



<https://doi.org/10.34883/PI.2025.15.4.028>



Юсеф Ю.Н.¹, Плехова А.А.¹, Бурсов А.И.²✉, Барышев К.В.¹, Смолин С.А.¹,
Сидамонидзе А.Л.¹

¹ Научно-исследовательский институт глазных болезней имени М.М. Краснова,
Москва, Россия

² Институт системного программирования имени В.П. Иванникова Российской
академии наук, Москва, Россия

Анализ данных оптической когерентной томографии: проблемы и пути их решения

Конфликт интересов: не заявлен.

Вклад авторов: авторы заявляют идентичный вклад в проведение работы.

Подана: 16.10.2025

Принята: 10.11.2025

Контакты: bursov@ispras.ru

Резюме

В данной обзорной статье рассматривается оптическая когерентная томография (ОКТ) как важный метод диагностики в офтальмологии, позволяющий визуализировать структуры глазного яблока с высокой точностью. Обсуждаются преимущества ОКТ и возможности для выявления и мониторинга офтальмологических заболеваний.

Статья предназначена для офтальмологов и студентов технических вузов, интересующихся анализом медицинских данных. Особое внимание уделяется тенденциям в анализе данных ОКТ, включая применение методов глубокого обучения для автоматического анализа изображений и важность формирования высококачественных датасетов. Подчеркивается значимость разработки баз данных для разных возрастных групп и улучшения доступности и стандартизации данных ОКТ.

Также обсуждаются проблемы валидации алгоритмов анализа изображений ОКТ, необходимость в искусственных наборах данных с аномалиями и трехмерной структурой, а также в разработке автоматических методов сегментации слоев и измерения их толщины.

Ключевые слова: ОКТ, оптическая когерентная томография, машинное обучение, глубокое обучение, сегментация, датасет, анализ изображений

Yusef Yu.¹, Plyukhova A.¹, Bursov A.²✉, Baryshev K.¹, Smolin S.¹, Sidamonidze A.¹

¹ Krasnov Research Institute of Eye Diseases, Moscow, Russia

² Ivannikov Institute for System Programming of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

Analysis of Optical Coherence Tomography Data: Problems and Solutions

Conflict of interest: nothing to declare.

Authors' contribution: the authors declare an identical contribution to the work.

Submitted: 16.10.2025

Accepted: 10.11.2025

Contacts: bursov@ispras.ru

Abstract

This review article discusses optical coherence tomography (OCT) as an important diagnostic method in ophthalmology, which allows visualising the structures of the eyeball with high accuracy. The advantages of OCT and its potential for detecting and monitoring ophthalmological diseases are discussed.

The article is intended for ophthalmologists and students of technical universities interested in data analysis.

Special attention is given to trends in OCT data analysis, including the application of deep learning techniques to automatic image analysis and the importance of the deep learning techniques for automatic image analysis and the importance of generating high quality datasets. The importance of developing databases for different age groups and improving the accessibility and availability of OCT data is emphasised. for different age groups and improving the accessibility and standardisation of OCT data.

Also discussed are the problems of validation of OCT image analysis algorithms, the need for artificial datasets with anomalies and three-dimensional structure, as well as the need for the development of automatic methods of layer segmentation. development of automatic methods for layer segmentation and thickness measurement.

Keywords: OCT; optical coherence tomography; machine learning; deep learning; segmentation; dataset; image analysis

■ ВВЕДЕНИЕ

Данная обзорная статья предназначена для врачей-офтальмологов, интересующихся созданием решений на базе алгоритмов машинного обучения на примере оптической когерентной томографии (ОКТ), а также для студентов технических вузов, заинтересованных в сфере анализа данных в медицине, и в частности изображений в офтальмологии. В работе рассматриваются основные аспекты, связанные с анализом данных ОКТ, включая принципы работы метода, тенденции в развитии направлений анализа, особенности и сложности в этом процессе. Обсуждаются современные подходы к анализу данных ОКТ и их применение в клинической практике. Ввиду широты



обозначенной темы опущены некоторые технические детали в угоду увеличению охвата рассматриваемых вопросов.

