



ПЕРСПЕКТИВЫ ПРИМЕНЕНИЯ АЛГОРИТМОВ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В
РАДИОЛОГИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКЕ
ПАТОЛОГИЙ ПОЛОСТИ НОСА

Каримова Н. А.

ТГМУ Кафедра ЛОР. к.м.н., ассистент

Очилов Ж. Ф.

ТГМУ кафедра ЛОР. магистр

ARTICLE INFO:

Received: 01.10.2026

Revised: 02.10.2026

Accepted: 03.10.2026

KEY WORDS:

Искусственный
интеллект,
радиология,
компьютерная
томография,
околоносовые пазухи,
хронический
риносинусит, глубокое
обучение, радиомика,
сверточные нейронные
сети, цифровая
медицина.

ABSTRACT

В данной статье анализируются применение и перспективы искусственного интеллекта (ИИ), в частности методов глубокого обучения (Deep Learning) и компьютерного зрения (Computer Vision), в радиологической диагностике патологий полости носа и околоносовых пазух. Освещена роль систем ИИ в автоматическом анализе изображений компьютерной (КТ) и магнитно-резонансной томографии (МРТ), дифференциальной диагностике заболеваний, а также в снижении вероятности врачебных ошибок. Дополнительно рассматриваются технологические основы алгоритмов, архитектуры нейронных сетей, применяемых в медицинской визуализации, а также эτικο-правовые аспекты интеграции нейросетей в рутинную клиническую практику.

Введение: Воспалительные заболевания полости носа и околоносовых пазух (ОНП), такие как риносинуситы, назальный полипоз и кисты, относятся к числу наиболее распространенных патологий во всем мире. Они приводят к значительному снижению качества жизни пациентов и требуют колоссальных затрат со стороны систем здравоохранения.

В оториноларингологии «золотым стандартом» для точной диагностики, определения распространенности процесса и планирования хирургического вмешательства является компьютерная томография (КТ). Мультиспиральная КТ высокого разрешения позволяет



визуализировать тончайшие костные структуры и оценивать состояние слизистой оболочки. Однако визуальная оценка тысяч томографических срезов в повседневной практике требует от врача-рентгенолога высокой концентрации, опыта и значительных затрат времени. В условиях нарастающего дефицита кадров в радиологии это приводит к профессиональному выгоранию специалистов и риску пропуска важных диагностических находок.

В последние годы технологии искусственного интеллекта (ИИ) фундаментально меняют процесс диагностики, обеспечивая быстрый и точный анализ больших объемов радиологических данных. Переход от классического машинного обучения к многослойным архитектурам глубокого обучения открыл новую эру в медицинской визуализации, позволяя системам не только ассистировать врачу, но и выявлять скрытые закономерности, недоступные человеческому глазу.

Основная часть: Роль и технологии ИИ в радиологической диагностике

1. Автоматическая сегментация анатомических структур. Сегментация медицинских изображений — это процесс разделения КТ- или МРТ-скана на смысловые области. Алгоритмы ИИ, в особенности сверточные нейронные сети (CNN), способны с высокой точностью выделять (сегментировать) на КТ-изображениях такие структуры, как носовая перегородка, носовые раковины, околоносовые пазухи, а также магистральные кровеносные сосуды и нервные волокна.

Для этих задач часто используются архитектуры типа U-Net, которые обучаются на тысячах размеченных снимков. Это предоставляет хирургу точную 3D-модель анатомических ориентиров при подготовке к эндоскопической хирургии околоносовых пазух (FESS), что значительно повышает безопасность операции. Виртуальное 3D-моделирование позволяет хирургу заранее «пройти» по операционному полю, оценив близость патологического очага к орбите, решетчатой пластинке или внутренней сонной артерии, что сводит к минимуму риск интраоперационных осложнений.

2. Автоматизированная оценка воспаления и полипов. Для оценки тяжести хронического риносинусита во всем мире широко используется шкала Лунда-Маккея (Lund-Mackay), которая обычно заполняется врачом визуально, что может приводить к субъективности. Расхождения в оценках между разными специалистами (inter-rater variability) могут существенно влиять на выбор тактики лечения.

Современные программы на базе ИИ способны рассчитывать толщину слизистой оболочки и уровни жидкости в пазухах на уровне пикселей, автоматически, с высокой точностью и объективно вычисляя показатель по шкале Лунда-Маккея. Такие системы способны за несколько секунд выдать количественный отчет (volumetric analysis) о степени обструкции каждой пазухи в процентах. Это не только объективизирует диагноз, но и позволяет точно отслеживать динамику консервативного лечения или послеоперационного восстановления пациента при контрольных исследованиях.



