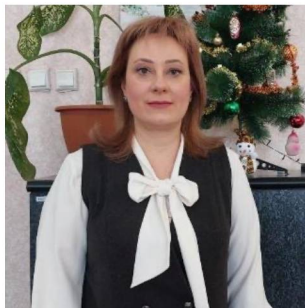


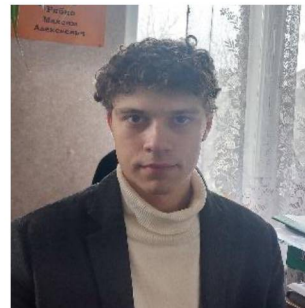
УДК 004.932.72

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ КОМПЬЮТЕРНОЙ ОБРАБОТКИ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ



Т.А. Васяева

Декан факультета информационных систем и технологий ДонНТУ, кандидат технических наук, доцент
tanechka.vasyaeva@yandex.ru



М.А. Рябко

Аспирант кафедры АСУ, ДонНТУ
taxryabko2706@yandex.ru

Т.А. Васяева

Кандидат технических наук, доцент, декан факультета «Информационные системы и технологии», ФГБОУ ВО «Донецкий национальный технический университет». Область научных интересов связана с исследованием и разработкой методов искусственного интеллекта, организацией учебного и научно-исследовательского процессов в техническом университете.

М.А. Рябко

Аспирант кафедры автоматизированных систем управления, ФГБОУ ВО «Донецкий национальный технический университет». Область научных интересов связана с совершенствованием методов компьютерной обработки цифровой информации в аспекте медицинских задач.

Аннотация. В статье рассматриваются современные методы компьютерной обработки медицинских изображений, применяемые для анализа цифровых микроскопических данных. Особое внимание уделяется обработке изображений высокого разрешения, полученных с использованием технологий цифровой микроскопии. Проведён обзор существующих алгоритмов сегментации и анализа медицинских изображений, включая классические методы цифровой обработки и современные нейросетевые подходы. Рассмотрены особенности обработки микроскопических изображений мазков крови, связанные с неоднородностью окрашивания и высокой плотностью объектов. Предложена методика предварительной обработки и сегментации изображений, основанная на декомпозиции исходного изображения на сегменты фиксированного размера с последующей бинаризацией.

Ключевые слова: Медицинские изображения, сегментация изображений, нейросетевые методы, микроскопические изображения, машинное обучение.

Введение. В последние годы наблюдается активное развитие информационных технологий в медицинской диагностике, сопровождающееся широким внедрением систем цифровой микроскопии и автоматизированного анализа медицинских изображений. Использование цифровых микроскопов и технологий Whole Slide Imaging (WSI) позволяет получать изображения сверхвысокого разрешения, содержащие значительный объём диагностически важной информации. Такие изображения применяются при исследовании биологических препаратов, включая гистологические и цитологические препараты, изображения, а также мазки крови. Вместе с тем увеличение объёма цифровых данных приводит к возникновению новых задач, связанных с их хранением, обработкой и анализом. Современным стандартом цифровой патологии является технология WSI, позволяющая получать электронные копии гистологических препаратов с разрешением, эквивалентным увеличению светового микроскопа ($\times 20$, $\times 40$). Получаемые виртуальные слайды

представляют собой изображения гигапиксельного размера, что требует разработки специализированных методов их обработки, основанных на анализе пирамидальных представлений и фрагментации изображения на отдельные патчи. Высокая разрешающая способность WSI позволяет сохранять всю диагностически значимую информацию – от клеточной архитектоники до ядерной структуры, но одновременно порождает проблемы, связанные с вариабельностью окрашивания, наличием артефактов сканирования и необходимостью эффективного хранения и передачи данных. Актуальность темы обусловлена тем, что несмотря на значительное количество существующих исследований в данной области, остаются вопросы повышения устойчивости алгоритмов сегментации, оптимизации обработки изображений большого разрешения и интеграции различных методов анализа в единые вычислительные системы.