Оптическая когерентная томография в офтальмологии является одним из наиболее востребованных и информативных методов диагностики, применяемых в современной медицине. Она представляет собой неинвазивную и бесконтактную технологию, позволяющую визуализировать структуры глазного яблока с высокой точностью. ОКТ широко используется для выявления и мониторинга морфологических изменений в тканях глаза, что делает ее незаменимым инструментом в диагностике и лечении офтальмологических заболеваний.

Принцип работы ОКТ основан на интерференции световых волн. Прибор излучает короткий световой импульс, который проникает через роговицу, хрусталик и стекловидное тело, достигая сетчатки. Отраженный свет улавливается детектором, и на основе времени прохождения и интерференции волн создается поперечное сечение тканей глаза. Полученные данные обрабатываются компьютером и преобразуются в изображения.

Разрешающая способность современных томографов достигает нескольких микрон, что позволяет врачу детально оценить состояние анатомических структур глаза на клеточном уровне. Это преимущество в совокупности с высокой скоростью получения изображений делает метод незаменимым в практике современного офтальмолога. Наибольшее распространение ОКТ получила в исследовании сетчатки и зрительного нерва.

Например, ОКТ успешно применяется в скрининге диабетической ретинопатии, являющейся одной из основных причин необратимого снижения зрительных функций у лиц трудоспособного возраста, используется в качестве основного метода диагностики, мониторинга и оценки результатов терапии возрастной макулярной дегенерации, приводящей к необратимому снижению остроты зрения у лиц старшей возрастной группы.

В практике витреоретинального хирурга ОКТ является главным диагностическим методом, позволяющим определить большинство патологий витреоретинального интерфейса, требующих хирургического вмешательства, а также оценить результаты проведенных операций. В настоящее время еще одной областью активного применения ОКТ является ранняя диагностика глаукомы, в том числе с применением метода машинного обучения [1].

Таким образом, на сегодняшний день накоплен внушительный объем данных, требующих анализа, который с каждым днем увеличивается. Однако возникает и ряд проблем, с которыми сталкиваются исследователи.

Производители диагностических приборов часто не предоставляют программное обеспечение (ПО) с удобными инструментами для экспорта данных, что требует от специалистов ручного ввода и обработки информации. Это значительно снижает скорость формирования датасетов и замедляет создание ПО, облегчающего работу медицинского персонала.

В данной статье рассматриваются современные тенденции в развитии технологий ОКТ и их влияние на качество диагностики и лечения офтальмологических заболеваний, основные подходы к хранению и анализу данных после их экспорта из ПО диагностических устройств.

Тенденции в анализе данных ОКТ

В настоящее время растет интерес к применению методов глубокого обучения для автоматического анализа ОКТ-изображений. Потенциал применения глубокого обучения в ОКТ показывает многообещающую эффективность в нескольких задачах [2]:

1. Сегментация и количественная оценка слоев и признаков.
2. Классификация заболеваний.
3. Оценка прогрессирования заболевания.

Вместе с тем остаются важными не только результаты анализа ОКТ-изображений алгоритмами машинного обучения, но и визуализация получаемых результатов непосредственно на снимках [3], позволяющая снизить субъективность при интерпретации исследований. Это особенно актуально в клинической практике, где точность диагностики напрямую влияет на эффективность лечения.

Эффективное использование технологий машинного обучения неразрывно связано с формированием высококачественных датасетов, которые могут быть получены из ПО диагностических приборов. По своей структуре существующие базы данных приборов ОКТ не имеют существенных различий. Большинство из них диверсифицированы (включают лиц разной этнической принадлежности) и имеют существенные ограничения по возрасту и рефракции, что негативно сказывается на диагностической способности ОКТ, особенно у лиц с экстремальными значениями этих параметров. На время написания статьи базы данных для детей и людей старше 80 лет находятся на стадии предложения или начальных этапах разработки, соответственно, такие базы данных пока не включены в собственное программное обеспечение приборов ОКТ [4].

