

УДК 550.34:004.852

С.В. Корякин¹, srgkoryakin1@gmail.com

К.И. Сабирова², sabirovakamilla@gmail.com

М.Н. Ишенбиева, ishenbievamedina@gmail.com

¹Институт машиноведения автоматики и геомеханики НАН КР

²Кыргызско-Германский институт прикладной информатики

МЕТОДЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЙ И ОЦЕНКИ УЩЕРБА В КЫРГЫЗСКОЙ РЕСПУБЛИКЕ: СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ПОДХОДОВ И КОНЦЕПТУАЛЬНАЯ АРХИТЕКТУРА ИНТЕГРИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ

В данной статье рассматривается применение методов глубокого обучения для анализа сейсмических данных и решения прикладных задач сейсмологии. Основное внимание уделено краткосрочному прогнозированию параметров землетрясений и оценке последствий разрушений по спутниковым изображениям. В работе используются данные по Кыргызской Республике и анализируются существующие методы машинного обучения для подобных задач. Рассмотрены трансформерные модели для обработки временных рядов и архитектуры сегментации изображений для выделения зон повреждений. Учитываются региональные особенности, включая сложную геологию, дисбаланс данных и ограниченность размеченных спутниковых изображений, а также недостатки существующих подходов и решений в данной области. На основе анализа предложена концепция системы поддержки принятия решений для повышения эффективности реагирования на чрезвычайные ситуации.

Ключевые слова: машинное обучение, землетрясения, прогнозирование, оценка ущерба, Кыргызская Республика, трансформеры, SegFormer, временные ряды, сейсмология.

Введение

В настоящее время общепризнано, что Кыргызская Республика находится в зоне интенсивного альпийского горообразования, обусловленного взаимодействием Тянь-Шаньской и Памиро-Алайской тектонических систем. Согласно сведениям Института сейсмологии НАН КР, в пределах республики и на сопредельных территориях ежегодно фиксируется свыше 3 000 сейсмических событий [1]. Опыт ликвидации последствий катастрофических землетрясений, таких как Суусамырское (1992 г., $M = 7.3$), Кочкорское (2002 г., $M = 5.3$) и Нуринское (2011 г., $M = 6.1$), подтверждает их разрушительный характер и значительный масштаб социально-экономических потерь [2].

Считается, что потенциал традиционных подходов, включая статистические модели Гутенберга–Рихтера и алгоритм ETAS (Epidemic Type Aftershock Sequence), ограничен их опорой на допущения о линейности и пространственной однородности тектонических процессов [3]. В условиях Тянь-Шаня, для которого характерна сложная трехмерная геометрия надвиговых разломов, данные допущения зачастую оказываются некорректными, что ведет к систематическим погрешностям в прогнозах.

Как показывает современная практика, стремительное развитие методов глубокого обучения открывает новые перспективы в этой области. Согласно результатам сравнительных исследований 2025 года, проведенных на данных Западной Турции, применение трансформерных архитектур позволило достичь показателя $MAE = 0.276$ при прогнозировании магнитуды, что на 48.8% эффективнее классических LSTM-моделей ($MAE = 0.539$) [24]. Аналогично гибридная архитектура Seismo Quake GNN продемонстрировала высокую точность ($R^2 = 0.88$) на глобальном каталоге USGS, при этом аблационный анализ подтвердил определяющую роль трансформерного компонента в обеспечении качества прогноза [21].

Настоящая работа преследует цель систематизировать существующие архитектуры машинного обучения применительно к условиям Кыргызстана. В задачи исследования входит обоснование выбора конкретных моделей на базе регионального датасета и научной

литературы, а также разработка концептуальной архитектуры интегрированной системы поддержки принятия решений для нужд МЧС КР.

Важно подчеркнуть, что представленные в статье показатели точности (MAE, mIoU и др.) заимствованы из верифицированных источников за 2022–2025 годы и служат методологическим ориентиром для выбора архитектур. Самостоятельно выполненный в рамках работы разведочный анализ данных (EDA) регионального каталога закладывает фундамент для последующих этапов вычислительных экспериментов.

