

## **ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ АНАЛИЗА МЕДИЦИНСКИХ ДАННЫХ И ПОДДЕРЖКИ КЛИНИЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ**

**Маняшев Э.Р.**, старший преподаватель

**Пищикова А.А., Мальков О.К.**, студенты

МГТУ им. Н.Э. Баумана, г. Москва, Россия

**Аннотация.** В статье рассматриваются современные подходы к использованию искусственного интеллекта, применяемые в медицинской практике, а также их технические основы и реальные примеры внедрения, в том числе на территории Российской Федерации. Описано применение сверточных и рекуррентных нейронных сетей, методы обратного распространения ошибки, технологии обработки больших данных и роль облачных вычислений в обеспечении работы ИИ-систем в реальном времени. Представлены примеры практических решений, демонстрирующие эффективность ИИ в диагностике, прогнозировании заболеваний и поддержке клинических решений.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, медицина, глубокое обучение, нейронные сети, большие данные, обработка медицинских изображений, диагностика

Стремительное развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ) оказывает значительное влияние на медицинскую отрасль, создавая предпосылки для повышения качества диагностики, оптимизации лечения и автоматизации анализа больших массивов медицинских данных. В основе современных интеллектуальных систем лежат методы машинного и глубокого обучения, позволяющие анализировать сложные медицинские изображения, клинические записи и показатели состояния пациентов в реальном времени.

Особую роль в медицинских приложениях с искусственным интеллектом играют сверточные (C NN – convolutional neural network)

и рекуррентные нейронные сети, которые обеспечивают высокую точность при обработке изображений, временных рядов и неструктурированной информации. Такие технологии уже интегрированы в передовые медицинские решения, например в системы раннего выявления онкологических заболеваний. Важным фактором их эффективности является использование облачных вычислений, интерпретируемых моделей и распределённых методов обучения, что позволяет обеспечивать масштабируемость, доступность и конфиденциальность данных.

Чтобы оценить по достоинству технические достижения, позволившие ИИ добиться небывалых высот в медицине, необходимо рассмотреть реальные примеры их применения. Одним из таких примеров служит использование сверточных нейронных сетей. Эта технология применяется для анализа медицинских изображений разного профиля и базируется на методах глубокого обучения и методе обратного распространения ошибок. На сегодняшний день сверточные нейронные сети представляют собой архитектуру, задача которой - выделять ключевые признаки на изображениях: форму, текстуру или контуры объектов.

Быстроразвивающаяся технология CNN сразу нашла своё применение в реальной медицинской практике в силу того, что анализ рентгеновских снимков, компьютерной томографии и магнитно-резонансной томографии крайне трудоёмкие процессы, особенно если нужно выявлять закономерности или тенденции в состоянии пациента. На основе этой технологии функционирует система PathAI [3], которая демонстрирует высокую точность в выявлении злокачественных новообразований в тканях. PathAI была обучена на миллионах изображений, снабженных разъяснениями опытных специалистов. После прохождения независимых испытаний, система доказала, что может самостоятельно анализировать медицинские снимки, обнаруживая даже самые незначительные отклонения, которые могут указывать на ранние стадии рака. Уже сейчас это позволяет сократить риск ошибок, связанных с человеческим фактором, и существенно ускорить диагностику. Благодаря технологии CNN система PathAI с точностью до 95% обнаруживает злокачественные образования, что на 10% выше, чем средний показатель у опытных радиологов [3]. Если наращивать количество исходных данных и совершенствовать систему, прогнозируется, что этот процент может быть увеличен до 15-18%.

Технической основой прогресса вышеописанных систем является метод обратного распространения ошибки. Он позволяет нейронным сетям корректировать свои веса на каждом этапе обучения. При обработке медицинских изображений сеть анализирует миллионы пикселей один за одним, выявляет закономерности, сравнивает с исходными данными и анализирует схожесть. Этот механизм позволяет ей путём постоянного поиска по «деревьям данных» распознавать ключевые признаки, такие как границы опухоли или аномалии в структуре ткани. Каждый этап обучения позволяет сети улучшать свою точность, изменяя веса нейронов на основе полученных данных. Это позволяет таким системам стать надёжными инструментами, способными выполнять многопрофильную работу самостоятельно [1].

Ещё одной важной технологией, которая приблизила медицинскую сферу к автоматизации, является обработка больших данных. Электронные медицинские карты,

Автор: Маняшев Э.Р., Пищикова А.А., Мальков О.К.  
19.11.2025 16:46 - Обновлено 19.11.2025 20:37

---

результаты лабораторных исследований и данные медицинских устройств являются лишь малой частью тех данных, что проходят через врачей каждый день. Технологии ИИ могут интегрировать их в свою базу знаний и использовать их для создания прогнозов, диагностики и предложений по лечению. IBM Watson for Oncology является примером такой системы, использующей большие данные [4].

Технически система IBM Watson реализована на основе методов обработки естественного языка. Она анализирует неструктурированные данные: записи в медицинских картах, научные статьи, специальную литературу. Всё для того, чтобы находить закономерности и связи между симптомами и методами лечения. С помощью дополнительных инструментов Watson может эффективно обрабатывать всю необходимую информацию, обновляя свои модели и предлагая точные рекомендации по лечению для каждого пациента в индивидуальном порядке. Неоспоримым преимуществом таких систем является способность работать в реальном времени.

Современные вычислительные мощности позволили работать интеллектуальным системам в реальном времени. Этот факт усиливает влияние ИИ в медицине. Сегодня благодаря мощным графическим процессорам и облачным вычислениям стало возможным решать задачи, которые ранее требовали недель обработки, всего за несколько часов. Примером может служить проект DeepMind Health, который использует облачную платформу для обработки данных. Система помогает диагностировать заболевания почек, анализируя показатели пациентов с разными заболеваниями, такие как уровни креатинина, для предсказания острых почечных повреждений. Эта система использует технологии глубокого обучения, чтобы предсказать риски развития заболевания за 48 часов до его наступления. В основе этой системы лежат рекуррентные нейронные сети, которые анализируют временные ряды данных и выявляют скрытые закономерности в изменениях показателей здоровья пациента.

