



## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПРОГРЕССИРОВАНИЯ ДЕФОРМАЦИЙ КИСТЕЙ ПРИ РЕВМАТОИДНОМ АРТРИТЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

*Норкулова Мубина Тургун кизи, Буранбоев Хафизулло Сардор угли,  
Научный руководитель зав.кафедра пропедевтики внутренних  
болезней №1 к.м.н профессор Мирахмедова Хилола Тухтасимовна  
Ташкентский государственный медицинский университет, Ташкент*

**Аннотация:** Ревматоидный артрит (РА) приводит к необратимым деформациям суставов кистей, однако ранние микроизменения часто остаются незамеченными при визуальной оценке рентгенограмм. Существующие шкалы (Шарпа) трудоемки и субъективны.

**Цель.** Разработать мультимодальную прогностическую модель на основе машинного обучения для предсказания риска деформаций кистей у пациентов с РА.

**Материалы и методы.** Проанализированы данные 500 пациентов (3000 рентгенограмм). Использована нейросеть ResNet для сегментации суставов и измерения суставных щелей (точность 0.1 мм). Модель интегрировала рентген-данные с клинико-лабораторными показателями.

**Результаты.** AUC модели составила 0.89 (95% ДИ 0.84–0.93). Точность выявления микроэрозий сопоставима с экспертами ( $p > 0.05$ ). Интеграция мультимодальных данных повысила прогностическую ценность на 15% по сравнению с изолированной оценкой рентгенограмм.

**Заключение.** Разработанный алгоритм позволяет персонализированно прогнозировать прогрессирование деформаций и стандартизировать диагностический процесс.

**Ключевые слова:** ревматоидный артрит, искусственный интеллект, деформации кистей, машинное обучение, прогнозирование, рентгенография.



## ВВЕДЕНИЕ

Ревматоидный артрит (РА) является хроническим аутоиммунным заболеванием, поражающим 0,5–2% населения мира и приводящим к необратимым эрозивно-деструктивным изменениям суставов кистей [1, с. 45]. Ключевым фактором, определяющим прогноз и качество жизни пациента, является своевременность назначения базисной противовоспалительной терапии. Наиболее эффективное лечение возможно именно на ранних, доклинических стадиях, однако существующие методы диагностики имеют существенные ограничения.

Во-первых, человеческий глаз не всегда способен уловить микроскопические изменения на рентгенограммах, предшествующие развитию грубой деформации. Начальные эрозии могут быть размером менее 1 мм и оставаться незамеченными даже опытным рентгенологом. Во-вторых, интерпретация снимков по сложным количественным шкалам (например, метод Шарпа–ван дер Хейде) занимает значительное время (до 20–30 минут на одного пациента) и характеризуется высокой вариабельностью в зависимости от опыта и утомляемости врача [2, с. 112]. Это создаёт потребность в стандартизации и автоматизации процесса.

Кроме того, клиническая практика показывает, что у разных пациентов при сходных анализах крови и клинической картине деформации развиваются с принципиально разной скоростью. Существующие модели прогноза, основанные лишь на одном типе данных, не обладают достаточной предсказательной силой [3, с. 78]. Это формирует запрос на принципиально новый инструмент, способный объединить визуальные маркеры (рентген), биохимические показатели и клинические симптомы в единый прогностический алгоритм.

Развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ), в частности методов глубокого обучения, открывает новые перспективы для решения этой задачи. Современные сверточные нейронные сети (CNN) способны не только



автоматически детектировать патологические изменения на медицинских изображениях, но и выявлять скрытые закономерности, недоступные человеческому восприятию [4, с. 220].

**Цель данного исследования** — разработать и валидировать прогностическую модель на основе алгоритмов машинного обучения, способную с высокой точностью предсказывать риск развития анатомических деформаций кистей у пациентов с РА на основе м

## МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

**Дизайн исследования и выборка.** Проведено ретроспективное когортное исследование. В анализ были включены данные 500 медицинских карт пациентов с достоверным диагнозом ревматоидного артрита (критерии ACR/EULAR 2010), наблюдавшихся в период с 2019 по 2024 гг. Критериями включения являлись: наличие как минимум двух серий рентгенографии кистей с интервалом не менее 12 месяцев, наличие полных данных клинико-лабораторного обследования на момент первичного визита.

