

Автоматизированная система диагностики аденокарциномы предстательной железы на базе искусственного интеллекта

Д.С. Швороб¹, Е.А. Хрюкин²

¹ ФГБОУ ВО Донецкий государственный медицинский университет имени М. Горького Минздрава России, Донецк, Россия

² ФГБОУ ВО Донецкий национальный технический университет, Донецк, Россия

Резюме. Введение. Предстательная железа – одна из самых частых локализаций у мужчин среди всех онкологических заболеваний. Гистологическая классификация рака предстательной железы основана на шкале Глисона и часто ограничена субъективным решением и практическим опытом врача-патологоанатома. Программы, основанные на искусственном интеллекте, способны преодолеть данный недостаток и имеют потенциал исследования и использования в клинической практике. Цель исследования – разработать интеллектуальную автоматизированную систему на основе глубокого обучения с целью морфологической диагностики рака предстательной железы с дифференциацией по шкале Глисона.

Материалы и методы. Материалом исследования послужили биоптаты предстательной железы 200 пациентов с подозрением на рак. 882 готовых гистологических препарата оцифровывались на автоматическом сканере с последующим созданием полнослайдовых изображений. Полученные тяжеловесные фотографии формата TIFF конвертировались в приемлемый для работы в аннотаторе формат JPEG. Аннотирование проводилось с помощью веб-инструмента MakeSense.AI. По результатам работы последнего подготавливались наборы данных для обучения моделей первичной и вторичной классификации, а также сегментации.

Результаты. Мера производительности вторичного классификатора, определяющего, присутствуют ли на микрофотографии комплексы рака, без указания их локализации и конкретной степени дифференцировки, составила 0,965. Аналогичный показатель работы сегментатора, выделяющего контуры железистых структур и уточняющего степень их дифференцировки по шкале Глисона, составил в среднем 0,798.

Заключение. Качественная работа сегментатора требует большего объема данных и дальнейшего обучения нейросети, однако результаты подтверждают, что алгоритм искусственного интеллекта имеет высокий потенциал для улучшения качества морфологической диагностики.

Ключевые слова: нейронная сеть, искусственный интеллект, сегментация, рак предстательной железы

Для корреспонденции: Данил Сергеевич Швороб. E-mail: mcshady@mail.ru

Для цитирования: Швороб Д.С., Хрюкин Е.А. Автоматизированная система диагностики аденокарциномы предстательной железы на базе искусственного интеллекта. Клини. эксп. морфология. 2025;14(6):71–78. DOI: 10.31088/CEM2025.14.6.71-78.

Финансирование. Исследование выполнено в рамках государственного бюджетного финансирования.

Статья поступила 03.07.2025. Получена после рецензирования 08.08.2025. Принята в печать 29.09.2025.

Automated prostate adenocarcinoma diagnostic system based on artificial intelligence

D.S. Shvorob¹, E.A. Khriukin²

¹ M. Gorky Donetsk State Medical University, Donetsk, Russia

² Donetsk National Technical University, Donetsk, Russia

Abstract. Introduction. Prostate cancer is one of the most common types of male cancers. Histological classification of prostate cancer is based on the Gleason grading system and often limited by the subjective decision and practical experience of a pathologist. AI-driven tools allow for overcoming the limitations mentioned and, therefore, have potential for research and application in clinical practice. The study aimed to develop an AI-driven tool based on deep learning for morphological diagnosis of prostate cancer with Gleason score.

Materials and methods. We analyzed prostate biopsy samples collected from 200 patients with suspected prostate cancer. A total of 822 histological samples were digitized using an automated scanner to produce

whole-slide images. Large TIFF images were converted to JPEG for use with the annotation tool MakeSense. AI. Annotator-labeled data were then used to create datasets for training primary and secondary classification models, as well as for segmentation.

Results. The productivity of the secondary classifier, indicating the presence of cancerous glands in the microscopy image without specifying their localization and precise degree of differentiation, was 0.965. Similarly, the segmentator, which delineates glandular contours and refines their differentiation according to the Gleason scale, averaged 0.798.

Conclusion. Effective operation of the segmentator requires a larger dataset and further neural network training; however, the results confirm that the developed AI algorithm has high potential for improving the quality of morphological diagnosis.

Keywords: neural network, artificial intelligence, segmentation, prostate cancer

Corresponding author: Danil S. Shvrob. E-mail: mcshady@mail.ru

For citation: Shvrob D.S., Khriukin E.A. Automated prostate adenocarcinoma diagnostic system based on artificial intelligence. Clin. exp. morphology. 2025;14(6)71–78 (In Russ.). DOI: 10.31088/CEM2025.14.6.71-78.

Funding. The study was carried out within the framework of state budget funding.

Received 03.07.2025. **Received in revised form** 08.08.2025. **Accepted** 29.09.2025.