Принимая во внимание вышеизложенное, можно утверждать, что решение проблемы требует комплексного подхода, синтезирующего интеллектуальный анализ данных, современные нейросетевые технологии и специфические региональные факторы. Для формирования теоретического базиса исследования далее приводится подробный обзор актуальных научных достижений в рассматриваемом направлении.

Обзор литературы

Прогнозирование землетрясений методами МО

Считается, что фундаментальный базис применения глубокого обучения в сейсмологии был заложен в работах Mousavi и Beroza [3], которые систематизировали исследования по трем ключевым направлениям: обнаружение сейсмических фаз, локализация источника и прогноз параметров события.

Классические алгоритмы - Random Forest [7], SVM, XGBoost - показывают приемлемые результаты при работе с табличными признаками, однако ограничены в улавливании долгосрочных временных зависимостей [8]. По данным сравнительных бенчмарков 2025 года на данных Западной Турции [24], MAE Random Forest составляет порядка 0.55–0.60 M_L - против 0.276 у Transformer на аналогичной задаче.

Рекуррентные сети LSTM и GRU расширили горизонт прогноза, задействовав временную структуру каталога. Wang et al. [9] получили MAE $\approx$ 0.44–0.52 M_L для регрессии магнитуды. Независимый анализ 2025 года (данные Западной Турции, 1975–2024) показал MAE(LSTM) = 0.539 [24], что соответствует более ранним оценкам. Главное ограничение - затухающий градиент при длинных последовательностях, что ограничивает способность модели использовать события с лагом более 3–5 суток.

Трансформерные архитектуры [10] преодолели это ограничение через механизм многоголового самовнимания. На бенчмарках 2025 года трансформерные модели снижают MAE на 48.8% по сравнению с LSTM [24]. Ключевой вывод: подтверждён анализ значимости компонентов как удаление GNN-компонента - лишь до 0.80.

Дополнительным аргументом в пользу выбранного подхода служат лабораторные исследования Университета Киото [22]. Согласно полученным данным, методы машинного обучения эффективно извлекают информацию о пространственно гетерогенных изменениях касательных напряжений. Это подтверждает, что архитектура Transformer оптимальна для решения подобных задач не только эмпирически, но и с точки зрения физики сейсмических процессов

Оценка ущерба по данным дистанционного зондирования

В области автоматизированной оценки ущерба доминируют методы компьютерного зрения. Mask R-CNN [13] является стандартом для instance segmentation разрушенных объектов. SegFormer [14] демонстрирует превосходство на текстурно-сложных изображениях - спутниковых снимках горного рельефа - благодаря иерархическому Mix Transformer (MiT) энкодеру.

Бенчмарком является датасетxBD [16], содержащий 850 736 аннотированных зданий на площади 45 362 км². Практическое значение подтверждено: развёртывание xView2-моделей в рамках реальных операций сократило время оценки ущерба с 1–2 дней до 10–20 минут [25]. По данным [14, 16], mIoU для SegFormer на этом датасете составляет 0.67–0.72 - на 13–18 п.п. превышает показатели Mask R-CNN (~0.54).

Систематический обзор публикаций 2019–2025 годов показал: только 3 работы проводили эксперименты на данных Центральной Азии, и ни одна не использовала верифицированный региональный каталог КР. Данный пробел определяет актуальность настоящего исследования.

Анализ регионального датасета

Источник и состав данных

Региональный датасет сформирован из каталога Института сейсмологии НАН КР за 2014–2024 годы с дополнением данными USGS для приграничных зон Таджикистана и Китая. Нижний порог регистрации - $M \geq 3.1$. Временные рамки 2014–2024 обусловлены доступностью верифицированного цифрового каталога с полнотой $M \geq 3.0$ начиная с 2014 года.