Цель и задачи работы.

Целью работы является исследование и разработка подходов к анализу медицинских изображений для повышения эффективности постановки диагноза.

Для достижения поставленной цели в работе решаются следующие задачи:

1. Анализ существующих методов предобработки гигапиксельных изображений.
2. Исследование методов бинаризации фрагментированного изображения для последующей работы с изображением.
3. Разработка метода сегментации диагностически значимых областей на гистологических препаратах;

Описание проблемы. Современные методы компьютерного зрения предлагают широкий спектр алгоритмов обработки изображений, включая фильтрацию, сегментацию, морфологический анализ и методы машинного обучения. Однако применение этих методов к медицинским изображениям связано с рядом специфических трудностей. К ним относятся неоднородность освещения, вариативность окрашивания препаратов, наличие шумов и артефактов, а также высокая плотность объектов на изображении. В рамках данного исследования были получены гистологические снимки щитовидной железы в формате NDPI. Формат NDPI представляет собой разновидность TIFF-подобного формата, используемого для хранения цифровых микроскопических изображений. Этот формат разработан для профессионального использования в областях цифровой патологии и гистопатологии, обеспечивая высокое разрешение и сохранность важных метаданных. NDPI-файлы отличаются высоким разрешением, необходимым для детального анализа микроскопических препаратов. Однако, его нестандартная структура заголовков ограничивает совместимость с большинством стандартных программ для работы с изображениями. Одной из ключевых задач анализа медицинских изображений является сегментация, то есть выделение областей интереса на изображении. Сегментация позволяет автоматически обнаруживать биологические структуры, определять их геометрические и морфологические характеристики, а также проводить количественный анализ диагностически значимых объектов. Как отмечается в ряде исследований [1, 6], именно сегментация является базовым этапом компьютерного анализа медицинских изображений и широко используется при выявлении патологических изменений и количественной оценке тканей и клеточных структур. Таким образом, задачей настоящего исследования является разработка и экспериментальное исследование методов компьютерной обработки медицинских изображений, включающих этапы предварительной обработки, сегментации и морфометрического анализа объектов.

Математическая постановка задачи. Пусть исходное изображение представлено в виде функции яркости:

$$I(x, y), (x, y) \in \Omega \quad (1)$$

где $I(x, y)$ – интенсивность пикселя изображения, Ω – область изображения.

В связи с большим размером исходного изображения (формат NDPI) и сложностью его обработки, выполняется его разбиение на набор непересекающихся сегментов:

$$\Omega = \bigcup_{i=1}^N \Omega_i \quad (2)$$

где N – общее количество изображений, Ω_i – i -й сегмент изображения. Это позволяет значительно снизить сложность обработки и перейти к анализу локальных частей изображения.

Каждому сегменту соответствует подизображение, которое так же описывается формулой 1.

Задача сегментации формулируется как преобразование изображения $I(x, y)$ в бинарную маску $S(x, y)$, разделяющую пиксели на классы «объект» и «фон» с использованием пороговой функции $T(x, y)$.

$$S_i(x, y) \begin{cases} 1, & I_i(x, y) > T(x, y); \\ 0, & I_i(x, y) \leq T(x, y); \end{cases} \quad (3)$$

В зависимости от выбранного метода сегментации пороговая функция может задаваться различными способами.

Выбор инструментальных средств и алгоритма работы. Для эффективной работы с NDPI существуют специальные программы, такие как: программное обеспечение Hamamatsu для просмотра и анализа изображений, Aperio Technologies ImageScope, кросс-платформенная утилита NetScope Viewer, открытый проект OpenSlide и популярная платформа QuPath, которая поддерживает разнообразные форматы, включая NDPI. В таблице 1 приведена сравнительная характеристика программных продуктов, работающих с медицинскими изображениями.