Введение

Рак предстательной железы (РПЖ) является второй по частоте причиной смерти у мужчин среди всех онкологических заболеваний. РПЖ классифицируется по шкале Глисона, установленной Дональдом Глисоном в 1966 году. Данная система хотя и пересматривалась в 2005 и 2014 годах, признана Всемирной организацией здравоохранения как один из важнейших инструментов в прогнозировании заболевания и выборе тактики лечения. Шкала Глисона ориентируется на морфологическую структуру опухоли и включает в себя пять градаций, где 1 означает высокую дифференцировку, а 5 – низкую. Оценка 1–3 по Глисону обозначает хорошо разделенные тубулярные железы, отличающиеся от нормальных отсутствием базального слоя миоэпителия, оценка 4 по Глисону подразумевает криброзные и гломерулоидные варианты, а также микрожелезистые структуры, оценка 5 – отдельные опухолевые клетки, солидные и скirroзные структуры, а также комедонекрозы [1].

Морфологическая диагностика, основанная на визуальном анализе тканевых и клеточных структур, часто ограничена субъективным решением и практическим опытом патологоанатома и иногда страдает от сниженной воспроизводимости результатов. Данное обстоятельство критически важно при оценке по шкале Глисона, в особенности в случаях, где гистологические структуры визуально схожи.

Автоматизированные диагностические программы, основанные на искусственном интеллекте (ИИ), способны преодолеть описанные недостатки, а следовательно, имеют потенциал исследования и использования в клинической практике [2–4]. Это становится все реальнее с развитием методов глубокого обучения, специализирующихся на создании нейронных сетей, способных извлекать высокоуровневые признаки из большого объема разнообразных исходных данных. Такие нейрон-

ные сети состоят из входного слоя, множества скрытых слоев и выходного слоя, повторяя архитектуру головного мозга, что позволяет ИИ самостоятельно выявлять и иерархически представлять сложные зависимости в данных. Именно с методами глубокого обучения связано развитие компьютерного зрения, используемого в морфологической диагностике [5].

Эффективность использования ИИ в патологической анатомии возросла с появлением технологии полнослайдового изображения и цифровых гистосканеров,кратно улучшив качество микрофотографий и таким образом увеличив объем анализируемой информации, а также позволив полностью имитировать просмотр гистологического препарата за световым микроскопом, выводя изображение на монитор [6].

Недавние исследования показали, что системы компьютерного зрения могут точно обнаруживать злокачественные новообразования в гистологических изображениях [7]. Первые работы в аспекте диагностики РПЖ датируются 2016 годом и ограничиваются диагностикой одной из возможных градаций по шкале Глисона [8]. В более поздних работах авторы обучали ИИ распознавать все имеющиеся гистологические паттерны на микрофотографии и делать вывод о прогнозе заболевания (например, 3+4 или 4+3 по Глисону) [9–12]. Вершиной исследования возможностей ИИ в диагностике РПЖ на данный момент является проведенный в 2020 году PANDA challenge – соревнование, объединившее 1290 разработчиков программного обеспечения для создания алгоритмов выявления РПЖ и ее автоматической классификации по Глисону на основе 10 616 оцифрованных биопсий, в ходе которого разработанные программы ИИ продемонстрировали точность диагностики, сопоставимую с экспертными заключениями врачей-патологоанатомов [13].

Указанные работы свидетельствуют о том, что автоматизированная оценка РПЖ по шкале Глисона

является выполнимой задачей. Развитие технологий ИИ делает их доступными для всего большего числа пользователей, предоставляя возможность экспериментировать с различными вариантами нейросетей и методами их обучения. Следовательно, возникает интерес в создании собственного доступного программного инструмента диагностики РПЖ.

Цель исследования – разработать интеллектуальную автоматизированную систему на основе глубокого обучения, способную проводить морфологическую диагностику рака предстательной железы и его дифференцировку по шкале Глисона.

Материалы и методы

Диагностическое исследование проводилось с июля 2024 по март 2025 года на базе республиканской клинической больницы им. М.И. Калинина и республиканского онкологического центра им. проф. Г.В. Бондаря в Донецке. Были соблюдены все этические требования по анонимизации и защите персональных данных пациентов (протокол № 8 от 19.12.2024 заседания комиссии по биоэтике ДонГМУ им. М. Горького).

Всего отобрали 200 пациентов, которым в период с 2023 по 2024 год выполнялась биопсия предстательной железы с подозрением на рак. Все биопсии проделаны трансректальным методом. Средний возраст пациентов составил $67 \pm 0,49$ года, где минимальное значение равнялось 47, а максимальное – 86 годам. Согласно классификации возрастных периодов число пациентов среднего, пожилого и старческого возраста составило 28 человек (14%), 144 (72%) и 28 (14%), соответственно. По географическому распределению доля пациентов из городских населенных пунктов равнялась 77,5% (155 человек), из сельских – 22,5% (45 человек).