**Характеристика данных.** Общая база данных для обучения и валидации нейросетевой модели составила 3000 рентгенологических изображений кистей в прямой проекции. Изображения были анонимизированы и конвертированы в формат DICOM с последующей нормализацией гистограмм для устранения технического разброса. Для каждого пациента фиксировались следующие мультимодальные данные:

- *Визуальные:* рентгенограммы кистей.
- *Клинические:* длительность утренней скованности (в минутах), интенсивность болевого синдрома по ВАШ (визуально-аналоговая шкала), количество припухших и болезненных суставов.
- *Лабораторные:* уровень С-реактивного белка (СРБ, мг/л), скорость оседания эритроцитов (СОЭ, мм/ч), ревматоидный фактор (РФ, МЕ/мл), антитела к циклическому цитруллинированному пептиду (АЦЦП, Ед/мл).



**Архитектура нейросети и обучение.** Для обработки изображений использовалась архитектура сверточной нейронной сети ResNet-50 (Residual Network), предобученная на крупном наборе медицинских изображений. Выбор данной архитектуры обусловлен ее способностью эффективно обучаться на глубоких сетях без потери градиента, что критически важно для выявления мелких деталей (микроэрозий). Модель была дообучена для решения двух задач:

1. **Семантическая сегментация:** автоматическое выделение контуров пястно-фаланговых и проксимальных межфаланговых суставов.

2. **Регрессионный анализ:** измерение ширины суставной щели с точностью до 0.1 мм и подсчет количества эрозий.

Для интеграции мультимодальных данных использовалась гибридная модель: признаки, извлеченные из изображений нейросетью, объединялись с вектором клинико-лабораторных показателей и подавались на вход классификатору (ансамбль градиентного бустинга), который рассчитывал итоговый риск прогрессирования.

### **Статистический анализ и валидация.**

Оценка прогностической точности проводилась с использованием ROC-анализа (расчет площади под кривой — AUC). Чувствительность и специфичность модели сравнивались с экспертной оценкой трех независимых врачей-рентгенологов со стажем работы более 10 лет. Статистическую значимость различий оценивали с помощью t-критерия Стьюдента и критерия МакНемара для связанных выборок. Различия считались статистически значимыми при  $p < 0.05$ .

### **РЕЗУЛЬТАТЫ.**

Точность прогнозирования деформаций. Разработанная прогностическая модель продемонстрировала высокую эффективность в определении риска развития анатомических изменений. Площадь под ROC-кривой (AUC) для прогнозирования значимых деформаций в трехлетний



период наблюдения составила 0,89 (95% доверительный интервал: 0,84–0,93), что превышает целевой показатель, заявленный в задачах исследования ( $>0,85$ ). Оптимальное пороговое значение классификатора соответствовало чувствительности 87% и специфичности 82%.

**Сравнение с экспертной оценкой.** При анализе способности выявлять ранние микроэрозии (размером менее 1 мм) нейросеть показала результаты, сопоставимые с консенсусным мнением экспертов. Процент совпадений составил 92,5%, различия не достигли статистической значимости ( $p > 0.05$ ), что подтверждает валидность автоматизированного подхода. При этом время анализа одного изображения нейросетью составляло менее 1 секунды, тогда как среднее время экспертной оценки по шкале Шарпа — 18 минут ( $p < 0.001$ ).

**Вклад мультимодальности.** При сравнительном анализе прогностической ценности различных комбинаций данных было выявлено преимущество мультимодального подхода. Модель, использующая только рентгенограммы, достигла AUC 0.78. Добавление клинических жалоб и биохимических маркеров (СРБ, АЦЦП) повысило AUC до 0.89, что соответствует относительному приросту точности на 14% ( $p < 0.05$ ). Наибольший вклад в прогноз внесли показатели АЦЦП и наличие микроэрозий в базальном снимке.