Таблица 1. Сравнительная характеристика программных продуктов, работающих с медицинскими изображениями

Программа	QuPath	Aperio ImageScope	NetScope Viewer
Стоимость	Бесплатно	Платная лицензия	Платная лицензия
Доступность	Открытый исходный код	Покупка	Покупка
Поддерживаемые форматы	Много форматов (TIFF, PNG, NDPI, SVS, MRXS)	Специализированные форматы (SVS, MRXS)	Стандартные форматы (TIFF, PNG)
Экспорт в стандартные форматы	Поддерживается	Частично поддерживается	Поддерживается
Встроенный редактор кода	Поддерживается (Python, Groovy)	Ограниченный	Не поддерживается
Классификация клеток и аннотирование изображения	Поддерживается	Частично поддерживается	Не поддерживается

Анализ таблицы 1 позволяет сделать выбор QuPath для работы с полученными изображениями. Выбранная программа является специализированным редактором

изображений, которая используется врачами, исследователями и специалистами лабораторной диагностики, а также позволяет проводить различные манипуляции с медицинскими изображениями.

На рисунке ниже представлен гистологический снимок щитовидной железы, полученный с помощью микроскопического исследования. Различная интенсивность окрашивания тканей позволяет выделить клетки, которые отмечены фиолетовым цветом.

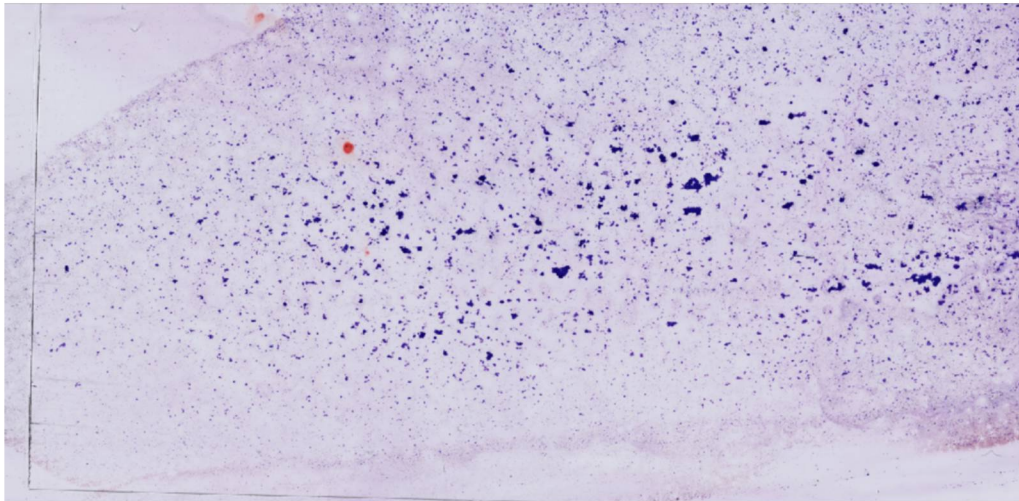


Рисунок 1. Изображение гистологического снимка щитовидной железы

На рисунке 2 представлена схема обработки изображений как последовательность действий.