Биопсийный материал фиксировали в 10% растворе холодного нейтрального формалина (рН 7,4) в течение 24 часов. Фиксированные в формалине кусочки ткани после дегидратации заливали в высокоочищенный парафин. Из парафиновых блоков на ротационном микротоме изготавливали серийные гистологические срезы толщиной $5,0 \pm 1,0$ мкм, которые окрашивали по стандартной методике гематоксилином и эозином. Всего было изготовлено 822 гистологических препарата (в среднем по 4,1 гистологического стекла на одного пациента). Для создания полнослайдовых изображений использовался автоматический гистосканер KF-PRO-020-HI (KFBIO, Китай), сохраняющий файлы в формате TIFF весом от 300 Мб до 1,5 Гб. Сформированная база данных включила в себя 239 микрофотографий образцов здоровой ткани предстательной железы (29%), 271 фотографию с железами типа 3 по Глисону (32,9%), 230 фотографий с железами типа 4 по Глисону (27,9%), и 82 фотографии со структурами типа 5 по Глисону (10%). Полученные изображения были распределены на две группы: блок данных с 550 фотографиями для обучения автоматизированной системы (67%) и блок данных с 272 фотографиями для ее тестирования (33%).

Два врача-патологоанатома с опытом работы более 5 лет (врач 1 и врач 2, соответственно), а также врач-патологоанатом с опытом работы менее 5 лет (врач 3) последовательно оценивали полученные гистологические препараты, диагностировали гиперплазию и рак предстательной железы с классификацией по шкале Глисона. В последующем врач 3 участвовал в аннотировании микрофотографий и обучении нейросети.

Проблема обработки и хранения тяжеловесных TIFF-файлов, заключающаяся в падении производительности процессора и возможности просмотра фотографий исключительно приложением K-Viewer (KFBIO, Китай), была решена с помощью языка Python (Python Software Foundation, США), а также библиотек `large-image` и `tiffle`. Данный метод позволял загружать и обрабатывать TIFF-изображения по частям, одновременно конвертируя их в формат JPEG, обеспечивающий баланс между размером (от 2 до 10 Мб) и качеством изображения. Новый формат полнослайдовых изображений дал возможность использовать встроенные в Windows инструменты просмотра фотографий, а также значительно снизил нагрузку на процессор.

Последующая обработка изображения состояла из трех этапов и осуществлялась благодаря библиотеке OpenCV: сконвертированное фото подвергалось пороговой бинаризации и поиску контуров для выделения участков, содержащих клеточные и тканевые структуры, после чего изображение разбивалось на фрагменты и сохранялось. В названии сохраненного JPEG-файла кодировались имя исходного файла, разрешение сконвертированного изображения и координаты вырезанной области, что необходимо для переноса будущей аннотации на исходное изображение.

Полученные JPEG-файлы с областями интереса, содержащие элементы биопсии, загружались в бесплатный онлайн-инструмент для разметки изображений MakeSense.AI (США). В данном приложении врач 3 с помощью полигональной разметки обводил контуры отдельных железистых структур или скоплений похожих по строению желез и выполнял аннотацию подпадающих под одну классификацию морфологических вариантов РПЖ, включающую в себя категории Normal, Gleason 3, Gleason 4, Gleason 5 (рис. 1 A–D). В результате тубулярные с округлым просветом, а также с папиллярными выростами структуры, имеющие базальный слой миоэпителия, аннотировались как Normal. Тубулярные структуры без миоэпителия аннотировались как Gleason 3, структуры по типу криброза и микрожелезистый вариант без миоэпителия указывались как Gleason 4, а солидный тип опухоли, одиночные опухолевые клетки и железистые структуры с комедонекрозами как Gleason 5. Очаги инвазивного роста одиночных опухолевых клеток также обводились полигональной разметкой.

По результатам работы аннотатора подготавливались наборы данных в формате COCO для обучения моделей классификации и сегментации. На основании