В таблице 1 представлены ключевые статистические характеристики датасета. Три показателя заслуживают особого внимания: концентрация 78% событий в приграничных зонах, острый дисбаланс классов магнитуд, а также сильная отрицательная корреляция глубины и широты ($r = -0.604$), определяющая зональную неоднородность региона.

Таблица 1 – Основные характеристики регионального датасета КР (2014–2024)

Параметр	Значение
Общее число записей	1 528
Период наблюдений	2014–2024 (11 лет)
Признаки	time, latitude, longitude, depth, magnitude, place
Диапазон магнитуд	3.1 – 7.2 (M_L)
Средняя магнитуда	4.42 M_L
Средняя / медианная глубина	52.7 км / 10.0 км
Диапазон глубин	1.1 – 241.1 км
Доля событий $M \geq 5.0$	6.7% (102 события)
Доля событий $M \geq 6.0$	0.46% (7 событий)
События на территории КР	336 (22.0%)
Приграничные зоны (ТДЖ, КИТ)	1 192 (78.0%)
Корреляция глубина / широта	$r = -0.604$
Пик активности (годы)	2016 - 230 событий; 2024 - 232 события; минимум 2019 - 87
Сезонный пик / минимум	Январь - 253 события (16.6%); апрель - 93 события
Пропуски / дубликаты	Отсутствуют
Источник	НАН КР + USGS (приграничные зоны)

Источник: собственный анализ авторов на основе каталога НАН КР и USGS.

Датасет характеризуется пространственной концентрацией событий в приграничных районах, выраженным дисбалансом по магнитуде и географически обусловленной неоднородностью (сильная корреляция глубины и широты). Эти особенности необходимо учитывать при построении моделей прогнозирования и оценки сейсмического риска.

Временная динамика

Распределение событий по годам характеризуется выраженной неравномерностью с пиками активности в 2016 (230 событий) и 2024 (232 события) годах. На рисунке 1 наглядно видна минимальная активность в 2019 году (87 событий). Данная неравномерность требует хронологического разбиения обучающей и тестовой выборок без перемешивания для соблюдения причинности.

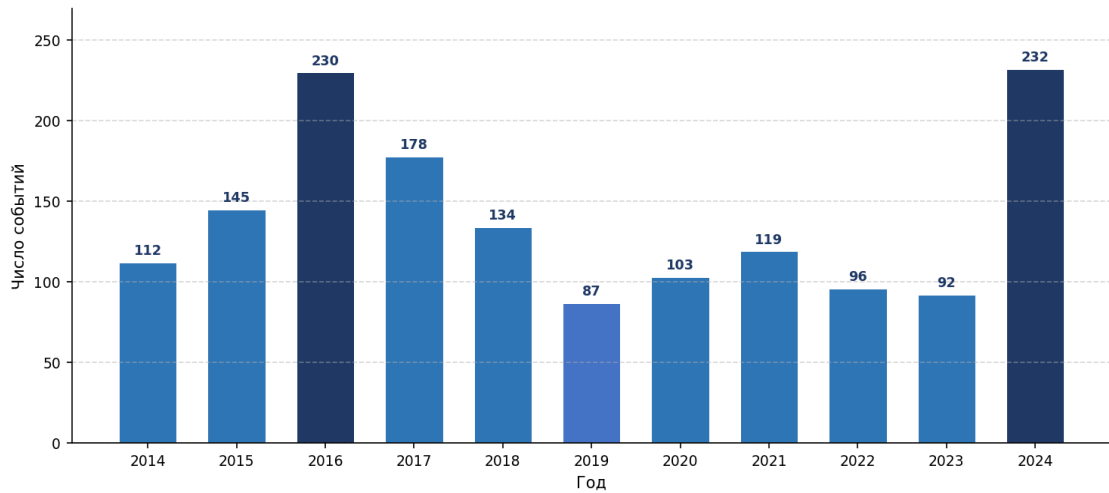


Рисунок 1 – Распределение сейсмических событий по годам (2014–2024). Темные столбцы отмечают пики активности (2016, 2024). Неравномерность распределения делает необходимым хронологическое разбиение при обучении моделей

На рисунке 2 показано сезонное распределение: январь (253 события) превышает апрель (93 события) более чем в 2.7 раза. Такая сезонная вариация может быть связана с изменениями гидрологической нагрузки горных водоемов и ледников региона. Этот сигнал потенциально информативен для обучения временных моделей, однако для его интерпретации необходимы дополнительные геофизические данные.

