

УДК 004.932:612.17

АВТОМАТИЗАЦИЯ ОБРАБОТКИ МЕДИЦИНСКИХ ДАННЫХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ: ПОДХОДЫ И ПЕРСПЕКТИВЫ ВНЕДРЕНИЯ В КАРДИОЛОГИИ

Е.А. КУРЛЮК, Н.А. ЛАРЧЕНКО, М.В. ДАВЫДОВ, Е.К. КУРЛЯНСКАЯ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
(Минск, Беларусь)*

Аннотация. Статья посвящена автоматизации обработки медицинских данных с использованием технологий искусственного интеллекта (ИИ) и компьютерного зрения, особенно в кардиологии. Рассматриваются методы машинного обучения, включая глубокое обучение и OCR (оптическое распознавание символов), для анализа эхокардиограмм и других медицинских изображений. Проект направлен на автоматизацию ввода и обработки данных (биохимических анализов и данных суточного мониторинга артериального давления), что сокращает вероятность ошибок и ускоряет рабочие процессы. Внедрение технологии суперразрешения изображений (RealESRGAN) и модулей для сегментации текста способствует повышению точности распознавания данных. Проект демонстрирует потенциал для интеграции в системы персонализированного лечения и диагностики гипертонических заболеваний.

Ключевые слова: автоматизация, искусственный интеллект, компьютерное зрение, OCR, кардиология, суперразрешение, диагностика, эхокардиограмма, машинное обучение, персонализированное лечение.

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN CARDIOLOGY AND PROSPECTS FOR ITS IMPLEMENTATION

N.A. LARCHENKO, E.A. KURLYUK, M.V. DAVYDOV, E.K. KURLYANSKAYA

*Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics
(Minsk, Republic of Belarus)*

Abstract. The article is devoted to the automation of medical data processing using artificial intelligence (AI) and computer vision technologies, especially in cardiology. Machine learning methods, including deep learning and OCR (optical character recognition), for analyzing echocardiograms and other medical images are considered. The project aims to automate data input and processing (biochemical analyses and daily blood pressure monitoring data), which reduces the likelihood of errors and speeds up workflows. The introduction of super-resolution image technology (RealESRGAN) and text segmentation modules contributes to improving the accuracy of data recognition. The project demonstrates the potential for integration into systems for personalized treatment and diagnosis of hypertensive diseases.

Keywords: Automation, artificial intelligence, computer vision, OCR, cardiology, super-resolution, diagnosis, echocardiogram, machine learning, personalized treatment.

Введение

Современная медицина активно использует технологии искусственного интеллекта (ИИ) для автоматизации процессов обработки данных, включая кардиологию. Развитие методов машинного обучения и компьютерного зрения открывает новые возможности в анализе медицинских изображений, что позволяет сократить время обработки данных и снизить вероятность ошибок, связанных с человеческим фактором.

Примером успешного применения ИИ является использование глубокого обучения для интерпретации эхокардиограмм, что обеспечивает высокую точность диагностики заболеваний сердца [1]. Компьютерное зрение также может интегрироваться с большими объемами данных,

что позволяет создавать персонализированные планы лечения для пациентов с кардиологическими заболеваниями [2].

Предлагаемый проект направлен на автоматизацию процесса ввода и обработки данных, таких как результаты биохимических анализов и суточное мониторирование артериального давления (СМАД). Он будет интегрирован в более широкую систему «Персонализированные планы лечения гипертонических заболеваний на базе искусственного интеллекта». Данная система призвана оптимизировать работу врачей, минимизируя рутинные задачи, такие как ручной ввод данных и их проверка. Применение технологий OCR для распознавания текстовой информации с изображений отчетов, а также использование методов компьютерного зрения, позволит автоматизировать ввод данных, улучшить систематизацию и сократить время обработки. Это, в свою очередь, повысит эффективность создания персонализированных планов лечения.

Использование глубокого обучения в подобных системах способствует ускорению анализа диагностических изображений, таких как эхокардиограммы, обеспечивая точное распознавание структур сердца и количественную оценку, включая вычисление массы левого желудочка и фракции выброса [3]. Таким образом, проект позволяет значительно улучшить рабочие процессы в кардиологии и облегчает врачам принятие обоснованных решений на основе точных данных.