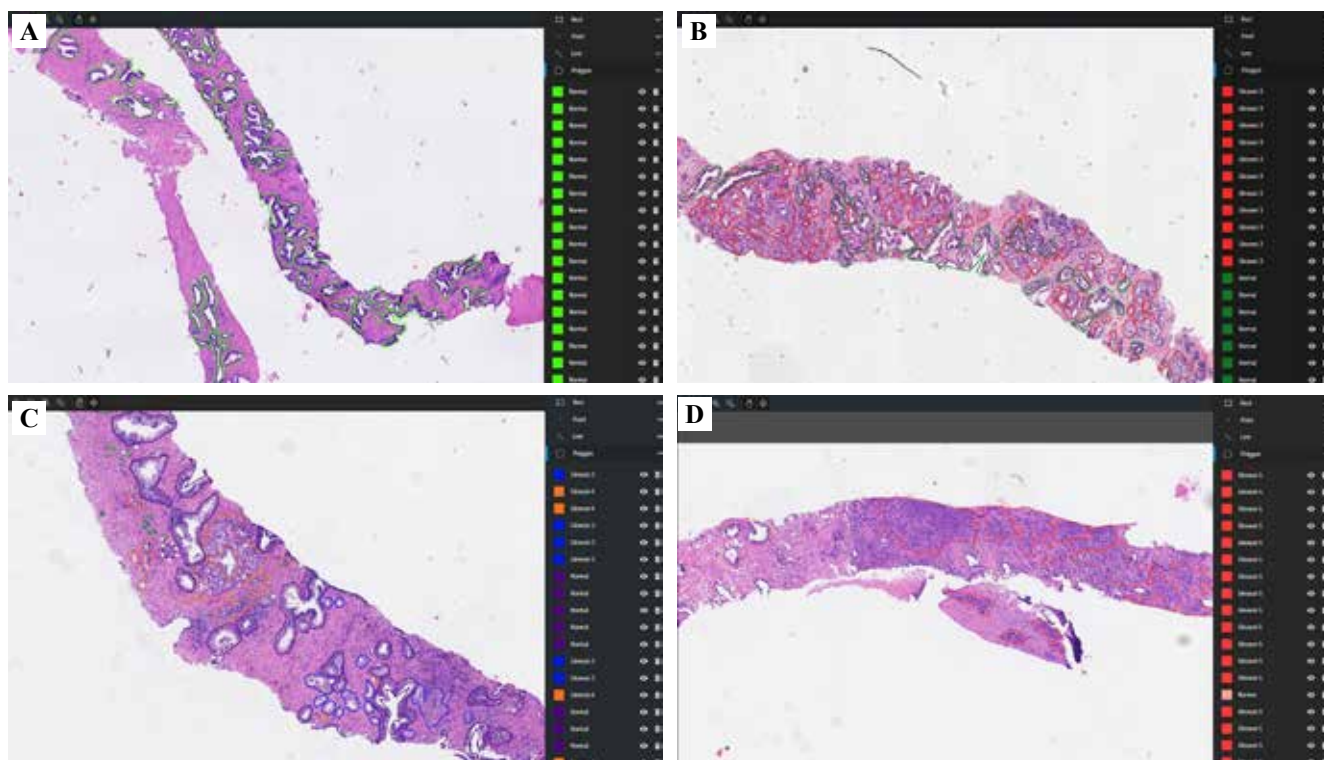


Рис. 1. Пример аннотирования полнослайдовых изображений.

А – разметка желез категории Normal, В – разметка желез категорий Normal и Gleason 3, С – разметка желез категорий Normal, Gleason 3, Gleason 4 и Gleason 5, D – разметка желез категорий Normal и Gleason 5

Fig. 1. Example of annotating whole-slide images.

A – annotation of glands in the Normal category, B – annotation of glands in the Normal and Gleason 3, C – annotation of glands in the Normal, Gleason 3, Gleason 4, and Gleason 5, D – annotation of glands in the Normal and Gleason 5

предсказаний обученной модели первичной классификации формировались векторы признаков, на которых обучалась модель вторичной классификации.

В качестве базовых архитектур для решения задач классификации и сегментации были выбраны предобученные модели семейства YOLO (Ultralytics, США) версии 11. Для задачи классификации использовалась облегченная модель YOLO11S-CLS, адаптированная для быстрого обучения на ограниченных ресурсах. Для решения задачи сегментации применялась модель YOLO11N-SEG, представляющая собой компактную и вычислительно эффективную архитектуру.

В процессе обучения была применена аугментация данных, включающая в себя переворачивание, отзеркаливание и цветовую коррекцию микрофотографий.

Для тестирования ИИ каждое полнослайдовое изображение биоптата предстательной железы с гистосканера загружалось на фрагментатор, где разбивалось на небольшие фрагменты (тайлы) размером 1024×1024 пикселя. Одновременно происходила фильтрация тайлов, на которых процент содержания полезной информации был ниже установленного порогового значения. Отобранные фрагменты изображения поступали в первичный классификатор, анализирующий наличие на них железистых комплексов и формирующий

векторы признаков, представляющие собой числовое описание визуальных характеристик. После обработки всех тайлов полученный набор векторов признаков поступал на вторичный классификатор, который выдавал результат о наличии или отсутствии рака на микрофотографии.

Параллельно с этим отобранные тайлы с полезной информацией поступали на сегментатор фрагментов, определяющий контуры железистых структур на каждом тайле, после чего при необходимости проводилось объединение полученных контуров. В результате на изображении были видны контуры предполагаемых объектов, норма или степень дифференцировки раковой железы по шкале Глисона, что позволяло уточнить диагноз, предсказанный вторичным классификатором.

Для определения достоверности результатов разработанной модели высчитывался показатель AUC (area under the ROC curve) (рис. 2). Кривая ROC – это двухосный график, где за ось X отвечает количество ложноположительных результатов, а за ось Y – истинноположительных. Следовательно, показатель AUC, равный единице, указывает на идеальную работу нейросети, а показатель, близкий к нулю, – на невозможность нейросети проводить различия между анализируемыми данными.