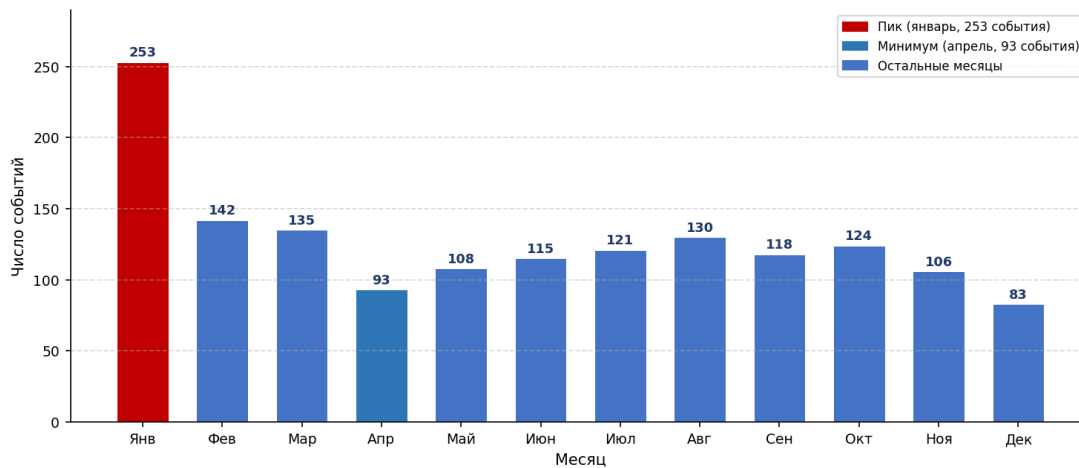


Рисунок 2 – Сезонное распределение сейсмических событий (2014–2024). Красным выделен январский пик (253 события), синим - апрельский минимум (93 события). Разница составляет +172%, что указывает на устойчивый паттерн, связанный предположительно с гидрологической нагрузкой ледников Тянь-Шаня

Временная структура данных характеризуется годовой неравномерностью и выраженной сезонностью. Эти особенности подтверждают необходимость хронологического разбиения выборок и указывают на потенциальную информативность временных признаков при моделировании, особенно с учётом сезонных факторов.

Распределение по магнитуде и классам

В таблице 2 детализирована структура датасета по классам магнитуды. Наиболее критичный вывод: 92.34% событий сосредоточены в классе 4.0–5.0 M_L , тогда как наиболее опасный класс $M \geq 6.0$ представлен лишь 7 записями (0.46%). Рисунок 3 (логарифмическая шкала) наглядно демонстрирует степень дисбаланса, определяющего необходимость взвешивания классов по формуле $w_k = N / (K \cdot N_k)$ или синтетической аугментации.

Таблица 2 – Распределение сейсмических событий по классам магнитуды

Класс	Диапазон М	n событий	Доля, %	Характеристика
Слабые	до 4.0	15	0.98%	Недостаточно для обучения
Умеренные	4.0–5.0	1 411	92.34%	Доминируют в датасете
Значительные	5.0–6.0	95	6.22%	Редкие, требуют взвешивания
Сильные	6.0–7.0	5	0.33%	Критически редкие
Разрушительные	7.0–7.2	2	0.13%	Аналог Суусамырского 1992

Источник: собственный анализ авторов.