Проблематика ручной обработки данных в кардиологии

Анализ медицинских данных в кардиологии требует высокой точности и скорости. Ручной ввод данных из отчетов и анализов может приводить к ошибкам и задержкам в диагностике, что снижает эффективность лечения. Это особенно критично для анализа данных суточного мониторирования артериального давления (СМАД), где временные ряды измерений обширны и трудоемки для интерпретации. Введение автоматизированных систем на основе технологий OCR и компьютерного зрения позволяет минимизировать эти проблемы, ускоряя рабочие процессы и снижая риски ошибок.

Цифровизация медицинских данных, особенно в рамках «Персонализированных планов лечения гипертонических заболеваний на базе искусственного интеллекта», играет ключевую роль в повышении точности и доступности информации. Электронные записи значительно упрощают доступ к данным, позволяют хранить большие объемы информации и применять её для персонализированного подхода к лечению пациентов с гипертонией [4]. Автоматизация ввода данных и их дальнейший анализ с использованием ИИ позволяют снизить риск ошибок и ускорить процессы диагностики и принятия решений [5, 6].

Таким образом, автоматизация обработки данных с применением технологий искусственного интеллекта в рамках персонализированных планов лечения способствует повышению эффективности и точности диагностики и терапии гипертонических заболеваний.

Алгоритмы и методы

Взаимодействие основных компонентов системы автоматизированной обработки медицинских данных осуществляется следующим образом: изначально медицинское изображение (скан анализа) подвергается обработке с использованием модуля повышения разрешения изображений (RealESRGAN), который улучшает разрешение изображения и повышает читаемость текста. После этого применяется модуль сегментации строк, который выделяет текстовые строки непосредственно на изображении для дальнейшей обработки. Далее модуль оптического распознавания символов (OCR) выполняет извлечение текстовой информации из каждой строки. Заключительным этапом является работа текстового парсера, который анализирует распознанные данные, сопоставляет их с референтными значениями и выделяет ключевые параметры, значимые для диагностики гипертонических заболеваний. Далее рассмотрен каждый из модулей более подробно.

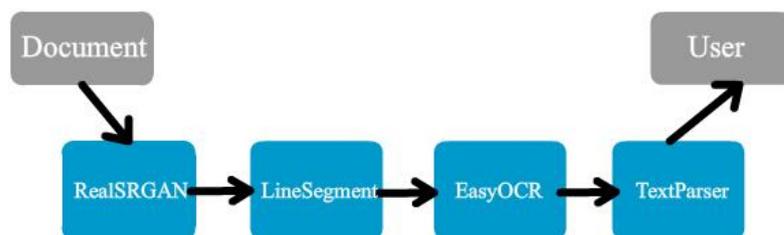


Рис. 1. Структурная схема взаимодействия основных модулей системы
Fig. 1. Structural diagram of interaction of the main modules of the system

OCR (EasyOCR) – библиотека, использующая комбинацию сверточных нейронных сетей (CNN) и рекуррентных нейронных сетей (RNN) для оптического распознавания текста на медицинских изображениях, таких как биохимические анализы или результаты СМАД. В EasyOCR для выделения текстовых регионов на изображениях применяются CNN, после чего RNN анализирует последовательности символов. Исследования показывают, что EasyOCR демонстрирует хорошие результаты при работе с изображениями низкого качества или с нечеткими фонами. В одном из исследований было выявлено, что при различных уровнях деградации изображений (размытость, изменение контраста и размера символов) точность EasyOCR варьировалась от 3% до 80%. Например, при значительной разнице в интенсивности между текстом и фоном возникали ошибки в распознавании символов, таких как 'o' и '0', или 'i' и 'l'. Размытость изображения снижала точность распознавания, однако для некоторых букв, таких как 'v', результаты улучшались. Уменьшение размера символов до 30-40% от исходного значительно снижало точность распознавания [7].

Таким образом, для повышения точности распознавания при наличии артефактов на изображениях, вызванных размытостью или низким разрешением, необходимо использование методов суперразрешения для предварительной обработки изображений.

RealESRGAN – генеративная состязательная сеть (GAN), применяемая для повышения разрешения изображений, которая используется для улучшения качества медицинских сканов перед их распознаванием с помощью OCR. Генератор RealESRGAN, основанный на Residual-in-Residual Dense Blocks (RRDB), эффективно восстанавливает текстуры изображения, минимизируя потери качества и артефакты, что особенно важно при работе с изображениями низкого качества. Согласно исследованию, хотя RealESRGAN показал худшие количественные результаты по метрикам PSNR и SSIM, визуальные сравнения показали, что RealESRGAN создает изображения с более четкими краями и улучшенной контрастностью, что делает его идеальным выбором для улучшения сканов медицинских изображений с последующей обработкой OCR [8].