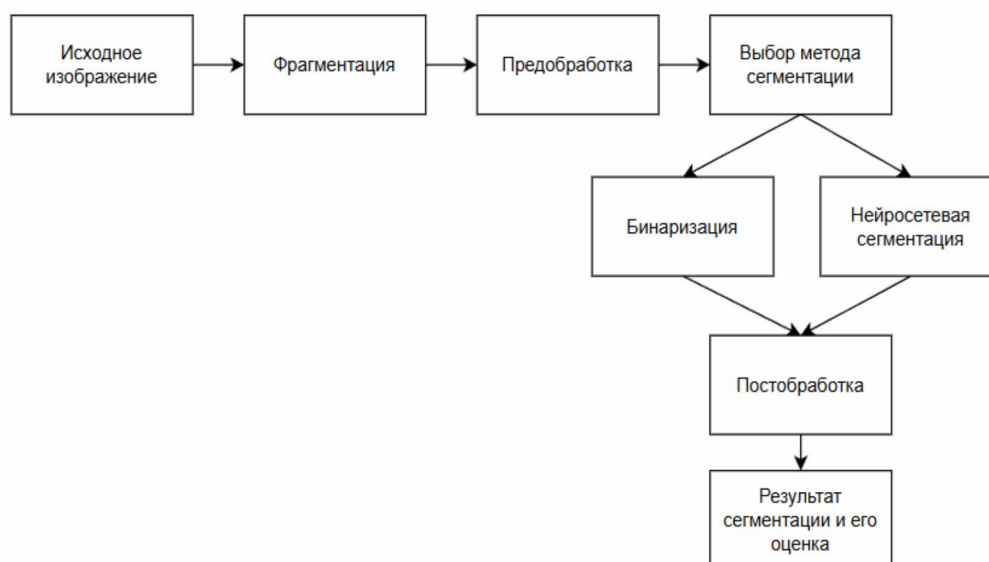


Рисунок 2. Предложенная схема обработки медицинских изображений

Предварительная обработка и фрагментация изображения. Реализация предложенного метода включает последовательность этапов обработки изображения, начиная с фрагментации и заканчивая оценкой качества сегментации. На этапе сегментации предусмотрен выбор одного из нескольких методов, включая классические алгоритмы бинаризации и нейросетевой подход. Важным этапом является подбор параметров алгоритмов, таких как пороговые значения при бинаризации, параметры фильтрации и

архитектура нейросети, что позволяет адаптировать метод к особенностям обрабатываемых изображений. До начала работы с изображением была проведена его предварительная обработка, включающая в себя уборку шума и артефактов изображения. Этап предобработки был выполнен с помощью созданного программного кода на Python.

Следующим этапом в обработке медицинского изображения является фрагментация. Необходимость фрагментации изображения обуславливается специфичностью формата изображения и его разрешением. Современные нейронные сети и прочие инструменты для работы с гистологическими снимками не предназначены для работы с таким форматом и размером данных. Для фрагментации изображения с помощью встроенного редактора кода, был написан скрипт на языке Python, который позволяет разделить исходное изображение на 2500 отдельных более мелких изображений в формате .png, что значительно упрощает дальнейшую работу, например выделение зон интересов или создание обучающей и тестовой выборки для обучения нейронной сети, которые будут разработаны для аннотирования изображения. Количество изображений, полученных в результате фрагментации, задается вручную, однако, данное количество фрагментов обеспечивает хорошее соотношение между уровнем детализации и необходимостью масштабирования результатов на полномасштабные анализы, что важно для воспроизведения результатов и будущих исследований. Полученное фрагментированное изображение, а также результат (фрагмент) работы написанного скрипта показаны на рисунках 3-4.