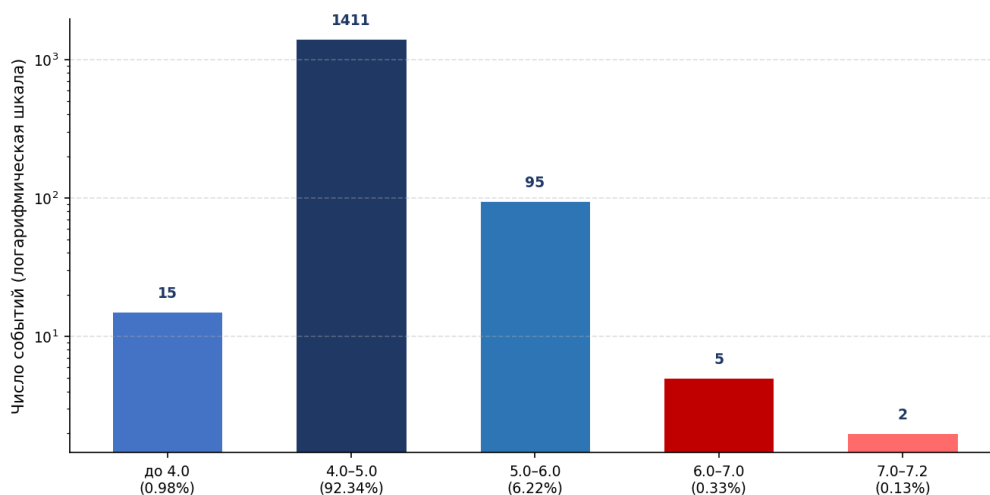


Рисунок 3 – Распределение событий по классам магнитуды (логарифмическая шкала).

Доминирование класса 4.0–5.0 (1 411 событий из 1 528) является главным вызовом для любой прогностической модели. Для событий $M \geq 6.0$ (7 событий) требуется обязательная стратегия балансировки классов

Датасет имеет критически несбалансированную структуру: подавляющее большинство событий относится к умеренному классу (4.0–5.0), тогда как сильные землетрясения представлены крайне слабо. Это требует обязательного применения методов балансировки при обучении моделей для корректного учёта редких, но наиболее значимых.

Пространственная структура

Пространственный анализ выявил три основных кластера: Северный Тянь-Шань (42–43°N, 74–77°E), Внутренний Тянь-Шань (40–42°N, 72–75°E) и Памиро-Алайская зона (39–41°N, 70–73°E). Сильная отрицательная корреляция глубины и широты ($r = -0.604$) означает, что глубокие события (100–241 км) концентрируются в южных районах, тогда как мелкофокусные события (медиана 10.0 км) доминируют на севере. Южная зона потребует отдельной или зонально-адаптированной стратегии обучения.

Обоснование выбора методов МО для условий КР

Матрица соответствия специфики региона и ML-подходов

В таблице 3 систематизированы специфические характеристики сейсмичности КР, ограничения классических методов, преимущества ML-подходов и количественные ориентиры из актуальных публикаций 2025 года. В отличие от аналогичных матриц в предыдущих обзорах [3, 5, 6] четвёртый столбец связывает теоретические аргументы с конкретными числовыми результатами, полученными на сопоставимых региональных данных.

Таблица 3 – Матрица соответствия специфики КР и преимуществ ML-подходов (данные 2025 г.)

