



<http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2026-24-2-79-84>

УДК 004.738; 615.47

ЛОКАЛЬНАЯ СИСТЕМА ИНТЕРНЕТА МЕДИЦИНСКИХ ВЕЩЕЙ ДЛЯ АНАЛИЗА МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ МОНИТОРИНГЕ БОЛЕЗНИ АЛЬЦГЕЙМЕРА

В. А. ВИШНЯКОВ

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

Аннотация. Интеграция интернета медицинских вещей и технологий искусственного интеллекта создает новую парадигму в диагностической медицине. В статье, принимая во внимание растущие требования к безопасности данных, скорости обработки и нормативным ограничениям, рассмотрена архитектура локальной (edge-based) системы интернета медицинских вещей для анализа мультимодальных медицинских изображений, таких как магнитно-резонансная и позитронно-эмиссионная томография пациентов с болезнью Альцгеймера. В отличие от облачных решений предлагаемая система обеспечивает обработку данных непосредственно в медицинском учреждении, что минимизирует задержки, снижает риски, связанные с передачей конфиденциальных данных, и обеспечивает полный контроль над информацией. Система использует современные сверточные нейронные сети для автоматической сегментации, классификации и мультимодального анализа, демонстрируя увеличение диагностической точности при нейродегенеративных заболеваниях на 15–30 % в исследовательских задачах. Разработаны структура и детализация системы, описаны ее ключевые блоки. Рассмотрено обучение нейронных сетей, распознавание с их помощью болезни Альцгеймера. Отмечены преимущества локального подхода и перспективы внедрения системы интернета медицинских вещей.

Ключевые слова: интернет медицинских вещей, болезнь Альцгеймера, магнитно-резонансная томография, позитронно-эмиссионная томография, сверточные нейронные сети, система диагностики.

Для цитирования. Вишняков, В. А. Локальная система интернета медицинских вещей для анализа медицинских изображений при мониторинге болезни Альцгеймера / В. А. Вишняков // Доклады БГУИР. 2026. Т. 24, № 2. С. 79–84. <http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2026-24-2-79-84>.

A LOCAL INTERNET OF MEDICAL THINGS SYSTEM FOR MEDICAL IMAGE ANALYSIS IN ALZHEIMER'S DISEASE MONITORING

ULADZIMIR VISHNIAKOU

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

Abstract. The integration of the internet of medical things and artificial intelligence technologies is creating a new paradigm in diagnostic medicine. Taking into account growing demands for data security, processing speed, and regulatory restrictions, this article examines the architecture of a local (edge-based) internet of medical things system for analyzing multimodal medical images, such as magnetic resonance imaging and positron emission tomography scans of patients with Alzheimer's disease. Unlike cloud-based solutions, the proposed system processes data directly at the medical facility, minimizing delays, reducing the risks associated with the transfer of confidential data, and providing complete control over the information. The system utilizes modern convolutional neural networks for automatic segmentation, classification, and multimodal analysis, demonstrating a 15–30 % increase in diagnostic accuracy for neurodegenerative diseases in research settings. The structure and details of the system are developed, and its key components are described. Neural network training and Alzheimer's disease recognition using these networks are discussed. The advantages of the local approach and the prospects for implementing the internet of medical things system are highlighted.

Keywords: internet of medical things, Alzheimer's disease, magnetic resonance imaging, positron emission tomography, convolutional neural networks, diagnostic system.

For citation. Vishniakou U. (2026) A Local Internet of Medical Things System for Medical Image Analysis in Alzheimer's Disease Monitoring. *Doklady BGUIR*. 24 (2), 79–84. <http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2026-24-2-79-84> (in Russian).

Введение

Для диагностирования болезни Альцгеймера используется анализ нейровизуализации (магнитно-резонансная томография (МРТ) и позитронно-эмиссионная томография (ПЭТ)) речи, акустических паттернов и цифровых биомаркеров. В [1] приведены результаты диагностики заболеваний пациентов с помощью речи, акустических паттернов и цифровых биомаркеров. В данной статье для мониторинга болезни Альцгеймера рассмотрено использование МРТ и ПЭТ.