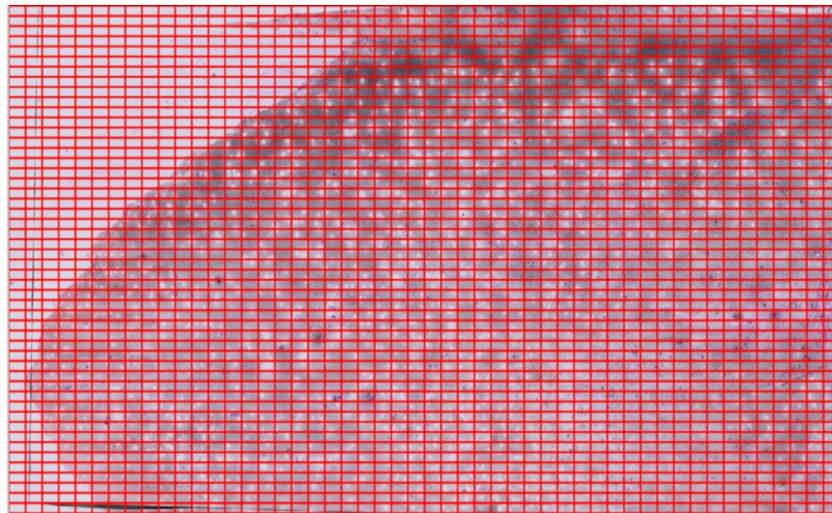


Рисунок 3. Фрагментированный гистологический снимок щитовидной железы

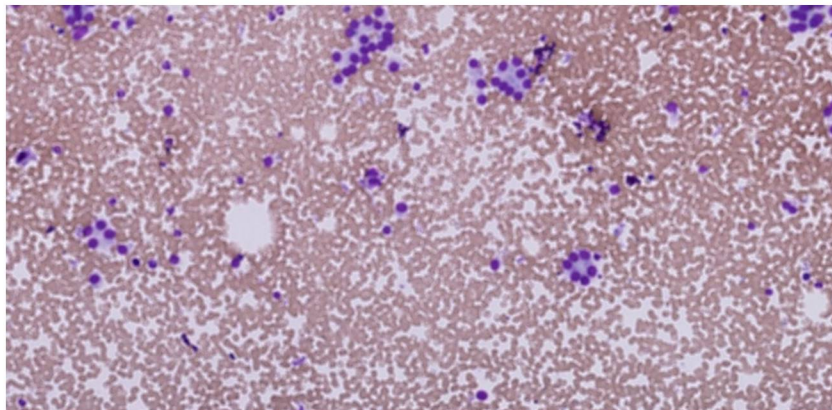


Рисунок 4. Полученный фрагмент исходного изображения гистологического снимка щитовидной железы

Применение классических методов сегментации медицинских изображений. В качестве базового подхода к сегментации были рассмотрены методы бинаризации, основанные на пороговой обработке изображений. Бинаризация позволяет преобразовать изображение в двухуровневое представление, что упрощает выделение объектов. Это позволяет перейти от сложного изображения к четко выделенным структурам. После проведения бинаризации будет доступен более упрощенный подсчет объектов, например количество клеток или плотность объектов, также можно более точно рассчитать площадь объектов и распределение клеток на выбранном изображении.

Для проведения исследования было выбрано 3 наиболее популярных метода бинаризации изображения, а именно:

1. Глобальная пороговая бинаризация;
2. Метод Оцу;
3. Адаптивная бинаризация.

После выполнения бинаризации на изображении формируется множество объектов, представляющих собой связные компоненты бинарной маски. Далее, для каждого из объектов проводится морфометрический анализ, при котором вычисляется площадь объектов, их количество, средняя площадь объектов на сегменте и другие характеристики изображения. Полученные характеристики используются для количественной оценки результатов сегментации и сравнения различных методов бинаризации. Для исследования методов бинаризации было выбрано 200 сегментов исходного изображения, после чего был написан скрипт на языке Python, который обрабатывает массив сегментированных фотографий поочередно каждым из перечисленных выше методов бинаризации. Выбранное количество сегментов для проведения экспериментов является достаточным для проведения эксперимента по следующим причинам: использование 200 сегментов позволило охватить достаточное количество различных вариантов изображений, включая нормально окрашенные фрагменты, недоокрашенные, переокрашенные и поврежденные участки, а так же позволило уменьшить аппаратные затраты и гарантировало получение приемлемой статистики для подтверждения выводов по выбору методов обработки медицинского изображения. После завершения работы программного модуля, обработанные изображения сохраняются в отдельную директорию, а также создается таблица, содержащая количественные характеристики сегментации для различных методов бинаризации. Рассмотрим полученные результаты (таблица 2) на примере сравнения методов бинаризации, для изображения, показанного на рисунке 5:

