine learning to automatically identify candidate patients for corneal refractive surgery. *Npj Digit Med*. 2019;2: 59. doi: 10.1038/s41746-019-0135-8

63. Yoo TK, Ryu IH, Choi H, Kim JK, Lee IS, Kim JS, 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;9: 8. doi: 10.1167/tvst.9.2.8

64. Chandapura R, Salomão MQ, Ambrósio R, Swarup R, Shetty R, Sinha Roy A. Bowman's topography for improved detection of early ectasia. *J Biophotonics*. 2019;12. doi: 10.1002/jbio.201900126

65. Valdés-Mas MA, Martín-Guerrero JD, Rupérez MJ, Pastor F, Dualde C, Monserrat C, et al. A new approach based on Machine Learning for predicting corneal curvature (K1) and astigmatism in patients with keratoconus after intracorneal ring implantation. *Comput Methods Programs Biomed*. 2014;116: 39–47. doi: 10.1016/j.cmpb.2014.04.003

66. Consejo A, Solarski J, Karnowski K, Rozema JJ, Wojtkowski M, Iskander DR. Keratoconus detection based on a single Scheimpflug image. *Transl Vis Sci Technol*. 2020;9: 36. doi: 10.1167/tvst.9.7.36

67. Herber R, Pillunat LE, Raikup F. Development of a classification system based on corneal biomechanical properties using artificial intelligence predicting keratoconus severity. *Eye Vis*. 2021;8: 21. doi: 10.1186/s40662-021-00244-4

68. Zaki WMDW, Daud MM, Saad AH, Hussain A, Mutalib HA. Towards automated keratoconus screening approach using lateral segment photographed images. 2020 IEEE-EMBS Conf. Biomed. Eng. Sci. IECBES, Langkawi Island, Malaysia: IEEE; 2021: 466–471. doi: 10.1109/IECBES48179.2021.9398781

69. Al-Timemy AH, Ghaeb NH, Mosa ZM, Escudero J. Deep transfer learning for improved detection of keratoconus using corneal topographic maps. *Cogn Comput*. 2021. doi:10.1007/s12559-021-09880-3

70. Lavric A, Valentin P. KeratoDetect: keratoconus detection algorithm using convolutional neural networks. *Comput Intell Neurosci*. 2019;2019: 1–9. doi: 10.1155/2019/8162567

71. Salem BR, Solodovnikov VI. Decision support system for an early-stage keratoconus diagnosis. *J Phys Conf Ser*. 2019;1419: 012023. doi: 10.1088/1742-6596/1419/1/012023

72. Yousefi S, Yousefi E, Takahashi H, Hayashi T, Tampo H, Inoda S, et al. Keratoconus severity identification using unsupervised machine learning. *PLOS ONE*. 2018;13: e0205998. doi: 10.1371/journal.pone.0205998

73. Yousefi S, Takahashi H, Hayashi T, Tampo H, Inoda S, Arai Y, et al. Predicting the likelihood of need for future keratoplasty intervention using artificial intelligence. *Ocul Surf*. 2020;18: 320–325. doi: 10.1016/j.jtos.2020.02.008

74. Obaid HS, Dheyab SA, Sabry SS. The impact of data pre-processing techniques and dimensionality reduction on the accuracy of machine learning. 2019 9th Annu. Inf. Technol. Electromechanical Eng. Microelectron. Conf. IEMECON, Jaipur, India: IEEE; 2019: 279–283. doi: 10.1109/IEMECONX.2019.8877011

75. Aatila M, Lachgar M, Hamid H, Kartit A. Keratoconus severity classification using features selection and machine learning algorithms. *Comput Math Methods Med*. 2021;2021: 1–26. doi: 10.1155/2021/9979560

76. Shanthi S, Nirmaladevi K, Pyngkodi M, Dharanesh K, Gowthaman T, Harsavardan B. Machine learning approach for detection of keratoconus. *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*. 2021;1055: 012112. doi: 10.1088/1757-899X/1055/1/012112