Современная лучевая диагностика сталкивается с двойным вызовом: экспоненциальным ростом объема и сложности данных (особенно при мультимодальной визуализации, такой как ПЭТ/МРТ), а также с необходимостью в ускорении и стандартизации анализа. Интернет медицинских вещей (IoMT) представляет собой сеть взаимосвязанных медицинских устройств, датчиков и систем, способных собирать данные и обмениваться ими. Обработка таких данных с помощью ресурсоемких нейронных сетей делегируется облачным платформам. Однако этот подход имеет существенные недостатки: задержка передачи больших файлов (DICOM-изображений; DICOM, Digital Imaging and Communications in Medicine – медицинский отраслевой стандарт создания, хранения, передачи и визуализации цифровых медицинских изображений и документов обследованных пациентов), риск утечки конфиденциальной информации пациентов, зависимость от качества интернет-соединения, сложность с соблюдением строгих нормативных требований в различных странах.

Переход к архитектуре локальной (edge-based) системы IoMT позволяет перенести вычислительные мощности ближе к источнику данных – в периметр медицинского учреждения. Это соответствует общей тенденции развития IoMT, где для обработки критически важных данных в реальном времени и снижения нагрузки на облачные платформы используются сетевые шлюзы и локальные серверы [2]. Внедрение такой системы не только решает проблемы безопасности и скорости, но и создает основу для реальной интеграции искусственного интеллекта в клинический рабочий процесс, предоставляя врачу инструмент для поддержки принятия решений непосредственно в момент исследования.

Технология распознавания при нейровизуализации

Магнитно-резонансная томография в контексте IoMT и искусственного интеллекта, обеспечивающая высокую контрастность мягких тканей, является основным методом диагностики в неврологии, онкологии и ортопедии. В рамках IoMT-системы МРТ-сканер выступает как интеллектуальное медицинское устройство, генерирующее стандартизированные данные DICOM для последующего автоматического анализа [1]. В обработке магнитно-резонансной томографии широко применяются сверточные нейронные сети. Сегментация структур архитектуры типа U-Net позволяет с высокой точностью автоматически выделять области интереса, такие как опухоли головного мозга (глиомы), гиппокамп или белое вещество, что критически важно для планирования лечения и мониторинга [3]. При классификации заболеваний глубокое обучение используется для диагностики и прогнозирования их течения по структурным изменениям. Например, сверточные нейронные сети анализируют паттерны атрофии головного мозга для раннего выявления болезни Альцгеймера или дифференциации типов деменции [4]. Алгоритмы на основе глубокого обучения применяются для реконструкции изображений из неполных данных, что позволяет сократить время сканирования, или для подавления шумов, улучшая диагностическую ценность [3].

Позитронно-эмиссионная томография и глубокое ее обучение предоставляют уникальную функциональную и метаболическую информацию, незаменимую в онкологии (стадирование, оценка ответа на терапию) и неврологии (оценка нейродегенеративных процессов). Однако ПЭТ-изображения традиционно характеризуются высоким уровнем шума и низким пространственным разрешением. Глубокое обучение улучшает обработку позитронно-эмиссионной томографии по трем основным направлениям [5]:

1) подавление шума и реконструкция изображений: сверточные нейронные сети способны улучшить отношение сигнал/шум на изображениях, полученных при низких дозах радиофармпрепарата, или напрямую реконструировать качественные изображения из сырых данных (синуограмм), что уменьшает лучевую нагрузку на пациента без потери диагностического качества;

2) совместный анализ с магнитно-резонансной томографией (мультимодальная интеграция). Комбинированная ПЭТ/МРТ-визуализация, позволяющая получить анатомическую и функциональную информацию за одно исследование, является идеальным объектом для анализа нейронными сетями [6]. Модели учатся совместно интерпретировать данные. Например, анатомические ориентиры с магнитно-резонансной томографией помогают точно локализовать области патологического метаболизма на позитронно-эмиссионной томографии, а ее данные, в свою очередь, могут повысить специфичность МРТ-диагностики [4]. Исследования показывают, что такие мультимодальные модели превосходят унимодальные в задачах классификации при диагностике болезни Альцгеймера;

3) количественный анализ и прогноз. Сверточные нейронные сети автоматически вычисляют стандартизированные показатели накопления SUV (standardized uptake value) (в ПЭТ-диагностике – это количественный метод оценки метаболической активности тканей, измеряющий уровень поглощения радиофармпрепарата), сегментируют очаги и прогнозируют ответ на терапию или общую выживаемость, основываясь на исходных метаболических характеристиках опухоли.