**Клиническая интерпретация.** Система позволила стратифицировать пациентов на группы высокого и низкого риска. В группе, классифицированной моделью как "высокий риск" (верхний квартиль), частота развития грубых деформаций (сужение суставной щели более чем на 50% или появление новых эрозий) через 3 года составила 76%, тогда как в группе низкого риска — всего 12% ( $p < 0.001$ , отношение шансов 22.5).

**ОБСУЖДЕНИЕ.** Полученные результаты подтверждают гипотезу о том, что интеграция данных медицинской визуализации с клинико-лабораторными показателями в рамках единой модели машинного обучения позволяет существенно повысить точность прогнозирования течения РА.



Значение AUC 0.89 сопоставимо с лучшими мировыми разработками в этой области и превосходит точность изолированной оценки рентгенограмм [5, с. 34]. Высокая чувствительность модели к микроизменениям (точность измерения до 0.1 мм) открывает перспективы для раннего выявления пациентов, нуждающихся в эскалации терапии, еще до появления клинически очевидных деформаций. Это согласуется с концепцией «окна возможностей» в ревматологии, когда своевременное вмешательство может предотвратить необратимые повреждения [6, с. 201].

Особого внимания заслуживает тот факт, что нейросеть достигла уровня экспертной оценки в детекции ранних эрозий. Учитывая, что алгоритм выполняет эту задачу за секунды и без признаков утомления, его внедрение может снизить нагрузку на специалистов лучевой диагностики и стандартизировать заключения в разных медицинских учреждениях.

Ограничениями данного исследования являются его ретроспективный дизайн и использование данных только одного медицинского центра. Для подтверждения эффективности модели и возможности ее масштабирования требуется проведение проспективных многоцентровых исследований.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ.**

В ходе исследования разработана и валидирована мультимодальная прогностическая модель на основе алгоритмов машинного обучения (ResNet + градиентный бустинг), способная с высокой точностью (AUC = 0.89) предсказывать риск прогрессирования деформаций кистей у пациентов с ревматоидным артритом.

Ключевыми преимуществами предложенного подхода являются:

1. Автоматическое выявление микроэрозий на рентгенограммах с точностью, сопоставимой с опытными экспертами.
2. Интеграция визуальных данных (рентген) с клиническими жалобами и биохимическими маркерами (СРБ, АЦЦП), что повышает



прогностическую ценность на 15% по сравнению с изолированной оценкой снимков.

3. Высокая скорость обработки данных, позволяющая анализировать рентгенограммы в режиме реального времени.

Внедрение подобных систем в клиническую практику позволит перейти к персонализированному мониторингу заболевания, своевременно идентифицировать пациентов с высоким риском необратимых изменений и, как следствие, улучшить долгосрочный прогноз и качество их жизни.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.

1. Насонов Е.Л., Каратеев Д.Е., Чичасова Н.В. Ревматоидный артрит: клинические рекомендации. – М.: ГЭОТАР-Медиа, 2023. – 350 с.
2. van der Heijde D. How to read radiographs according to the Sharp/van der Heijde method // Journal of Rheumatology. – 2020. – Vol. 47, № 1. – P. 110-115.
3. Smolen J.S., Aletaha D., McInnes I.B. Rheumatoid arthritis // The Lancet. – 2022. – Vol. 388, № 10055. – P. 73-84.
4. Litjens G., Kooi T., Bejnordi B.E. A survey on deep learning in medical image analysis // Medical Image Analysis. – 2021. – Vol. 42. – P. 60-88.
5. Hirano T., et al. Deep learning for rheumatoid arthritis: Automatic detection of joint damage // Arthritis & Rheumatology. – 2024. – Vol. 76, № 1. – P. 30-40.
6. Quinn M.A., Emery P. Window of opportunity in early rheumatoid arthritis // Best Practice & Research Clinical Rheumatology. – 2021. – Vol. 35, № 2. – P. 195-210.