В другом исследовании было показано, что методы суперразрешения, основанные на GAN, позволили улучшить точность OCR на 21% при работе с изображениями низкого разрешения, что делает такие подходы важными для повышения эффективности OCR в условиях низкокачественных данных [9].

Line Segmenter – модуль, предназначенный для сегментации текста на изображениях на отдельные строки. Этот этап необходим для более точного распознавания текста OCR, особенно в документах, содержащих таблицы или текст, структурированный в несколько строк. Модуль использует проекционные методы для определения границ строк на изображении, что значительно упрощает дальнейшую обработку текстовых данных. Сегментация строк позволяет извлекать текст более корректно, минимизируя ошибки, связанные с неправильной структурой текста.

Text Parser (APBMTextParser и BiochemistryTextParser) – это модули, которые анализируют извлеченные данные, сопоставляя их с референтными значениями. Парсеры применяются для поиска ключевых параметров, таких как биохимические показатели (например, уровень глюкозы, холестерина) или данные артериального давления. Эти параметры сопоставляются с референтными значениями, выделяются те, которые характерны

для гипертонических заболеваний. Это позволяет врачам быстрее интерпретировать результаты анализов и облегчает процесс диагностики, снижая нагрузку на медицинский персонал.

Графический интерфейс системы реализован с использованием библиотеки PyQt5 и предлагает интуитивно понятный интерфейс для взаимодействия с системой. Пользователю достаточно загрузить изображение с результатами анализов, выбрать необходимые опции (например, использовать суперразрешение или сегментацию строк), и система автоматически выполнит распознавание и анализ данных. Интерфейс предоставляет врачу возможность быстро и просто получить информацию, минимизируя количество рутинных действий.

Результаты и их обсуждение

Способность программного обеспечения анализировать и сравнивать извлеченные данные биохимии и СМАД с predetermined референтными значениями позволяет получить детальный обзор параметров здоровья пациента. Ниже обсуждаются результаты анализа каждого изображения (биохимия и СМАД).

Без применения технологий суперразрешения и сегментации строк данные обоих типов анализа демонстрировали значительные потери точности при распознавании, особенно в условиях низкого качества исходных изображений и сканов. Использование суперразрешения для биохимических данных значительно повысило точность распознавания и минимизировало ошибки, вызванные низким качеством изображений. Для данных СМАД использование одной только технологии суперразрешения оказалось недостаточным, применение модуля сегментации строк после суперразрешения значительно повысило точность обработки данных СМАД.

Загруженные результаты биохимического анализа обрабатываются с помощью OCR и анализируются с использованием референтных значений, предоставленных в специальном CSV-файле. Для каждого параметра программа проверяет, попадает ли значение в типичный диапазон. Подробная оценка параметров включает:

- соответствующие референтным значениям параметры: параметры, такие как АЛТ, глюкоза и общий холестерин, были успешно распознаны, а значения окрашены в соответствии с их сравнением с референтными значениями;
- параметры вне диапазона референтных значений: в некоторых случаях параметры, такие как мочевина, оказались за пределами референтных значений и были выделены красным цветом, чтобы привлечь внимание медицинского работника;
- неизвестные параметры: в некоторых случаях параметры могут не совпадать из-за различий в написании или лабораторных обозначениях или часть параметров не были среди предоставленных в CSV-файле (параметр Н).

На рисунках 2.а представлены часть документа биохимического анализа, который был подан на вход программы. На вход документ подается полностью в виде скана или фотографии документа. На рисунке 2.б результаты его обработки.

Показатель	Результат
АСТ	19
АЛТ	19
ЛДГ общий	199
Мочевина	6,8
Креатинин	64,2
Билирубин общий	10
Глюкоза	5,56
Общий белок	70
Натрий	138
Калий	4,3
Хлор	106
Холестерин общий	5,15
Триглицериды	0,97
ЛПВП-холестерин	1,16
ЛПНП-холестерин	3,95
Козфф-т атерогенности	3,4
Н	0,07

а

Результаты анализа:
аст: 19 Е/л - в пределах нормы
алт: 19 Е/л - в пределах нормы
лдг общий: 199 Е/л - в пределах нормы
мочевина: 6,8 ммоль/л - выше нормы
креатинин: 64,2 мкмоль/л - в пределах нормы
билирубин общий: 10 мкмоль/л - в пределах нормы
глюкоза: 5,56 ммоль/л - в пределах нормы
общий белок: 70 г/л - в пределах нормы
натрий: 138 ммоль/л - в пределах нормы
калий: 4,3 ммоль/л - в пределах нормы
хлор: 106 ммоль/л - в пределах нормы
холестерин общий: 5,15 ммоль/л - в пределах нормы
триглицериды: 0,97 ммоль/л - в пределах нормы
лпвп-холестерин: 1,16 ммоль/л - в пределах нормы
лпнп-холестерин: 3,95 ммоль/л - в пределах нормы
коэфф-т атерогенности: 3,4 - выше нормы
н: 0,07 Неизвестно - неизвестный параметр