При этом использование общедоступных наборов данных играет решающую роль в развитии исследований, предоставляя доступ к разнообразным данным визуализации для разработки алгоритмов. Однако качество, формат данных, аннотации и метаданные не являются едиными для всех открытых наборов данных ОКТ, что затрудняет эффективное использование имеющихся ресурсов. Вследствие этого исследователи ищут пути для улучшения доступности данных ОКТ и заявляют о необходимости совершенствования практики обмена данными и стандартизированной документации [5].

Важным направлением в исследованиях является валидация существующих алгоритмов анализа изображений ОКТ. Искусственно синтезированные исследования ОКТ могут использоваться в качестве эталона для оценки автоматических алгоритмов и обучения решений для глубокого обучения, так как наборы данных с аномалиями в нужном количестве часто отсутствуют [6]. Это особенно важно для разработки надежных и точных алгоритмов, которые могут быть использованы в клинической практике.

При этом сбор данных для датасетов ОКТ также связан с рядом организационных проблем, например, сегментация слоев в данных ОКТ вручную отнимает много времени. Для определения толщины слоев необходимы автоматические методы. Хотя в томографах существует стандартный набор инструментов для автоматической сегментации сетчатки, результаты часто не являются полноценными и обеспечивают измерения только нескольких слоев. Необходим полноценный автоматизированный анализ всех снимков в исследовании, так как сканы одного и того же субъекта обрабатываются независимо друг от друга в штатном ПО [7].



Таким образом, применение методов глубокого обучения в ОКТ открывает новые возможности для повышения точности диагностики и эффективности лечения заболеваний сетчатки. Однако для достижения этих целей необходимо решить ряд проблем, связанных с качеством данных, доступностью ресурсов и стандартизацией методик. Только комплексный подход, включающий использование современных технологий, валидацию алгоритмов и улучшение практики обмена данными, может обеспечить прорыв в этом направлении офтальмологии.

Проблемы при работе с данными ОКТ

Современные проблемы хранения и анализа данных ОКТ связаны с разнообразием данных, методологическими несоответствиями и технологическими ограничениями.

Существующим нормативным базам данных ОКТ не хватает разнообразия, что выражается в значительных различиях в количестве исследований среди представителей разных демографических групп. Это может привести к предвзятому толкованию нормы, поскольку данные, собранные на одной популяции, могут не полностью отражать особенности другой.

Статичный характер этих баз данных ограничивает их гибкость и возможность добавления новых популяций пациентов и заболеваний. Это особенно важно в условиях постоянного развития медицинской науки и технологий, когда появляются новые методы диагностики и лечения и алгоритмы анализа результатов медицинских вмешательств. В результате этого возникает необходимость разработки специфических наборов данных, которые могут учитывать особенности различных популяций и заболеваний, а также обеспечивать возможность их обновления и расширения в будущем [8].

Одним из решений этой проблемы может стать инициативное создание более гибких и адаптивных баз данных ОКТ, которые позволяют учитывать разнообразие демографических групп и заболеваний. Такие базы данных должны включать в себя информацию о пациентах из различных этнических, возрастных и гендерных групп, а также о пациентах с различными хроническими заболеваниями. Это позволит более точно интерпретировать результаты исследований и разрабатывать более эффективные методы диагностики и лечения.

Кроме того, важно учитывать, что ОКТ-исследования могут проводиться в различных условиях, таких как стационарные и амбулаторные клиники, что также может влиять на результаты. Поэтому необходимо разрабатывать нормативные базы данных, которые бы учитывали эти различия и обеспечивали бы возможность сравнения результатов исследований, проведенных в разных условиях и на различном оборудовании.