Результаты

Система ИИ в лице вторичного классификатора сумела провести первичную диагностику на уровне рак/не рак без указания его конкретной локализации и степени дифференцировки во всех тестируемых 272 случаях ($AUC=0,965$, рис. 3 А, В). Система ИИ на данном этапе достигла полного согласия с экспертами-патологоанатомами. При этом совместное использование

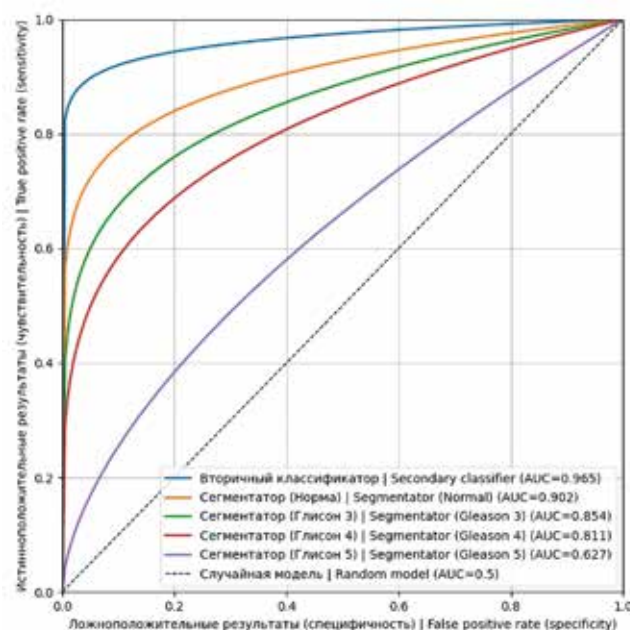


Рис. 2. Кривые ROC для модулей классификации и сегментации

Fig. 2. ROC-curves for classification and segmentation modules

ИИ с визуальной оценкой позволило врачам сократить время просмотра гистологических препаратов.

Несмотря на это, платформа ИИ не смогла сегментировать около 10–15% представленных желез. Чувствительность сегментации одинаковых железистых структур на разных срезах одной микрофотографии также остается изменчивой. Сегментация заключается в определении контуров железистых структур и уточнении их классификации по шкале Глисона при обнаружении паттернов незрелой опухоли. Имеющиеся недостатки сегментатора будут решены накоплением большего объема данных с качественными гистологическими препаратами и их аннотированием. При этом, несмотря на разную чувствительность к железистым структурам в пределах одного микропрепарата, специфичность сегментатора остается относительно высокой, благодаря чему итоговый резюмирующий вывод по классификации Глисона РПЖ согласовывался с мнением врача 1 и врача 2. Лучший показатель относится к гистологически нормальным железам предстательной железы ($AUC=0,902$, рис. 4 А). Такой результат трактуется весьма простой идентификацией нормальных желез, заключающейся в обнаружении миоэпителиального слоя клеток под ацинарным эпителием. Следующей по результативности стала сегментация опухолевых тубулярных структур и диагностика Глисон 3 ($AUC=0,854$, рис. 4 В). Для Глисон 4 более низкий показатель обнаружения ($AUC=0,811$, рис. 4 С) соотносится с тем, что в классификации под данной степенью дифференцировки определяют разнообразные варианты строения незрелых железистых структур: кривозных, гломерулоидных, микроацинарных. Наконец, для Глисон 5 AUC составил 0,627 (рис. 4 D).

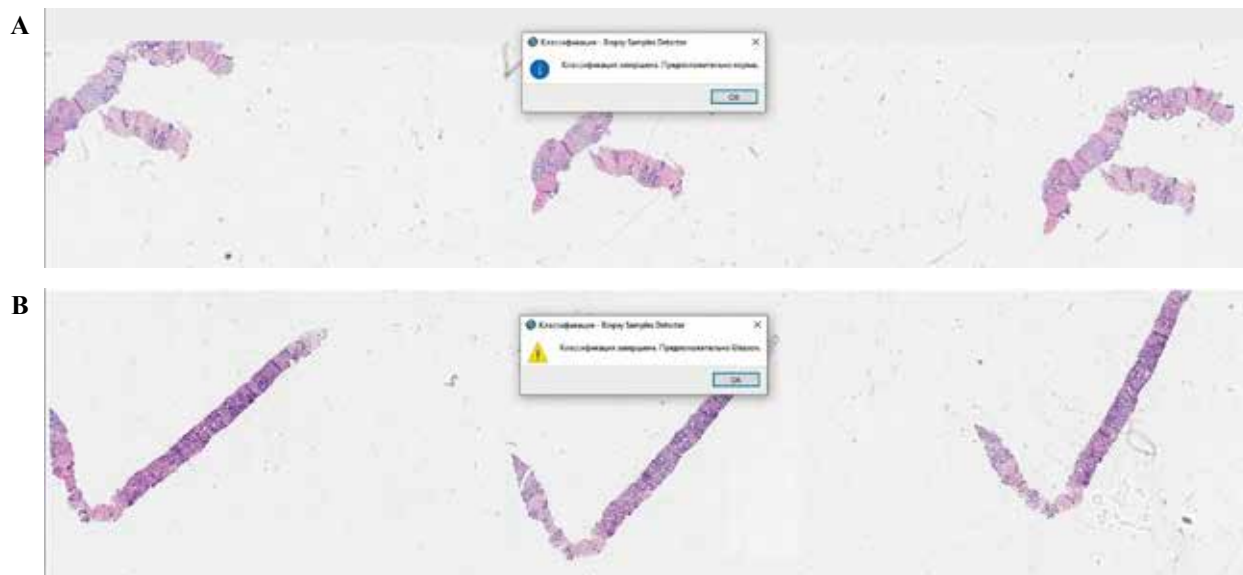


Рис. 3. Пример работы вторичного классификатора.