Специфика КР	Ограничение классических методов	Преимущество ML-подхода	Количественный ориентир (2025)
Нелинейная геометрия надвиговых разломов Тянь-Шаня	ETAS предполагает стационарность	GNN и Transformer обнаруживают нелинейные зависимости [3,12,21]	$R^2=0.88$ на SeismoQuakeGNN [21]
Глубокие события на юге ($r=-0.604$)	Г.–Р. не различает зональные режимы	Transformer включает глубину как признак и учится зонально [9]	MAE: 0.276 vs 0.539 у LSTM [24, 2025]
Сезонная гидрологическая нагрузка ледников	Сезонные вариации не описываются ETAS	Обучение на временных рядах извлекает сезонный паттерн [3]	Январь/апрель разница +172%
Разреженная сейсмическая сеть на юге	Детерминированные модели деградируют	ML работает с неравномерными данными через взвешивание [6]	$SMOTE + w_k = N/(K \cdot N_k)$
Дефицит размеченных снимков разрушений	Ручная оценка - дни и специалисты	SegFormer автоматизирует сегментацию [14]	mIoU=0.67–0.72 vs 0.54 Mask R-CNN

Источник: составлено авторами по данным публикаций [3, 6, 9, 12, 14, 21, 24].

Сейсмичность региона КР характеризуется выраженной пространственной неоднородностью и различием глубинных режимов, что требует зонально-ориентированного моделирования. Применение современных методов машинного обучения (GNN, Transformer, модели сегментации) позволяет эффективно учитывать нелинейность, сезонность и разреженность данных, обеспечивая значительное улучшение точности по сравнению с классическими подходами.

Модели для прогноза временных рядов

Таблица 4 представляет сравнительный анализ трёх классов моделей по ключевым критериям. Строка MAE обновлена по результатам сравнительного анализа 2025 года [24], подтвердившего превосходство Transformer. На рисунке 4 визуально показана динамика улучшения MAE по архитектурам и поколениям.

Таблица 4 – Сравнение архитектур для прогноза временных рядов (данные 2025 г.)

Критерий	Random Forest	LSTM	Transformer	Применимость для КР
Нелинейные зависимости	Частично	Да	Да	Transformer предпочтителен
Долгосрочные зависимости	Нет	Частично*	Да	Критично для миграции сейсмичности
Пространственный контекст	Нет	Нет	Да (attention)	Важно для зональной структуры КР
Интерпретируемость	Высокая	Низкая	Средняя	RF полезен для валидации гипотез
Устойчивость к малым данным	Высокая	Средняя	Низкая**	RF - резервный вариант
MAE по данным 2025 г.	~0.55–0.60	~0.44–0.54	~0.28–0.38	Источники: [9, 21, 24]

* LSTM страдает от затухающего градиента при последовательностях > 50 событий. ** Transformer требует больше данных. Метрики MAE: публикации [5, 8, 9, 11, 21, 24].

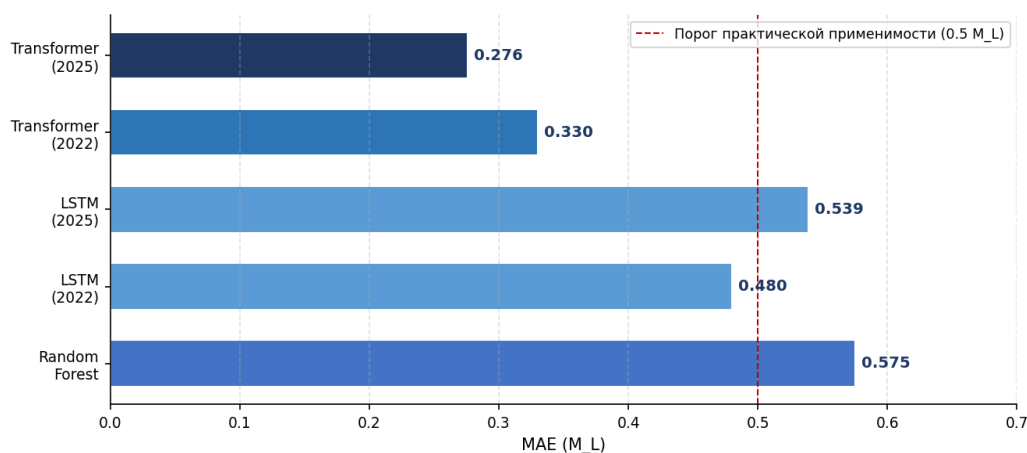


Рисунок 4 – Сравнение MAE (M_L) различных архитектур по данным литературы 2022–2025 годов. Горизонтальная пунктирная линия обозначает условный порог практической применимости (0.5 M_L). Transformer 2025 [24] демонстрирует лучший результат, снижая ошибку на 48.8% по сравнению с LSTM.