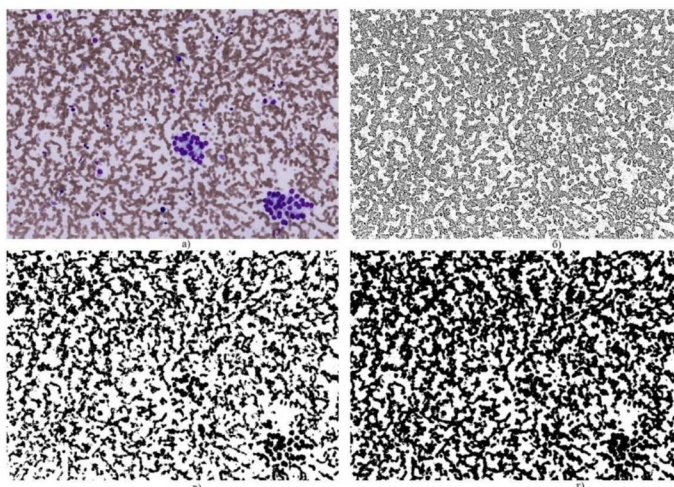


Рисунок 5. Сравнение методов бинаризации на примере сегмента исходного изображения, где а) – исходное изображение, б) – адаптивная бинаризация, в) – глобальная пороговая бинаризация, г) – метод Оцу.

Полученная таблица содержит следующие столбцы: имя изображения, метод бинаризации и количество объектов. Увеличение количества выделенных объектов свидетельствует о более высокой чувствительности метода к локальным изменениям интенсивности изображения.

Таблица 2. Сравнительная таблица параметров бинаризации

Имя изображения	Метод бинаризации	Количество объектов
tile_25.png	Глобальная пороговая	481
tile_25.png	Оцу	717
tile_25.png	Адаптивный	2538

Проведённый эксперимент позволил выявить особенности применения различных методов бинаризации при обработке микроскопических изображений. Результаты показывают, что выбор метода пороговой обработки оказывает существенное влияние на количество выделенных объектов и их морфометрические характеристики.

Глобальная пороговая бинаризация продемонстрировала наименьшее количество выделенных объектов. Метод Оцу показал более устойчивые результаты к вариациям яркости и контраста изображения, обеспечивая автоматический выбор порогового значения на основе статистических характеристик изображения. Адаптивная бинаризация позволяет учитывать локальные особенности изображения, что приводит к увеличению количества выделенных объектов. Однако данный метод также более чувствителен к шумам и может выделять дополнительные мелкие структуры, не относящиеся к биологическим объектам.

Проведённые эксперименты показали, что классические методы бинаризации не обеспечивают устойчивого выделения объектов на медицинских изображениях вследствие вариативности цветовых характеристик и неоднородности фона.

Применение нейросетевых методов сегментации медицинских изображений. Для повышения качества сегментации была разработана модель на основе сверточной нейронной сети [2, 7]. Обучение модели осуществлялось на наборе вручную аннотированных изображений, полученных с использованием специализированных инструментов разметки в программе QuPath. Пример аннотированного изображения показан на рисунке 6.