А – опухоль не обнаружена, В – обнаружен рак

Fig. 3. Example of secondary classifier operation.

А – no tumor detected, В – cancer detected

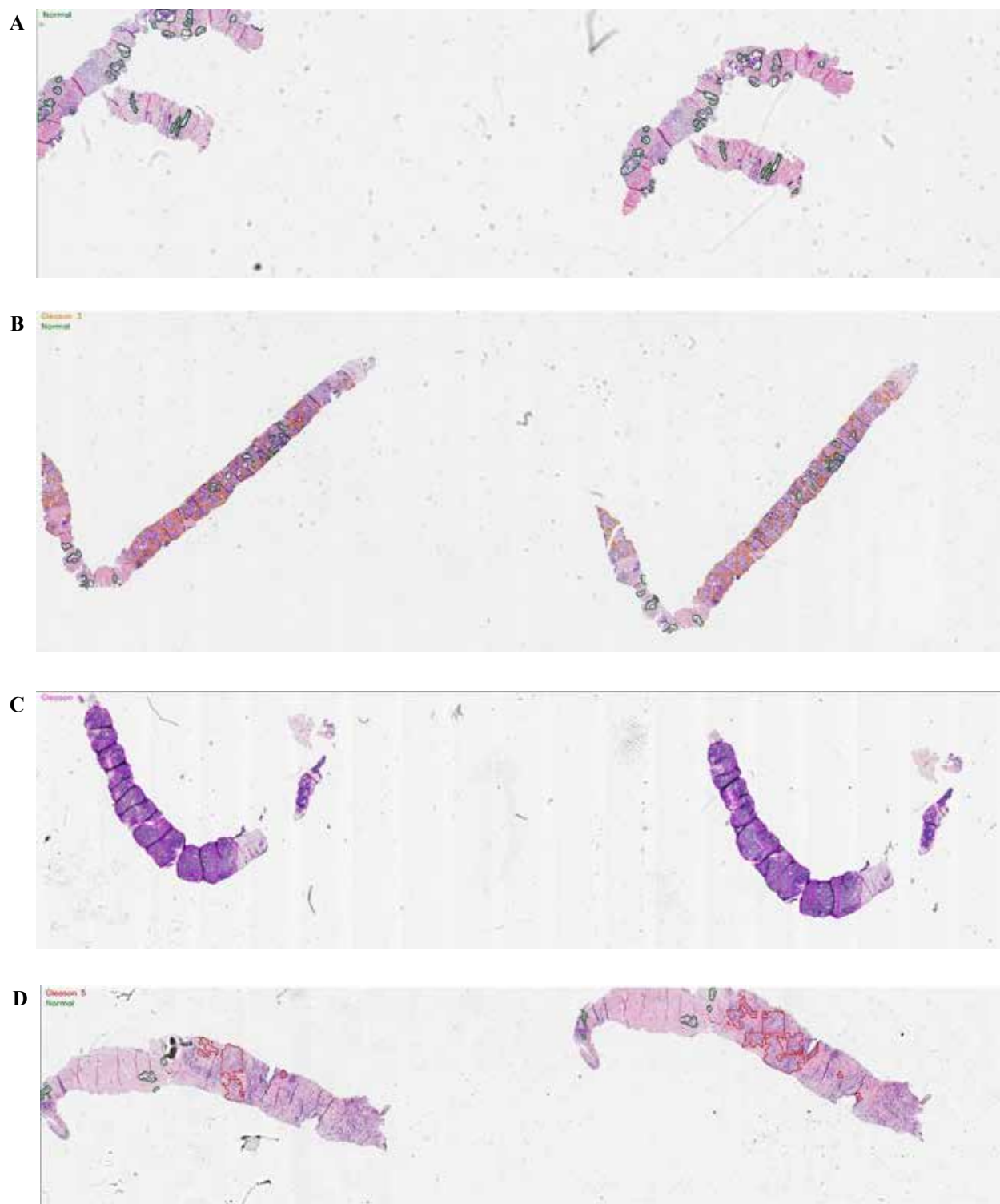


Рис. 4. Пример работы сегментатора.

А – обнаружены железы гистологически нормального строения, В – обнаружены железы нормального строения и очаги аденокарциномы типа Глисон 3, С – обнаружены очаги аденокарциномы типа Глисон 4, Д – обнаружены железы нормального строения и очаги аденокарциномы типа Глисон 5

Fig. 4. Example of segmentator operation.

A – histologically normal glands, B – normal glands and Gleason 3 adenocarcinoma foci, C – Gleason 4 adenocarcinoma foci, D – normal glands and Gleason 5 adenocarcinoma foci

Такой невысокий результат можно объяснить как сложностью интерпретации гистологических паттернов для ИИ (одиночные опухолевые клетки, солидные, а также крибровые с комедонекрозами), так и малой частотой встречаемости данной дифференцировки, что отражено в имеющейся базе данных.