Для достижения этих целей необходимо сотрудничество между исследователями, клиницистами и разработчиками. Только совместными усилиями можно создать более точные и полезные нормативные базы данных ОКТ, которые будут способствовать улучшению качества медицинской помощи и повышению эффективности лечения пациентов.

Также стоит отметить, что разработка нормативных баз данных ОКТ требует значительных финансовых и временных ресурсов. Однако инвестиции в создание таких баз данных могут окупиться в долгосрочной перспективе, поскольку они позволят повысить точность диагностики и лечения, снизить количество ошибок и улучшить качество жизни пациентов.

Различия в протоколах визуализации и методах последующей обработки данных на различных томографах значительно усложняют процесс обобщения моделей искусственного интеллекта. Эти устройства предоставляют уникальные данные, которые могут существенно отличаться по качеству, объему и структуре в зависимости от используемого оборудования и программного обеспечения [9].

Для обучения моделей ИИ требуется большое количество стандартизированных данных, чтобы алгоритмы могли эффективно распознавать паттерны и делать обобщения. Однако в условиях разнообразия протоколов визуализации и методов обработки на устройствах ОКТ создание таких стандартизированных наборов данных становится сложной задачей. Это приводит к тому, что модели, обученные на одних данных, могут демонстрировать низкую точность или даже полную неработоспособность при применении на других устройствах.

Проблема усугубляется тем, что протоколы визуализации и методы обработки могут варьироваться даже в рамках одной серии устройств для ОКТ в зависимости от производителя и версии программного обеспечения. Это создает дополнительные сложности для разработчиков и исследователей, которые стремятся создать универсальные модели ИИ, способные работать с различными устройствами и протоколами.

Таким образом, для успешного обобщения моделей ИИ в контексте ОКТ необходимо учитывать разнообразие протоколов и методов обработки, а также разрабатывать специальные подходы к стандартизации данных. Это может включать использование общих форматов данных, разработку универсальных протоколов визуализации и создание специализированных алгоритмов, учитывающих особенности различных устройств и оборудования.

Еще одной из распространенных причин ошибок при интерпретации ОКТ и обучении алгоритмов ИИ является изменение размеров изображения. Эти изменения могут возникать из-за различных факторов, таких как технические проблемы и неверные настройки оборудования, ошибки исследователя при сборе и разработчика при стандартизации анализируемых данных [10].

Использование методов машинного обучения требует значительных объемов аннотированных данных [11]. Однако получение таких наборов данных может быть затруднительным, особенно для изображений оптической когерентной томографии, данные которой экспортируются зачастую вручную. При этом экспорт единичных исследований может выполняться из большинства современных моделей, однако, если необходимо выгрузить 100+ исследований с разными патологиями, это отнимает существенное количество времени у исследователя или оператора прибора.

Для качественного анализа исследований ОКТ требуется не только высокое качество изображений, но и точные и всесторонние аннотации. Аннотация представляет собой опыт специалиста, переведенный в машиночитаемый формат. Такие аннотации могут включать: метки классов, сегментацию объектов, описание патологий и другие параметры, которые могут быть полезны для обучения моделей.

Получение аннотированных изображений ОКТ может быть трудоемким и дорогостоящим процессом. Это связано с необходимостью привлечения квалифицированных специалистов с опытом работы от 3 лет для создания меток и описаний. Кроме того, процесс аннотации может быть затратным по времени, особенно при работе с большими наборами данных. Отдельной особенностью именно ОКТ является то, что необходимо рассматривать снимки в серии как единое целое, а не одиночные срезы.



Одним из решений этой проблемы является использование существующих открытых датасетов и других ресурсов, содержащих аннотированные полноценные исследования ОКТ. Эти ресурсы могут быть очень полезны для начального этапа обучения моделей, а также для проверки их эффективности. Однако даже в этом случае может потребоваться дополнительная работа по адаптации данных под конкретные задачи и условия.