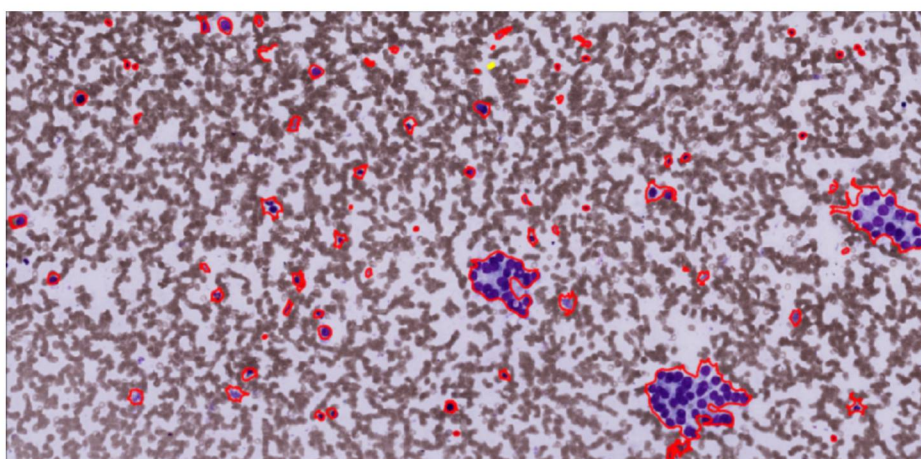


Рисунок 6. Пример аннотированного изображения

Нейросетевая модель реализует отображение входного изображения в бинарную маску, в которой пиксели, соответствующие объектам интереса, выделяются единичными значениями, а фон – нулевыми. Архитектура модели включает последовательность

сверточных слоёв, обеспечивающих извлечение пространственных и цветовых признаков, а также слоёв восстановления разрешения, позволяющих формировать выходное изображение того же размера, что и входное. Выбор сверточной архитектуры обусловлен её способностью эффективно работать с изображениями, учитывать локальные зависимости и автоматически извлекать информативные признаки без явного задания порогов [4]. В реализованной модели количество входных слоёв – 3, выходных слоёв – 1, уровней свертки – 2. Архитектура модели включает два основных блока: кодирующий и декодирующий. Кодирующая часть состоит из последовательности сверточных слоёв с функцией активации ReLU и операцией подвыборки MaxPooling с шагом 2, что позволяет уменьшить пространственное разрешение и выделить высокоуровневые признаки изображения. Функция активации выходного слоя – сигмоидальная. Декодирующая часть реализует восстановление пространственного разрешения с использованием транспонированных сверток (ConvTranspose), обеспечивая формирование сегментационной маски.

В качестве функции потерь использована бинарная кросс-энтропия, позволяющая оценивать расхождение между предсказанной и эталонной масками. Обучение модели осуществлялось на наборе аннотированных изображений, с использованием оптимизатора Adam. Для оценки качества сегментации использовались метрики Dice (показывает, насколько хорошо предсказанная маска совпадает с истинной маской) и IoU (оценивает степень пересечения между предсказанной и реальной областями сегментации), позволяющие количественно оценить степень совпадения предсказанных и эталонных областей. Результат работы нейронной сети в сравнении с исходным фрагментом показаны на рисунке 7.

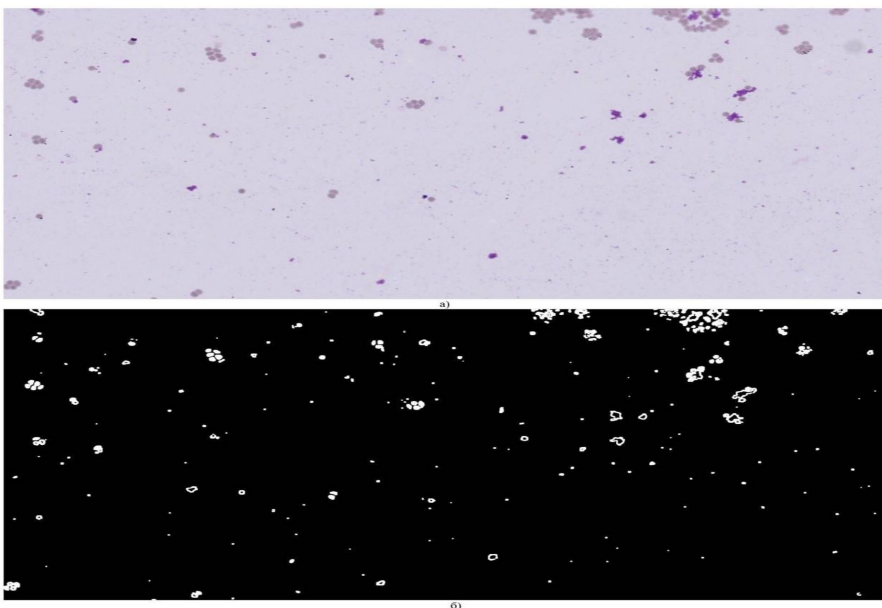


Рисунок 7. Результат работы нейронной сети, где а) – исходное изображение, б) – полученная в результате работы нейронной сети бинарная маска