Обсуждение

Это исследование показало, что диагностическая программа на основе ИИ, использующая модели глубоких сверточных нейронных сетей, может четко дифференцировать рак от гистологически нормальной ткани, а также определять, хотя и менее успешно, различные морфологические варианты РПЖ по шкале Глисона. Кроме того, алгоритм компьютерного зрения на базе ИИ предоставляет важный инструмент для обучения и подготовки студентов и ординаторов кафедры патологической анатомии ДонГМУ им. М. Горького.

Визуальная гистологическая диагностика опухолей в целом и РПЖ в частности остается относительно субъективной. Точность патологоанатомического диагноза может изменяться в зависимости от степени подготовки и опыта врача. Таким образом, существует необходимость в беспристрастном инструменте поддержки принятия решений, который мог бы активизировать процесс количественной оценки РПЖ по шкале Глисона. Исследования в этом направлении имеют потенциал использования, особенно в тех медицинских учреждениях, где не хватает патологоанатомов с опытом просмотра микропрепаратов предстательной железы.

Аналогично работам, ставшим ориентиром проведенного исследования [8–10], нейросеть была обучена, используя аннотации одного патологоанатома (врач 3), чтобы избежать несогласованности для одних и тех же морфологических раковых структур. Этот подход позволил ИИ показать высокую точность в обнаружении рака простаты на уровне гистологического препарата (AUC=0,965). На наш взгляд, разработанную программу после дообучения аннотатора можно применять в клинических условиях. Уже на данном этапе разработки нейросеть обеспечивает облегчение и ускорение диагностического процесса при РПЖ.

Несмотря на это, у данного исследования есть свои ограничения. Программа работает с полнослайдовыми изображениями и качественными гистологическими препаратами. Уровень автоматизированной диагностики резко падает при использовании микрофотографий с малым разрешением, а также при дефектах проводки или окрашивания гистологического препарата. Тем не менее в будущем это ограничение может быть адаптировано под имеющуюся программу.

Биопсийные препараты собраны из двух патологоанатомических отделений города Донецка, следовательно, полученные полнослайдовые изображения были относительно однородными. Как итог, может потребоваться дополнительное обучение нейросети с

использованием гистологических препаратов из других лабораторий, прежде чем автоматизированная система может быть широко использована.

Заключение

В результате исследования разработана автоматизированная система на основе искусственного интеллекта, способная эффективно дифференцировать гистологически нормальные железы предстательной железы от аденокарциномы благодаря работе вторичного классификатора. Сегментация раковых желез, несмотря на относительную специфичность дифференцировки рака предстательной железы по шкале Глисона, имеет ряд ограничений в чувствительности, особенно при низкодифференцированных формах опухоли. Дальнейшая работа должна быть направлена на увеличение базы обучающих данных и улучшение алгоритмов сегментации для повышения их точности и надежности.

Вместе с тем интеграция искусственного интеллекта с алгоритмом компьютерного зрения с целью морфологической диагностики рака предстательной железы показывает высокий потенциал для дальнейших разработок.

Вклад авторов

Концепция и дизайн исследования – Д.С. Швороб, Е.А. Хрюкин.
Сбор и обработка материала – Д.С. Швороб.
Написание текста – Д.С. Швороб, Е.А. Хрюкин.
Редактирование – Д.С. Швороб.

Author contributions

Conceived the study and designed the experiment – D.S. Shvorb, E.A. Khriukin.
Collected the data and performed the analysis – D.S. Shvorb.
Wrote the paper – D.S. Shvorb, E.A. Khriukin.
Edited the manuscript – D.S. Shvorb.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Disclosure. The authors declare no conflict of interest.

Литература/References

1. Epstein JI, Amin MB, Reuter VE, Humphrey PA. Contemporary Gleason grading of prostatic carcinoma: an update with discussion on practical issues to implement the 2014 International Society of Urological Pathology (ISUP) Consensus Conference on Gleason Grading of Prostatic Carcinoma. *Am J Surg Pathol.* 2017;41(4):e1–e7. DOI: 10.1097/PAS.0000000000000820.
2. Hunter B, Hindocha S, Lee RW. The role of artificial intelligence in early cancer diagnosis. *Cancers (Basel).* 2022;14(6):1524. DOI: 10.3390/cancers14061524.
3. Заридзе Д.Г. Перспективы применения искусственного интеллекта для повышения эффективности скрининга злокачественных новообразований. *Общественное здоровье.* 2024;4(4):24–42. DOI: 10.21045/2782-1676-2024-4-4-24-42. Zaridze DG. Prospects of using artificial intelligence for improving cancer screening efficacy. *Public Health.* 2024;4(4):24–42 (In Russ.). DOI: 10.21045/2782-1676-2024-4-4-24-42.