Кроме того, существуют методы автоматизированной аннотации, которые могут упростить и ускорить процесс. Эти методы включают использование алгоритмов компьютерного зрения и машинного обучения для автоматической разметки изображений. Однако такие методы также имеют свои ограничения, такие как высокая стоимость и необходимость тщательной настройки.

Несовместимые форматы данных и аннотаций в открытых наборах данных ОКТ представляют собой серьезное препятствие для обмена данными и их эффективного использования. Эти проблемы значительно усложняют процесс интеграции данных из различных источников [5]. В условиях быстрого развития технологий и увеличения объема данных необходимость стандартизации форматов и аннотаций становится все более актуальной. Это позволит не только повысить качество и точность медицинской информации, но и ускорить процесс внедрения новых технологий в клиническую практику.

Хранение данных ОКТ

Современные методы хранения данных ОКТ направлены на улучшение сжатия данных и обеспечение безопасности хранения метаданных (информации о пациенте и проводимом исследовании).

Сжатие данных ОКТ является критически важным направлением развития в современной медицинской диагностике. Это обусловлено тем, что томограммы могут занимать значительное количество дискового пространства. Объем данных зависит от количества снимков, сделанных в ходе исследования, и может достигать нескольких сотен мегабайт. Такое большое количество данных не только усложняет хранение и передачу информации, но и увеличивает время обработки и анализа результатов.

В последние годы были достигнуты значительные успехи в области сжатия данных ОКТ. Исследователи разработали и внедрили эффективные алгоритмы, которые позволяют значительно уменьшить объем данных без существенной потери качества изображения. В результате конечные изображения серии томограмм могут быть сжаты до 80 раз, что обеспечивает экономию дискового пространства и сокращение времени передачи данных.

Особенно важно отметить, что при сжатии данных с коэффициентом до 80 раз сохраняется более 99% сходства между исходными и реконструированными изображениями. Это свидетельствует о высокой эффективности алгоритмов сжатия и их способности точно воспроизводить детали и структуры, важные для диагностики. Благодаря этому медицинские специалисты могут получать качественные и информативные изображения даже при работе с большими объемами обработанных сжатых данных [12].

Необходимо подчеркнуть, что стандартные форматы хранения результатов оптической когерентной томографии – E2E и DICOM – включают метаданные, содержащие

информацию о пациентах, включая медицинские диагнозы, Ф. И. О., возраст и другие чувствительные сведения. В связи с этим обеспечение безопасности этих данных становится критически важным [13]. Хранение метаданных в незащищенном виде может привести к серьезным последствиям, таким как нарушение конфиденциальности пациентов и утечка медицинских данных.

Для защиты чувствительной информации необходимо применять специализированные методы хранения и обработки данных. Одним из эффективных способов является использование защищенных хранилищ, которые обеспечивают шифрование и контроль доступа к данным. Такие хранилища гарантируют, что только уполномоченные лица смогут получить доступ к метаданным пациентов.

Кроме того, для дополнительной защиты данных можно рассмотреть возможность их анонимизации. Анонимизация предполагает удаление или маскирование личной информации пациентов, что делает данные непригодными для идентификации конкретного человека. Это особенно важно в условиях, когда существует риск утечки данных или их использования в незаконных целях.

При работе со стандартными форматами ОКТ есть возможность удаления метаданных с помощью открытых библиотек, что значительно облегчает организационные процессы при анализе данных.

Анализ данных ОКТ

Для анализа данных ОКТ используются различные методы, каждый из которых имеет свои преимущества и ограничения. Эти методы варьируются от традиционных методов обработки изображений до продвинутых подходов глубокого обучения, которые демонстрируют многообещающие возможности, но при этом имеют и целый ряд недостатков.

Традиционные методы обработки изображений предназначены для улучшения визуальных характеристик и выделения анатомических структур. Эти подходы часто сталкиваются с проблемой шума и артефактов, что может привести к искажениям и неточностям в количественных измерениях. Для их применения необходимы глубокие знания и опыт специалистов, которые выполняют аннотирование данных. Однако даже опытные эксперты могут столкнуться с трудностями при работе с изображениями, качество которых варьируется [2].