б

Рис. 2. Пример работы: а – Данные биохимического анализа на изображении; б – Результат обработки
Fig. 2. Work example: a – Biochemical analysis data in the image; b – Processing result

Результаты СМАД включают несколько параметров, собранных за время измерений, такие как систолическое/диастолическое давление, среднее артериальное давление и частота сердечных сокращений. Эти данные были также обработаны с помощью OCR и окрашены в зависимости от референтных диапазонов.

Результаты СМАД, представленные на рисунке 3, включают несколько параметров: систолическое и диастолическое давление, среднее артериальное давление (МАР), частота сердечных сокращений (ВРМ), а также пульсовое давление (РР). Каждый из этих параметров был обработан с использованием OCR и систематизирован для дальнейшего анализа. Данные также были автоматически проверены на соответствие референтным значениям (зелёным цветом – нормальные значения, голубым – ниже нормы, красным – выше нормы), что позволило выделить отклонения, характерные для гипертонии. В дополнение к этим показателям, на основе данных СМАД возможно построение графиков изменения артериального давления и частоты сердечных сокращений в течение суток, что помогает врачам визуализировать динамику давления пациента.

Num	Time	Sys/Dia (mmHg)	HR (BPM)	MAP (mmHg)	PP (mmHg)
1+	11:11	149/102	91	112	47
2	11:20	158/102	89	115	56
3	11:30	151/101	87	112	50
4	11:47	138/ 96	87	107	42
5	11:57	141/ 93	84	104	48
6	12:14	161/112	80	123	49
7	12:29	164/102	93	114	62
9	13:05	136/ 92	89	103	44
10	13:22	132/ 94	94	102	38
11	13:32	142/ 98	89	109	44

a

Time	Sys/Dia	HR	MAP	PP
1 11:11	149/102	91	112	47
2 11:20	158/102	89	115	56
3 11:30	151/101	87	112	50
4 11:47	141/93	87	107	42
5 12:14	161/112	80	123	49
6 12:29	164/102	93	114	62
7 13:05	136/92	89	103	44
8 13:22	132/94	94	102	38
9 13:32	142/98	89	109	44
10 13:48	153/95	86	107	58
11 14:05	138/98	88	99	50

b

Рис. 3. Пример работы: *a* – Данные СМАД на изображении; *b* – Результат обработки
Fig. 3. Work example: *a* – CMAD data on the image; *b* – Processing result

Заключение

Результаты согласовывались с ручной проверкой, что демонстрирует потенциал программного обеспечения как эффективного инструмента для быстрого предварительного анализа данных биохимии и СМАД.

Данная система представляет собой важный шаг в сторону автоматизации медицинской диагностики и анализа данных. Использование технологий машинного обучения, таких как OCR и улучшение качества изображений, позволяет системе эффективно работать с различными видами медицинских отчетов и анализов, минимизируя необходимость ручного ввода данных. Благодаря модульной структуре, система легко расширяется и адаптируется к различным видам анализов, что делает её универсальным инструментом для медицинских учреждений. Данная система может быть успешно интегрирована в «Персонализированные планы лечения гипертонических заболеваний на базе искусственного интеллекта», где автоматизация обработки данных поможет персонализировать лечение, повышая его точность и эффективность.

Список литературы

1. Мадани, А., Онг, Дж. Р., Тибревал, А., Мофрад, М. Глубокая эхокардиография: эффективное использование данных для контролируемого и полу-контролируемого глубокого обучения с целью автоматизированной диагностики сердечных заболеваний // NPJ Digital Medicine. – 2018. – Т. 1. – Режим доступа: <https://www.nature.com/articles/s41746-018-0065-x>
2. Сломка, П., Дей, Д., Ситек, А., Мотвани, М., Берман, Д., Джермано, Г. Кардиологическая визуализация: движение к полностью автоматизированному машинному анализу и интерпретации // Expert Review of Medical Devices. – 2017. – Т. 14. – С. 197–212. – Режим доступа: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/17434440.2017.1300057>