Структура локальной системы IoMT для анализа снимков магнитно-резонансной и позитронно-эмиссионной томографии

Структура локальной системы интернета медицинских вещей строится на принципе обработки данных на границе сети (edge computing) и состоит из блоков, приведенных на рис. 1 (PACS/RIS-система управления и обработки медицинских изображений и данных).



Рис. 1. Структура локальной системы интернета медицинских вещей для анализа медицинских изображений

Fig. 1. Structure of a local internet of medical things system for medical image analysis

Рассмотрим назначение и функции блоков локальной системы IoMT.

Блок генерации данных включает современные томографы, которые являются сложными IoT-устройствами. Интегрированные ПЭТ/МРТ-сканеры (Siemens Biograph mMR) идеальны для такой системы, поскольку сразу генерируют зарегистрированные мультимодальные данные, готовые для анализа [7]. Ключевое требование – наличие стандартизированных сетевых интерфейсов (DICOM) для передачи изображений в локальную сеть учреждения.

Блок сбора и агрегации данных выполняет роль защищенного шлюза между устройствами и аналитическим центром. Используются высокоскоростные проводные (Ethernet) и беспроводные (Wi-Fi, 5G-сети для помещений) технологии для минимизации задержек внутри учреждения [1]. На этом уровне осуществляются первичная проверка целостности данных, их анонимизация (при необходимости) и буферизация перед отправкой на обработку.

Локальный аналитический центр – ядро системы, развернутое на серверах или вычислительных кластерах в пределах медицинского учреждения. Центр включает:

- локальное DICOM-хранилище: временное или постоянное хранилище изображений, интегрированное с архивом PACS (Picture Archiving and Communication System). Обеспечивает быстрый доступ к данным для алгоритмов;

- вычислительный сервер искусственного интеллекта: содержит набор предобученных и валидированных нейросетевых моделей (3D сверточные нейронные сети для сегментации бляшек на магнитно-резонансной томографии, модели для шумоподавления позитронно-эмиссионной томографии, мультимодальные классификаторы). Обработка происходит без отправки данных вовне. Модели могут периодически дообучаться на анонимизированных внутренних данных с соблюдением всех этических норм, повышая свою точность и адаптируясь к локальным особенностям;

- компонент обучения и пояснения. Используются методы трансферного обучения (тонкая настройка крупных моделей) и оптимизированные фреймворки (TensorRT, OpenVINO). Важным составляющим является модуль объясняемого искусственного интеллекта (gradient-weighted class activation mapping, Grad-CAM), который визуализирует области изображения, повлиявшие на решение модели, повышая доверие клиницистов [4].

Блок принятия решений. Врач-рентгенолог или клиницист получает результаты анализа через специализированное рабочее место. Алгоритм предоставляет не просто диагноз, а структурированный отчет: аннотированные изображения с выделенными областями патологии, количественные показатели (объем опухоли, уровень накопления радиофармпрепарата), дифференциальный диагноз с оценкой вероятности. Это позволяет врачу действовать быстрее и точнее, используя искусственный интеллект как «второе мнение».

Обучение нейронной сети в локальной системе

Обучение модели – итеративный процесс настройки алгоритма для точной классификации стадий заболевания (например, «Нет деменции», «Умеренная деменция»). В локальном контексте он включает пять этапов, которые перечислены в табл. 1 [1, 8].

Таблица 1. Процесс обучения нейронной сети
Table 1. The process of training a neural network