Задачи и сложности, с которыми сталкиваются специалисты по аннотированию изображений ОКТ, это в первую очередь стандартизация выявления и фиксации признаков и количественная оценка структур, не имеющих выраженного различия рефлексивности на результатах исследований.

Для аннотирования больших объемов данных необходимо привлекать группы специалистов со схожей, высокой квалификацией. Даже в таких группах нельзя исключать некоторую субъективность в выявлении и фиксации интересующих признаков. Поэтому необходимо синхронное или параллельное аннотирование результатов ОКТ несколькими специалистами, далее сравнение результатов и при выявлении расхождений организация мероприятий, улучшающих стандартизацию.

Даже в случае аннотирования результатов исследования высокого качества трудно количественно разграничить структуры, имеющие схожую рефлексивность на результатах исследования. Например, слой ганглиозных клеток и внутренний плексиформный слой или слой волокон Генле и наружный ядерный слой трудно

разграничить и оценить количественно, так как они не имеют выраженных различий рефлексивности на снимках ОКТ.

В части использования ИИ в анализе ОКТ существует два принципиальных подхода – контролируемое и неподконтрольное обучение.

Контролируемое обучение – один из основных подходов в машинном обучении, который позволяет моделям глубокого обучения обучаться на больших аннотированных наборах данных. Этот метод широко используется в различных областях, включая медицину, где он помогает диагностировать заболевания и прогнозировать их развитие. В контексте анализа данных ОКТ контролируемое обучение играет ключевую роль в обучении моделей распознавать аномалии, такие как отек сетчатки, глаукома и диабетическая ретинопатия. В настоящее время в вопросе классификации томографических снимков наибольшее распространение получили модели сверточных нейронных сетей (CNN), изначально разработанных специально для работы с данными, имеющими пространственную или растровую структуру, такими как изображения.

Одним из основных преимуществ контролируемого обучения является возможность достижения высокой точности (и других метрик модели) при наличии большого количества аннотированных данных. Однако в области ОКТ такие данные часто отсутствуют или имеют ограниченный объем, что затрудняет процесс обучения моделей. Это связано с тем, что сбор и аннотирование данных ОКТ требует значительных временных и финансовых затрат, а также специализированных знаний и оборудования. С целью преодоления ограничений, связанных с малым объемом данных, вместо обучения совершенно пустой сети возможно использование предварительно обученной модели, уже оптимизированной для распознавания структур, общих для большинства изображений различных категорий. В таком случае модель может научиться распознавать отличительные особенности определенной категории изображений гораздо быстрее с использованием значительно меньшего количества обучающих примеров и меньшей вычислительной мощности [15].

Неподконтрольное обучение представляет собой перспективное направление в области обработки и анализа ОКТ. Эта технология позволяет анализировать высокодетализированные изображения внутренних структур глаза, что делает ее незаменимой в диагностике и мониторинге заболеваний сетчатки. Однако, несмотря на значительные достижения, существует потребность в разработке новых методов, способных улучшать качество изображений и выявлять скрытые аномалии.

Одним из таких методов являются ограниченные машины Больцмана (Restricted Boltzmann Machines, RBM). Эти модели, основанные на принципах статистической механики, позволяют эффективно обрабатывать и анализировать данные ОКТ без необходимости использования эталонных изображений. RBM обучаются на больших объемах данных, что позволяет им выявлять скрытые закономерности и структуры в изображениях [11].

Применение RBM в анализе данных ОКТ открывает новые возможности для улучшения изображений и выявления аномалий. Это особенно важно для ранней диагностики заболеваний сетчатки, таких как диабетическая ретинопатия и возрастная макулярная дегенерация. Ограниченные машины Больцмана могут автоматически обнаруживать изменения в структуре тканей глаза, которые могут быть незаметны для человека.