4. Бузаев И.В., Плечев В.В., Галимова Р.М., Киреев А.Р., Юлдыбаев Л.Х., Шайхулова А.Ф. и др. Развитие технологий искусственного интеллекта в онкологии и лучевой диагностике. Креативная хирургия и онкология. 2018;8(3):208–215. DOI: 10.24060/2076-3093-2018-8-3-208-215.
Buzaev IV, Plechev VV, Galimova RM, Kireev AR, Yuldybaev LK, Shaykhulova AF et al. Artificial intelligence developments in medical visualization and oncology. Creative surgery and oncology. 2018;8(3):208–215 (In Russ.). DOI: 10.24060/2076-3093-2018-8-3-208-215.
5. Волкова Л.В., Батищев А.В., Михалева Л.М. Исследование патологии желудка с использованием методов искусственного интеллекта для анализа данных микроскопии. Клиническая и экспериментальная морфология. 2024;13(3):5–15. DOI: 10.31088/CEM2024.13.3.5-15.
Volkova LV, Batishchev AV, Mikhaleva LM. Studying gastric pathologies using artificial intelligence to analyze microscopy data. Clinical and experimental morphology. 2024;13(3):5–15 (In Russ.). DOI: 10.31088/CEM2024.13.3.5-15.
6. Mosch L, Fürstenau D, Brandt J, Wagnitz J, Klopfenstein SA, Poncette AS et al. The medical profession transformed by artificial intelligence: qualitative study. Digit Health. 2022;8:20552076221143903. DOI: 10.1177/20552076221143903.
7. Попов Г.В., Чуб А.А., Лернер Ю.В., Цой Л.В., Дубинина А.В., Варшавский В.А. Искусственный интеллект в диагностике рака предстательной железы. Архив патологии. 2021;83(2):38–45. DOI: 10.17116/patol20218302138.
Popov GV, Chub AA, Lerner YuV, Tsoy LV, Dubinina AV, Varshavsky VA. Artificial intelligence in the diagnosis of prostate cancer. Archive of Pathology = Arkhiv patologii. 2021;83(2):38–45 (In Russ.). DOI: 10.17116/patol20218302138.
8. Nguyen TH, Sridharan S, Macias V, Kajdacsy-Balla A, Melamed J, Do MN et al. Automatic Gleason grading of prostate cancer using quantitative phase imaging and machine learning. J Biomed Opt. 2017;22(3):36015. DOI: 10.1117/1.JBO.22.3.036015.
9. Morozov A, Taratkin M, Bazarkin A, Rivas JG, Puliatti S, Checucci E et al. A systematic review and meta-analysis of artificial intelligence diagnostic accuracy in prostate cancer histology identification and grading. Prostate Cancer Prostatic Dis. 2023;26(4):681–92. DOI: 10.1038/s41391-023-00673-3.
10. Busby D, Grauer R, Pandav K, Khosla A, Jain P, Menon M et al. Applications of artificial intelligence in prostate cancer histopathology. Urol Oncol. 2024;42(3):37–47. DOI: 10.1016/j.urolonc.2022.12.002.
11. Васильев А.О., Говоров А.В., Ким Ю.А., Арутюнян П.А., Пушкарь Д.Ю. Искусственный интеллект в ранней диагностике рака предстательной железы. Экспериментальная и клиническая урология. 2025;18(1):42–49. DOI: 10.29188/2222-8543-2025-18-1-42-49.
Vasilyev AO, Govorov AV, Kim YuA, Arutyunyan PA, Pushkar DYU. Artificial intelligence in early diagnosis of prostate cancer. Experimental and Clinical Urology. 2025;18(1):42–49 (In Russ.). DOI: 10.29188/2222-8543-2025-18-1-42-49.
12. Морозов А.О., Базаркин А.К., Вовденко С.В., Тараткин М.С., Балашова М.С., Еникеев Д.В. Применение искусственного интеллекта в молекулярной и генетической диагностике рака простаты. Вестник урологии. 2024;12(1):117–130. DOI: 10.21886/2308-6424-2024-12-1-117-130.
Morozov AO, Bazarkin AK, Vovdenko SV, Taratkin MS, Balashova MS, Enikeev DV. Artificial intelligence in molecular and genomic prostate cancer diagnostics. Urology Herald. 2024;12(1):117–130 (In Russ.). DOI: 10.21886/2308-6424-2024-12-1-117-130.
13. Bulten W, Kartasalo K, Chen PC, Ström P, Pinckaers H, Nagpal K et al. Artificial intelligence for diagnosis and Gleason grading of prostate cancer: the PANDA challenge. Nat Med. 2022;28(1):154–63. DOI: 10.1038/s41591-021-01620-2.

Информация об авторах

Данил Сергеевич Швороб – ассистент кафедры патологической анатомии ДонГМУ им. М. Горького.

Евгений Александрович Хрюкин – аспирант кафедры автоматизированных систем управления ДонНТУ.

Author information

Danil S. Shvorob – Assistant, Anatomic Pathology Department, M. Gorky Donetsk State Medical University.

<https://orcid.org/0000-0001-6578-0050>

Evgeniy A. Khriukin – Graduate Student, Automated Control Systems Department, Donetsk National Technical University.

<https://orcid.org/0009-0001-2070-2371>