Этап	Описание процесса	Пример использования
1. Сбор данных	Локальный сервер агрегирует МРТ-снимки с томографов учреждения и, возможно, данные носимых датчиков [9]	В публичном наборе Kaggle с 33 984 МРТ-изображениями, разделенными на 4 класса по тяжести деменции [10]
2. Предобработка	Для улучшения качества данных и борьбы с дисбалансом классов применяются аугментация и синтетическая генерация	В условной генеративно-сопоставительной сети Вассерштейна для создания синтетических изображений и балансировки набора данных [10]. Для ПЭТ эффективны методы аугментации, подчеркивающие границы (Prewitt-edge)
3. Выбор и настройка модели	Применяется трансферное обучение: берется предобученная модель и доучивается на локальных медицинских данных	В архитектуре ResNet152, предобученной на ImageNet, с заменой последнего слоя для классификации стадий болезни Альцгеймера
4. Обучение и валидация	Модель обучается на локальном вычислительном кластере. Данные делятся на обучающую, валидационную и тестовую выборки	В предлагаемой локальной системе IoMT достигнута точность 97,7 %, что превосходит многие аналоги [10]
5. Внедрение	Обученная модель развертывается на edge-сервере в клинике, где интегрируется с системой PACS для анализа новых снимков	

Распознавание и интерпретация результатов

Когда обученная модель интегрирована в клиническую инфраструктуру, процесс анализа нового снимка выглядит следующим образом.

Поступление нового изображения: врач загружает МРТ-снимок пациента в локальную рабочую станцию.

Автоматический анализ: система предобрабатывает снимок и пропускает его через нейронную сеть.

Генерация заключения: система выдает предварительное заключение (например, «Умеренная деменция») с оценкой вероятности.

Объяснение решения: чтобы повысить доверие врачей, система визуализирует области снимка, повлиявшие на решение (через Grad-CAM), выделяя такие зоны, как гиппокамп.

Клиническое решение: врач рассматривает вывод искусственного интеллекта вместе с оригинальным снимком и другой информацией о пациенте для постановки окончательного диагноза.

Локальные IoMT-системы могут быть расширены за счет:

– мультимодального анализа: совместное использование магнитно-резонансной и позитронно-эмиссионной томографии, или создание синтетических ПЭТ-изображений на основе магнитно-резонансной томографии для оценки амилоидных бляшек;

– повышения объяснимости: применение нескольких алгоритмов открытой логики (SHAP, LIME) для более полного объяснения решений модели;

– республиканского обучения: единая модель на данных нескольких больниц без передачи самих данных, что повышает точность и сохраняет конфиденциальность.

Заключение

1. Разработана структура локальной системы интернета медицинских вещей для анализа медицинских изображений болезни Альцгеймера, включающая блоки генерации данных, сбора и агрегации данных, принятия решений, локальный аналитический центр. Система диагностики болезни Альцгеймера выполняет обработку данных в медицинском учреждении, что минимизирует задержки, снижает риски, связанные с передачей конфиденциальных данных, и обеспечивает полный контроль над информацией.

2. Представленная система использует современные сверточные нейронные сети для автоматической сегментации, классификации и мультимодального анализа. Отмечено увеличение диагностической точности при нейродегенеративных заболеваниях на 15–30 %.

3. Полученные результаты исследований могут стать основой для миниатюризации и удешевления вычислительного оборудования в малых клиниках, способствовать развитию республиканского обучения, которое позволит больницам совместно улучшать модели, не обмениваясь данными пациентов. Кроме того, возможна глубокая интеграция с электронными медицинскими картами для создания целостного прогностического профиля пациента.

Список литературы

1. Вишняков, В. А. Машинное обучение, нейронные сети, интернет вещей, блокчейн в IT-диагностике / В. А. Вишняков. Минск: Респуб. ин-т высш. шк., 2025.
2. Dwivedi, R. Potential of Internet of Medical Things (IoMT) Applications in Building a Smart Healthcare System: A Systematic Review / R. Dwivedi, D. Mehrotra, S. Chandra // Journal of Oral Biology and Craniofacial Research. 2021. Vol. 12, No 10. P. 1–17.
3. Deep Convolutional Neural Networks in Medical Image Analysis: A Review / I. D. Mienye [et al.] // Information. 2025. Vol. 16, No 3.
4. Automated Detection of Alzheimer's Disease: A Multi-Modal Approach with 3D MRI and Amyloid PET / G. Castellano [et al.] // Scientific Reports. 2024. Vol. 14. P. 1–12.
5. Deep Learning-Based PET Image Denoising and Reconstruction: A Review / F. Hashimoto [et al.] // Radiological Physics and Technology. 2024. Vol. 17. P. 24–46.
6. Медицинские показания ПЭТ/МРТ [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://bioskaner.eu/ru/meditinskic-pokazaniya-pet-mrt/>. Дата доступа: 24.01.2026.
7. Whole-Body PET/MRI of Pediatric Patients: The Details That Matter / A. Pareek [et al.] // Journal of Visualized Experiments. 2017. Vol. 19.

