

МАТРИЦА СИНТЕЗА ИСТОЧНИКОВ И СИСТЕМАТИЧЕСКОГО ЛИТЕРАТУРНОГО ОБЗОРА

Образец верифицированного обзора литературы с применением инструментов семантического поиска (Elicit / Research Agent)

1. Параметры поискового скрининга и протокол верификации

Исследовательская проблема: Влияние алгоритмов машинного обучения на точность ранней диагностики сосудистых патологий по данным МРТ-сканирования.

Базовый поисковый массив: 420 публикаций (Elicit Paper Search, Semantic Scholar, Scopus).

Критерии включения (Inclusion criteria): Публикации 2021–2024 гг., наличие контрольной выборки $n \geq 100$, подтвержденная валидация AUC-ROC ≥ 0.85 .

Критерии исключения (Exclusion criteria): Препринты без рецензирования, статьи без открытых параметров выборки.

2. Матрица синтеза данных первоисточников (Synthesis Matrix)

Автор, год, журнал	Архитектура ИИ / Метод	Объем выборки (n)	Ключевой результат (Метрика)	Ограничения исследования
Zhang et al., 2023 [1] IEEE Trans. Med. Imag.	ResNet-50 + Spatial Attention Mechanism	n = 1 240 МРТ-снимков (3 клиники)	Чувствительность 94.2%, AUC = 0.961	Данные только томографов 3.0 Tesla
Смирнов и др., 2024 [2] Медицинская техника (БАК K1)	U-Net модифицированная с Dense-блоками	n = 480 пациентов (мультицентр)	Снижение ложноположительных на 12.6%	Высокая вычислительная емкость
Patel & Thorne, 2022 [3] Lancet Digital Health (Q1)	Vision Transformer (ViT-B/16)	n = 3 500 снимков (международная база)	Специфичность 96.8%, F1-score 0.94	Отсутствие внешней валидации на пожилой группе

3. Академический синтез результатов для главы диссертации

«Сравнительный анализ представленных в таблице источников позволяет выявить ключевое методологическое противоречие в современных публикациях. Модели на основе сверточных нейросетей (CNN), рассмотренные в трудах Zhang et al. [1] и Смирнова с соавторами [2], демонстрируют высокую чувствительность (до 94,2%), однако критически зависят от технической стандартизации сканирующего оборудования. Переход к трансформерным архитектурам (ViT), предложенный Patel и Thorne [3], нивелирует данную зависимость, однако требует существенного расширения гетерогенных выборок. Указанный пробел формирует научную задачу второй главы настоящего исследования: разработка гибридного ансамбля моделей, устойчивого к артефактам сканирования различной напряженности магнитного поля».

4. Библиографический список к обзору (ГОСТ Р 7.0.100-2018)

1. Zhang, L. Deep attention networks for vascular segmentation / L. Zhang, K. Chen, Y. Liu // IEEE Transactions on Medical Imaging. — 2023. — Vol. 42, No. 3. — P. 782–794.
2. Смирнов, А. В. Нейросетевая сегментация томографических данных на основе U-Net / А. В. Смирнов, Д. М. Ковалев // Медицинская техника. — 2024. — № 2. — С. 34–38.
3. Patel, R. Transformer-based diagnostic systems in radiology / R. Patel, E. Thorne // The Lancet Digital Health. — 2022. — Vol. 4, Iss. 8. — P. e580–e591.