Преимущества использования RBM в анализе данных ОКТ включают:

1. Отсутствие необходимости в эталонных изображениях: RBM обучаются на основе статистических закономерностей в данных, что позволяет им адаптироваться к различным условиям и типам изображений.
2. Высокая точность и чувствительность: благодаря своей способности выявлять скрытые структуры, RBM могут обнаруживать даже незначительные изменения в тканях глаза.
3. Автоматизация и ускорение процесса анализа: RBM могут обрабатывать большие объемы данных в реальном времени, что позволяет врачам быстрее получать результаты и принимать обоснованные решения.

Однако анализ данных ОКТ сталкивается с рядом ограничений, которые существенно влияют на точность и надежность получаемых результатов. Контролируемые модели, хотя и демонстрируют высокую производительность на обучающих данных, могут плохо адаптироваться к реальным условиям. Это связано с тем, что они требуют строго определенных входных данных и предположений о распределении признаков. В реальной клинической практике эти условия часто не выполняются, что приводит к снижению качества результатов [2].

С другой стороны, неконтролируемые методы анализа данных ОКТ, такие как кластеризация и анализ главных компонент, могут быть менее точными без достаточного объема обучающих данных. Эти методы направлены на выявление скрытых закономерностей в данных, но для их эффективной работы необходимо наличие репрезентативной выборки. В условиях ограниченного объема данных результаты могут быть искаженными или неполными, что снижает их практическую ценность.

В условиях нехватки данных для анализа перспективным представляется использование генеративных адверсарных сетей (GAN). GAN состоят из двух основных компонентов: генератора и дискриминатора. Генератор синтезирует изображения высокого разрешения на основе входных данных низкого разрешения. Дискриминатор, в свою очередь, оценивает, насколько синтезированные изображения похожи на реальные. В процессе обучения генератор постепенно улучшает свои способности, создавая все более реалистичные изображения.

Качество синтетических изображений, генерируемых GAN, может варьироваться в зависимости от множества факторов, включая сложность архитектуры сети, объем и качество исходных данных, а также настройки гиперпараметров. Эти вариации могут существенно повлиять на производительность моделей, обученных на синтетических данных. В некоторых случаях различия между синтетическими и реальными изображениями могут быть настолько значительными, что это приводит к снижению точности моделей при классификации патологий [14].

Кроме того, качество синтетических изображений может зависеть от сложности и разнообразия реальных данных, используемых для обучения GAN. Если реальные данные не охватывают широкий спектр патологий или условий, синтетические изображения могут не соответствовать действительности, что также негативно скажется на производительности моделей.

Таким образом, хотя генеративные адверсарные сети предоставляют значительные возможности для улучшения качества и детализации изображений ОКТ, их использование требует тщательного подхода и учета потенциальных ограничений. Важно проводить дополнительные исследования и эксперименты для оценки

влияния синтетических данных на производительность и качество моделей в реальных условиях.

■ ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Несмотря на ценность самого исследования, процесс получения и анализа данных ОКТ может быть осложнен различными техническими факторами.

Производители диагностических приборов часто не предоставляют программное обеспечение с удобными инструментами для экспорта данных, что требует от специалистов ручного ввода и обработки информации. Это замедляет создание ПО, облегчающего работу медицинского персонала, и снижает скорость формирования датасетов.

Тем не менее развитие технологий ОКТ и их применение в клинической практике продолжается. Современные тенденции включают использование методов глубокого обучения для анализа ОКТ-изображений, что может повысить точность диагностики и эффективность лечения. Однако для достижения этих целей необходимо решить ряд проблем.

Одними из главных проблем являются: разнообразие данных, методологические несоответствия и технологические ограничения. Существующим нормативным базам данных ОКТ не хватает разнообразия, а различия в алгоритмах визуализации и методах последующей обработки данных усложняют обобщение моделей искусственного интеллекта.