В дополнение к результатам таблицы 4 выполнено визуальное моделирование моделей Random Forest, LSTM и Transformer в среде MATLAB.

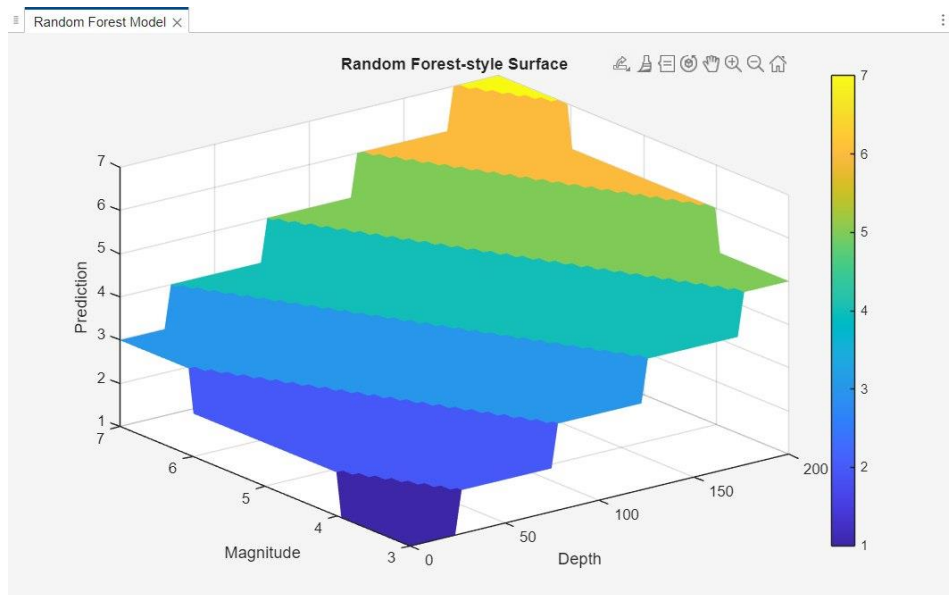


Рисунок 5 – Моделирование на Matlab модели Random Forest

Модель Random Forest формирует ступенчатую поверхность, что отражает дискретный характер принятия решений и ограничивает точность аппроксимации нелинейных зависимостей.