8. Vishniakou, U. A. Mobile IT-Diagnostic System for Alzheimer's Disease Recognition / U. A. Vishniakou, Yu Chuyue // *Journal of Advances in Health and Medical Sciences*. 2024. Vol. 10. P. 20–23.
9. A Perspective Roadmap for IoMT-Based Early Detection and Care of the Neural Disorder, Dementia / S. Juneja [et al.] // *Journal of Healthcare Engineering*. 2021.
10. IoMT Driven Alzheimer's Prediction Model Empowered with Transfer Learning and Explainable AI Approach in Healthcare 5.0 / A. H. Khan [et al.] // *Scientific Reports*. 2025. Vol. 15, No 1.

Поступила 10.02.2026

Принята в печать 03.04.2026

References

1. Vishniakou U. A. (2025) *Machine Learning, Neural Networks, the Internet of Things, and Blockchain in IT Diagnostics*. Minsk, Republican Institute of Higher Education.
2. Dwivedi R., Mehrotra D., Chandra S. (2021) Potential of Internet of Medical Things (IoMT) Applications in Building a Smart Healthcare System: A Systematic Review. *Journal of Oral Biology and Craniofacial Research*. 12 (10), 1–17.
3. Meunier I. D., Svart T., Obaido G., Jordan M., Ilono P. (2025) Deep Convolutional Neural Networks in Medical Image Analysis: A Review. *Information*. 16 (3).
4. Castellano G., Esposito A., Lella E., Montanaro G., Vessio G. (2021) Automated Detection of Alzheimer's Disease: A Multi-Modal Approach with 3D MRI and Amyloid PET. *Scientific Reports*. 14, 1–12.
5. Hashimoto F., Onishi Y., Ote K., Tashima H., Reader A. J., Yamaya T. (2024) Deep Learning-Based PET Image Denoising and Reconstruction: A Review. *Radiological Physics and Technology*. 17, 24–46.
6. Medical Indications of PET/MRI. Available: <https://bioskaner.eu/ru/meditsinskie-pokazaniya-pet-mrt/> (Accessed 24 January 2026) (in Russian).
7. Pareek A., Muehe A. M., Theruvath A. J., Gulaka P. K., Spunt S. L., Daldrup-Link H. E. (2017) Whole-Body PET/MRI of Pediatric Patients: The Details That Matter. *Journal of Visualized Experiments*. 19.
8. Vishniakou U. A., Yu Chuyue (2024) Mobile IT-Diagnostic System for Alzheimer's Disease Recognition. *Journal of Advances in Health and Medical Sciences*. 10, 20–23.
9. Juneja S., Dhiman G., Kautish S., Viriyasitavat W., Yadav K. (2021) A Perspective Roadmap for IoMT-Based Early Detection and Care of the Neural Disorder, Dementia. *Journal of Healthcare Engineering*.
10. Khan A. H., Ali D., Ahmed S., Alhumam A., Khan M. F., Siddiqui S. Y. (2025) IoMT Driven Alzheimer's Prediction Model Empowered with Transfer Learning and Explainable AI Approach in Healthcare 5.0. *Scientific Reports*. 15 (1).

Received: 10 February 2026

Accepted: 3 April 2026

Сведения об авторе

Вишняков В. А., д-р техн. наук, проф. каф. инфокоммуникационных технологий, Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники

Адрес для корреспонденции

220013, Республика Беларусь,
Минск, ул. П. Бровки, 6
Белорусский государственный университет
информатики и радиоэлектроники
Тел.: +375 44 486-71-82
E-mail: vish@bsuir.by
Вишняков Владимир Анатольевич

Information about the author

Vishniakou U., Dr. Sci. (Tech.), Professor at the Department of Infocommunication Technologies, Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics

Address for correspondence

220013, Republic of Belarus,
Minsk, P. Brovki St., 6
Belarusian State University
of Informatics and Radioelectronics
Tel.: +375 44 486-71-82
E-mail: vish@bsuir.by
Vishniakou Uladzimir