Также ИИ занимает не последнее место в автоматизации медицинских процессов. Демонстрационным примером является система Epic's Clinical Decision Support (CDS), которая интегрируется с электронными медицинскими картами и использует алгоритмы машинного обучения для анализа данных пациентов [2]. Задача системы - предлагать рекомендации по лечению, на основе анализа следующих параметров: результаты лабораторных анализов, симптомы и история болезни пациента. Используя методы кластеризации и классификации данных, CDS помогает врачам принимать более точные и обоснованные решения, что снижает риск ошибок и улучшает качество лечения.

Ярким примером успешной реализации описанных выше технологий в области медицинской визуализации является проект, разработанный компанией Yandex совместно с Санкт-Петербургским государственным педиатрическим медицинским университетом[6]. В рамках этого проекта была создана специализированная нейросеть для автоматической сегментации и анализа МРТ-снимков головного мозга младенцев до 12 месяцев. Это первое в мире решение подобного рода. Технической основой проекта стали архитектуры сверточных нейронных сетей (U-Net и ResNet), которые были обучены для высокоточного разграничения серого и белого вещества на изображениях с низким контрастом, что традиционно представляет сложность для ручного анализа. Ключевой задачей алгоритма является количественная оценка объемов тканей мозга, что позволяет выявить отклонения в темпах миелинизации. Они являются ключевым маркером нормального развития центральной нервной системы и ранних признаков заболеваний таких, как детский церебральный паралич (ДЦП). Для преодоления дефицита размеченных данных, характерного для педиатрических исследований, разработчики применили комбинированный подход, используя предварительную разметку с помощью открытой модели BIBSNet с её последующей ручной коррекцией опытными врачами-радиологами. При этом, как и в случае с любым медицинским ИИ, для его клинического внедрения необходимы тщательная валидация, решение вопросов конфиденциальности данных пациентов и получение регуляторных одобрений.

Автор: Маняшев Э.Р., Пищикова А.А., Мальков О.К.  
19.11.2025 16:46 - Обновлено 19.11.2025 20:37

---

Не стоит забывать и о возможных проблемах, в частности технических. Таковыми являются смещение данных и хрупкость моделей (brittleness). Алгоритмы, демонстрирующие высочайшую точность на данных конкретного медицинского учреждения, часто значительно теряют в эффективности при применении в других больницах или для иных демографических групп. Это связано с различиями в оборудовании, протоколах обследований и популяционных характеристиках пациентов. Например, модель, обученная на данных европейского населения, может показывать худшие результаты при диагностике у пациентов азиатского происхождения, что требует дополнительной валидации и, зачастую, дообучения на локальных данных для обеспечения надежной работы.

Отдельно следует выделить правовые ограничения, существующие при использовании ИИ в медицине. Правовые ограничения в России включают отсутствие четких стандартов, сложности с доступом к обезличенным медицинским данным для обучения, а также необходимость обязательной государственной регистрации и экспертизы[5]. При этом отсутствует четкое разграничение ответственности за решения основанные на рекомендациях ИИ.

Искусственный интеллект уже сегодня демонстрирует огромный потенциал в медицине. Технологические достижения в области машинного обучения, обработки больших данных и вычислительных мощностей позволяют ИИ-системам улучшать диагностику, лечение и прогнозирование заболеваний. В ближайшем будущем ожидается стремительное развитие ИИ, который станет еще более интегрированным в медицинские процессы, обеспечивая врачей мощными инструментами для улучшения здоровья пациентов.

## Литература

1. Проблема регулирования ИИ в медицине [Электронный ресурс] // Медзнат. – URL: <https://www.medznat.ru/news/medical-news/iskusstvennyi-intellekt-v-medicine-trebuuet-pravovy> (дата обращения: 15.11.2025)

Автор: Маняшев Э.Р., Пищикова А.А., Мальков О.К.  
19.11.2025 16:46 - Обновлено 19.11.2025 20:37

---

2.Epic Systems. Clinical Decision Support Overview. Epic Documentation, 2021.

3. Esteva A., et al. A guide to deep learning in healthcare. Nature Medicine, 2019.

4.Glass B., Vandenberghe M. E., Chavali S. T., Javed S. A., Rebelatto M., Sridharan Sh., Elliott H., Rao S., Montalto M., Resnick M., Wapinski I., Beck A., Barker C. Machine learning models to quantify HER2 for real-time tissue image analysis in prospective clinical trials // Journal of Clinical Oncology. 2021. Vol. 39, no. 15\_suppl. P. 3061. DOI: 10.1200/jco.2021.39.15\_suppl.3061.

5.IBM Watson Health. Watson for Oncology: Technical Overview. IBM Whitepaper, 2020.

6.Yandex B2B Tech and ShAD will help improve the accuracy of cerebral palsy diagnosis and neonatal therapy // Tadviseer. 2025. URL: [https://tadviseer.com/index.php/Project:Yandex\\_B2B\\_Tech\\_and\\_ShAD\\_will\\_help\\_improve\\_the\\_accuracy\\_of\\_cerebral\\_palsy\\_diagnosis\\_and\\_neonatal\\_therapy](https://tadviseer.com/index.php/Project:Yandex_B2B_Tech_and_ShAD_will_help_improve_the_accuracy_of_cerebral_palsy_diagnosis_and_neonatal_therapy) (дата обращения: 10.10.2025)