3. Дифференциальная диагностика и выявление опасных состояний. Зачастую на снимках бывает сложно отличить грибковый риносинусит (мицетому) от традиционного бактериального воспаления или злокачественных новообразований. Ошибки на этом этапе могут привести к неверному выбору хирургического доступа или отсрочке жизненно важного онкологического лечения.

Модели ИИ с помощью метода «Радиомика» (Radiomics) проводят математический анализ микроизменений плотности и текстуры тканей, которые не улавливает человеческий глаз. Радиомика извлекает из стандартного медицинского изображения сотни количественных признаков (статистических, геометрических, текстурных). В результате ИИ может выявить паттерны признаков, характерных только для конкретной патологии, тем самым повышая вероятность правильного диагноза. Например, анализ гетерогенности ткани может помочь заподозрить инвертированную папиллому или плоскоклеточный рак еще до проведения биопсии.

4. Интеграция в госпитальные информационные системы (PACS/RIS). Для того чтобы алгоритмы ИИ приносили реальную пользу, они должны быть бесшовно интегрированы в радиологические информационные системы (RIS) и системы архивации изображений (PACS). Современные платформы позволяют нейросетям анализировать исследования в фоновом режиме сразу после сканирования пациента. Если ИИ обнаруживает критическую патологию (например, агрессивную деструкцию костных стенок пазух), система может автоматически поднять этот снимок наверх рабочего списка рентгенолога (triage), обеспечивая срочное описание и своевременное реагирование.

5. Проблемы и барьеры внедрения. Несмотря на огромные перспективы ИИ в медицине, существует ряд препятствий для его полномасштабного внедрения:

- **Базы данных:** Для обучения нейронных сетей требуются тысячи высококачественных КТ/МРТ изображений, размеченных экспертами. Создание таких датасетов требует колоссальных временных и финансовых затрат, а также решения вопросов деидентификации данных пациентов.

- **Проблема «Черного ящика» (Black box):** Врачам зачастую сложно понять, почему ИИ поставил именно этот диагноз и на какие параметры он опирался.

- **Этика и ответственность:** Прозрачность в этом процессе крайне важна с точки зрения медицинской ответственности и этики. До сих пор в мировой юридической практике остается открытым вопрос: кто несет ответственность за врачебную ошибку, если она была спровоцирована неверной подсказкой ИИ — врач, разработчик алгоритма или клиника?

- **Генерализация моделей:** Алгоритм, показавший 99% точности на томографах одного производителя, может демонстрировать резкое падение эффективности при



работе со снимками с аппаратов другого бренда из-за различий в алгоритмах реконструкции изображений.

Заключение Алгоритмы искусственного интеллекта не смогут полностью заменить врачей в радиологической диагностике патологий полости носа, однако они служат надежным «вторым мнением», которое экономит драгоценное время специалиста и минимизирует риск ошибок. Ожидается, что в будущем эти системы станут ведущим инструментом для ускорения диагностики и разработки персонализированных планов лечения, адаптированных к анатомическим особенностям каждого пациента. Переход к прецизионной медицине невозможен без точных математических инструментов анализа лучевой анатомии. В связи с этим, формирование локальных баз клинических данных и безопасная интеграция ИИ-моделей в практику является одной из самых актуальных задач для молодых исследователей.

Список литературы (References):

1. Fokkens, W. J., Lund, V. J., Hopkins, C., et al. (2020). European Position Paper on Rhinosinusitis and Nasal Polyps 2020. *Rhinology*, 58(Suppl S29), 1-464.
2. De Dorlodot, C., Horion, J., et al. (2022). Artificial intelligence in rhinology: A comprehensive review. *Clinical Otolaryngology*, 47(1), 12-21.
3. Chowdhury, N. I., et al. (2019). Automated classification of sinuses in computed tomography using convolutional neural networks. *International Forum of Allergy & Rhinology*, 9(1), 46-52.
4. Saltman, A. P., et al. (2021). Deep learning for automated measurement of paranasal sinus opacification on CT. *American Journal of Neuroradiology*, 42(5), 945-951.
5. Shen, Z., et al. (2021). Artificial intelligence in the diagnosis of sinonasal diseases: A systematic review. *Frontiers in Oncology*, 11, 755222.