3. Чжан, Дж., Гаджала, С., Агравал, П., Тайсон, Г., Халлок, Л. А., Бёссинк-Нельсон, Л., Лассен, М., Фан, Е., Арас, М., Джордан, С., Флейшман, К., Мелиско, М., Касим, А., Шах, С. Дж., Баджси, Р., Део, Р. Полностью автоматизированная интерпретация эхокардиограмм в клинической практике // *Circulation*. – 2018. – Т. 138. – С. 1623–1635. – Режим доступа: <https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCULATIONAHA.118.034338>
4. Миллер, А. Р., Такер, К. Границы политики здравоохранения: цифровые данные и персонализированная медицина // *Innovation Policy and the Economy*. – 2017. – Т. 17. – С. 49-75. – Режим доступа: <https://www.journals.uchicago.edu/doi/10.1086/688844>
5. ван Терхейден, Н. Информатика и массовый анализ данных в цифровом здравоохранении // *Информатика и массовый анализ данных в цифровом здравоохранении*. – 2018. – С. 55-64. – Режим доступа: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-61446-5_5
6. Абеджан, З., и др. Наука о данных в здравоохранении: преимущества, проблемы и возможности // *Data Science in Healthcare*. – 2019. – С. 3-38. – Режим доступа: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-05249-2_1
7. Салехудин, М. А. М., Басах, С., Язид, Х., Басаруддин, К., Сафар, М. Дж. А., Сом, М. Х. М., & Сидек, К. А. (2023). Анализ оптического распознавания символов с использованием EasyOCR при деградации изображения. *Journal of Physics: Conference Series*. Режим доступа: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/2641/1/012001>
8. Ямашита, М., & Марков, А. (2020). Улучшение медицинских изображений с использованием методов сверхвысокого разрешения. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*. Режим доступа: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-50426-7_37
9. Лат, А., & Джавахар, Ч. В. (2018). Повышение точности OCR с помощью методов сверхразрешения. 24-я Международная конференция по распознаванию образов (ICPR), 2018. Режим доступа: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8545609>

Reference

1. Madani, A., Ong, J. R., Tibrewal, A., Mofrad, M. Deep echocardiography: data-efficient supervised and semi-supervised deep learning towards automated diagnosis of cardiac disease // *NPJ Digital Medicine*. – 2018. – Т. 1. – Режим доступа: <https://www.nature.com/articles/s41746-018-0065-x>
2. Slomka, P., Dey, D., Sitek, A., Motwani, M., Berman, D., Germano, G. Cardiac imaging: working towards fully-automated machine analysis & interpretation // *Expert Review of Medical Devices*. – 2017. – Т. 14. – С. 197–212. – Режим доступа: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/17434440.2017.1300057>
3. Zhang, J., Gajjala, S., Agrawal, P., Tison, G., Hallock, L. A., Beussink-Nelson, L., Lassen, M., Fan, E., Aras, M., Jordan, C., Fleischmann, K., Melisko, M., Qasim, A., Shah, S. J., Bajcsy, R., Deo, R. Fully Automated Echocardiogram Interpretation in Clinical Practice // *Circulation*. – 2018. – Т. 138. – С. 1623–1635. – Режим доступа: <https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/CIRCULATIONAHA.118.034338>
4. Miller, A. R., Tucker, C. Frontiers of Health Policy: Digital Data and Personalized Medicine // *Innovation Policy and the Economy*. – 2017. – Т. 17. – С. 49-75. – Режим доступа: <https://www.journals.uchicago.edu/doi/10.1086/688844>
5. van Terheyden, N. Informatics and Mass Data Analysis in Digital Health // *Информатика и массовый анализ данных в цифровом здравоохранении*. – 2018. – С. 55-64. – Режим доступа: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-61446-5_5
6. Abedjan, Z., et al. Data Science in Healthcare: Benefits, Challenges and Opportunities // *Data Science in Healthcare*. – 2019. – С. 3-38. – Режим доступа: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-05249-2_1
7. Salehudin, M. A. M., Basah, S., Yazid, H., Basaruddin, K., Safar, M. J. A., Som, M. H. M., & Sidek, K. A. (2023). Analysis of Optical Character Recognition using EasyOCR under Image Degradation. *Journal of Physics: Conference Series*. <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/2641/1/012001>
8. Yamashita, M., & Markov, A. (2020). Medical Image Enhancement Using Super Resolution Methods. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*. Режим доступа: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-50426-7_37
9. Lat, A., & Jawahar, C. V. (2018). Enhancing OCR Accuracy with Super Resolution. 2018 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Режим доступа: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8545609>