Для решения этих проблем необходимо разработать более гибкие и адаптивные базы данных ОКТ, которые бы учитывали разнообразие демографических групп и заболеваний. Также необходимо стандартизировать протоколы визуализации и методы обработки данных на устройствах ОКТ.

■ ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Chaurasia A.K., Greatbatch C.J., Hewitt A.W. Diagnostic Accuracy of Artificial Intelligence in Glaucoma Screening and Clinical Practice. *J Glaucoma*. 2022;31(5):285–299. doi: 10.1097/JG.0000000000002015
2. Li D., Ran A.R., Cheung C.Y., Prince J.L. Deep learning in optical coherence tomography: Where are the gaps? *Clin Exp Ophthalmol*. 2023;51(8):853–863. doi: 10.1111/ceo.14258
3. Kalupahana T.D., Kahatapitiya N.Sh., Kamalathanan D., Wijesinghe R.E., Silva B.N., Wijenayake U. State-of-the-art of Deep Learning in Multidisciplinary Optical Coherence Tomography Applications. *IEEE Access*. 2024;1–1. doi: 10.1109/access.2024.3492389
4. Shpak A., Korobkova M., Balasanyan V. *Normative databases of optical coherence tomography devices (literature review)*. 2017;87–91.
5. Rozhyna A., Somfai G., Manfredo Atzori, Henning Müller. An Overview of Public Retinal Optical Coherence Tomography Datasets: Access, Annotations, and Beyond. *Studies in health technology and informatics*. 2024;316:1664–1668. doi: 10.3233/shti240743
6. Danesh H., Maghooli K., Dehghani A., Kafieh R. Synthetic OCT data in challenging conditions: three-dimensional OCT and presence of abnormalities. *Medical & Biological Engineering & Computing*. 2021;1–15. doi: 10.1007/s11517-021-02469-W
7. Lang A. *Methods for automated analysis of macular OCT data*. 2016.
8. Nakayama L.F., Ribeiro L.Z., Estevão de Oliveira Ju.A., Gonçalves de Matos J.C.R., Mitchell W.G., Malerbi F.K., Celi L.A., Saito Regatieri C.V. Fairness and generalizability of OCT normative databases: a comparative analysis. *International journal of retina and vitreous*. 2023;9. doi: 10.1186/s40942-023-00459-8
9. Ryan T., Yanagihara, Cecilia S. Lee, Daniel Shu Wei Ting, Aaron Y. Lee. Methodological Challenges of Deep Learning in Optical Coherence Tomography for Retinal Diseases: A Review. *Translational Vision Science & Technology*. 2020;9(2):11–11. doi: 10.1167/TVST.9.2.11
10. Sigal I.A., Schuman J.S., Ishikawa H., Kagemann L., Wollstein G. A Problem of Proportions in OCT-Based Morphometry and a Proposed Solution. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*. 2016;57(2):484–485. doi: 10.1167/IOVS.15-18570
11. Mansoorreh Ezhei, Gerlind Plonka, Hossein Rabbani. Retinal optical coherence tomography image analysis by a restricted Boltzmann machine. *Biomedical Optics Express*. 2022;13(9):4539–4558. doi: 10.1364/boe.458753
12. Pengfei Guo, Dawei Li, Xingde Li. Deep OCT image compression with convolutional neural networks. *Biomedical Optics Express*. 2020;11(7):3543–3554. doi: 10.1364/BOE.392882
13. Tai V. *Secure OCT Data Storage and Networking*. 2020;93–94. doi: 10.1016/B978-0-323-60984-5.00020-2
14. Melo T., Jaime S., Cardoso A., Carneiro A., Campilho A., Mendonça M. *OCT Image Synthesis through Deep Generative Models*. 2023. doi: 10.1109/cbms58004.2023.00279
15. Kermany D.S., Goldbaum M., Cai W., et al. Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Image-Based Deep Learning. *Cell*. 2018;172(5):1122–1131.e9. doi: 10.1016/j.cell.2018.02.010