77. Kanimozhi R, Gayathri R. Detection and evaluation of keratoconus (corneal topography) by using the image classifier techniques. *Soft Comput*. 2021;25: 2531–2543. doi: 10.1007/s00500-020-05255-2

78. Kato N, Masumoto H, Tanabe M, Sakai C, Negishi K, Torii H, et al. Predicting keratoconus progression and need for corneal crosslinking using deep learning. *J Clin Med*. 2021;10: 844. doi: 10.3390/jcm10040844

79. Ucar M, Sen B, Cakmak HB. A novel classification and estimation approach for detecting keratoconus disease with intelligent systems. 2013 8th Int. Conf. Electr. Electron. Eng. ELECO, Bursa, Turkey: IEEE; 2013: 521–525. doi: 10.1109/ELECO.2013.6713897

80. Shashank V, Priya D. Con-Ker: a convolutional neural network based approach for keratoconus detection and classification. *A Journal of University of Shanghai for Science and Technology*. 2021;23: 71–81. doi: 10.51201/JUSST/21/06472

81. Xie Y, Zhao L, Yang X, Wu X, Yang Y, Huang X, et al. Screening candidates for refractive surgery with corneal tomographic-based deep learning. *JAMA Ophthalmol*. 2020;138: 519. doi: 10.1001/jamaophthalmol.2020.0507

#### Информация об авторах

**Борис Эдуардович Малугин**, д.м.н., профессор, boris.malyugin@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-5666-3493>

**Сергей Николаевич Сахнов**, кандидат медицинских наук, кандидат экономических наук, доцент, s\_sakhnov@inbox.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2100-2972>

**Любовь Евгеньевна Аксенова**, магистр биологии, axenovalubov@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-0885-1355>

**Виктория Владимировна Мясникова**, д.м.н., доцент, vivlad7@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1748-7962>

#### Information about the authors

**Boris E. Malyugin**, PhD, MD, Professor, boris.malyugin@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-5666-3493>

**Sergey N. Sakhnov**, Candidate of Medical Sciences, Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, s\_sakhnov@inbox.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2100-2972>

**Lyubov' E. Axenova**, Master of Biology, axenovalubov@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-0885-1355>

**Viktoriya V. Myasnikova**, MD, Associate Professor, vivlad7@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1748-7962>

#### Вклад авторов в работу:

**Б.Э. Малугин:** существенный вклад в концепцию и дизайн работы, редактирование, окончательное утверждение версии, подлежащей публикации.

**С.Н. Сахнов:** существенный вклад в концепцию и дизайн работы, окончательное утверждение версии, подлежащей публикации.

**Л.Е. Аксенова:** существенный вклад в концепцию и дизайн работы, сбор, анализ и обработка информации, статистическая обработка данных, написание текста.

**В.В. Мясникова:** существенный вклад в концепцию и дизайн работы, редактирование.

#### Authors' contribution:

**Boris E. Malyugin:** significant contribution to the concept and design of the work, editing, final approval of the version to be published.

**S.N. Sakhnov:** significant contribution to the concept and design of the work, final approval of the version to be published.

**L.E. Axenova:** significant contribution to the concept and design of the work, collection, analysis and processing of material, statistical data processing, writing the text.

**V.V. Myasnikova:** significant contribution to the concept and design of the work, editing.

**Финансирование:** Авторы не получили конкретный грант на это исследование от какого-либо финансирующего агентства в государственном, коммерческом и некоммерческом секторах.

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

**Конфликт интересов:** Отсутствует.

**Funding:** The authors have not declared a specific grant for this research from any funding agency in the public, commercial or not-for-profit sectors.

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

**Conflict of interest:** There is no conflict of interest.

Поступила: 20.06.2021  
Переработана: 11.09.2021  
Принята к печати: 24.12.2021

Originally received: 20.06.2021  
Final revision: 11.09.2021  
Accepted: 24.12.2021