В результате применения нейросетевого подхода удалось добиться более устойчивого и точного выделения объектов по сравнению с классическими методами.

Заключение. В ходе проведенного исследования были рассмотрены современные методы компьютерной обработки медицинских изображений.

Проведен обзор методов сегментации, включая традиционные методы цифровой обработки и нейросетевые модели. Разработан и реализован алгоритм предварительной

обработки изображений, заключающийся в декомпозиции исходного изображения на фрагменты фиксированного размера с последующим проведением сегментации.

В рамках исследования были реализованы и протестированы классические и нейросетевые подходы к сегментации изображений.

Сравнительный анализ показал, что нейросетевой подход обеспечивает более точное и стабильное выделение объектов, в то время как методы бинаризации могут использоваться в качестве базового или предварительного этапа обработки. Полученные результаты подтверждают целесообразность применения сверточных нейронных сетей для анализа медицинских изображений.

Список литературы

- [1] Litjens G., Kooi T., Bejnordi B. et al. A survey on deep learning in medical image analysis // *Medical Image Analysis*. – 2017. – Vol. 42. – P. 60–88.
- [2] Ермоленко С. В., Каширина И. Л., Старичкова Ю. В. Постобработка результатов сегментации медицинских изображений // *Computational nanotechnology*. 2025. №2.
- [3] Горбунова А. В., Шмакова Я. В., Калугина О. Ф., Прохоров М. В., Бобров А. И., Кошечкин К. А. Использование методов компьютерного зрения и больших языковых моделей для проведения доклинических исследований // *Медицина*. 2024. №3.
- [4] Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // *Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*. – 2015. – P. 234–241.
- [5] Komura D., Ishikawa S. Machine learning methods for histopathological image analysis // *Computational and Structural Biotechnology Journal*. – 2018. – Vol. 16. – P. 34–42.
- [6] Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс; пер. с англ. – М.: Техносфера, 2012. – 1104 с.
- [7] Campanella G., Hanna M., Geneslaw L. et al. Clinical-grade computational pathology using weakly supervised deep learning on whole slide images // *Nature Medicine*. – 2019. – Vol. 25. – P. 1301–1309.

Авторский вклад

Васяева Татьяна Александровна – руководство исследованием методов цифровой обработки медицинских изображений.

Рябко Максим Алексеевич – постановка задачи исследования, изучение задачи исследования, разработка решения проблемы, исследование методов и анализ полученных результатов.

RESEARCH OF COMPUTER PROCESSING METHODS FOR MEDICAL IMAGES

T.A. Vasiaeva

Dean of the Faculty of Information Systems and Technologies of DNTU, PhD of Technical sciences, Associate Professor

M.A. Riabko

Graduate student of the Department of Automated Control Systems, DNTU

Abstract. The article discusses modern methods of computer processing of medical images, which are used for the analysis of digital microscopic data. Special attention is paid to the processing of high-resolution images obtained using digital microscopy technologies. The review of existing algorithms for segmentation and analysis of medical images is carried out, including classical methods of digital processing and modern neural network approaches. The features of processing microscopic images of blood smears, associated with the heterogeneity of staining and high density of objects, are considered. A method for image preprocessing and segmentation based on decomposing the original image into fixed-size segments, followed by object detection and morphometric analysis, has been proposed.

Keywords: Medical images, image segmentation, neural network methods, microscopic images, machine learning.