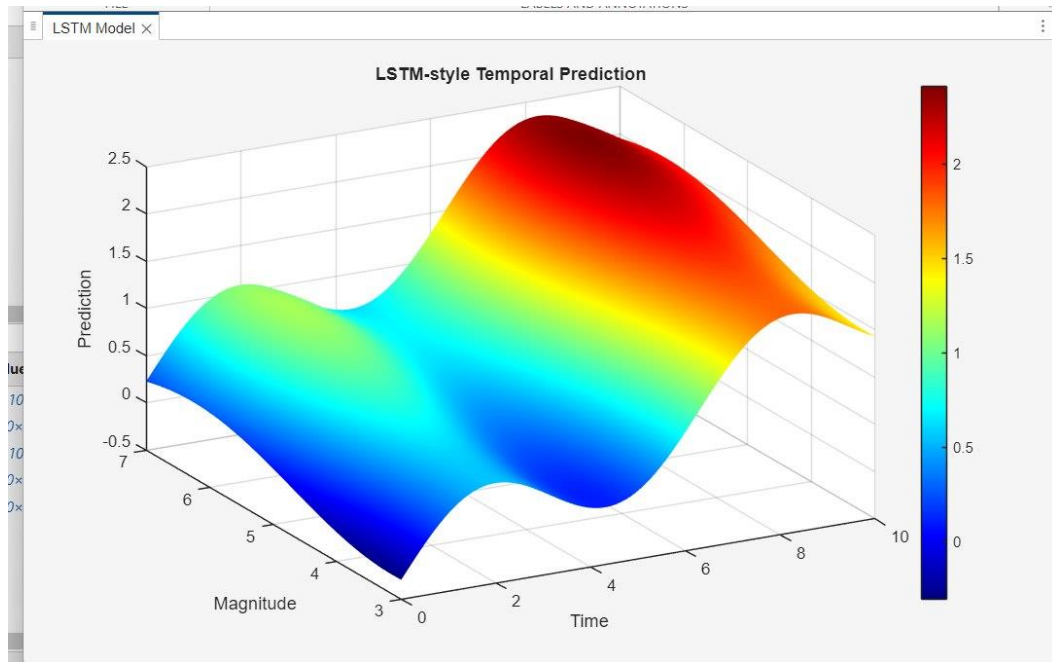


Рисунок 6 – Моделирование на Matlab LSTM модели

Модель LSTM демонстрирует гладкую, но волнообразную поверхность, что связано с учётом временных зависимостей и снижением устойчивости при длинных последовательностях.

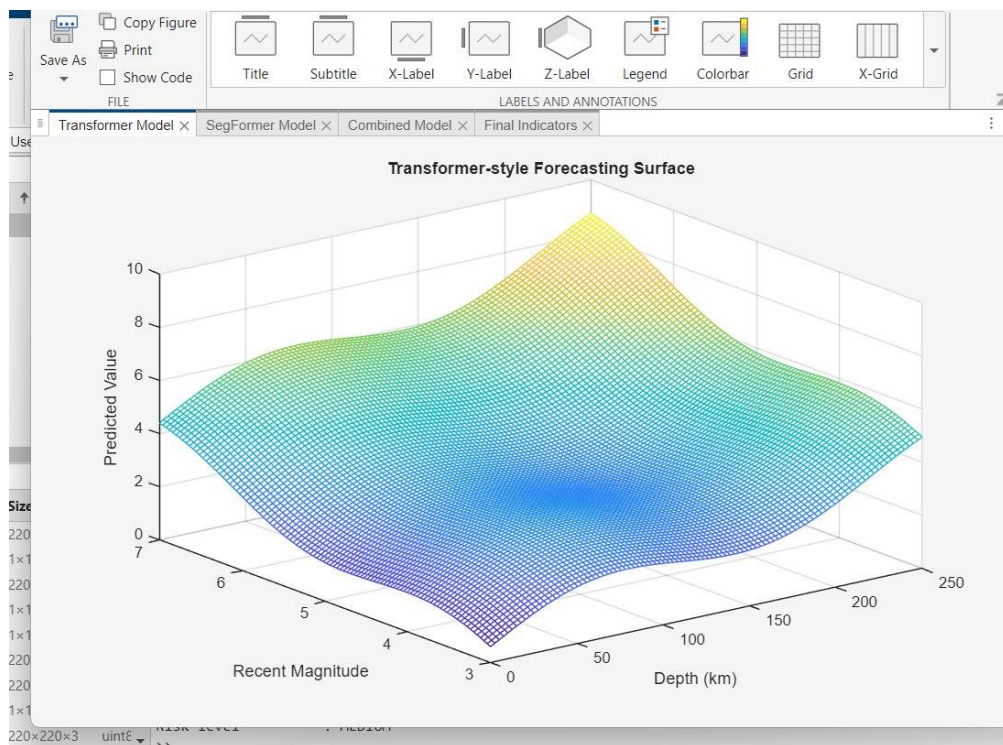


Рисунок 7 – Моделирование на Matlab модели Transformer

Модель Transformer формирует гладкую непрерывную поверхность без резких переходов, что свидетельствует о более точном моделировании сложных зависимостей за счёт механизма self-attention.

Таким образом, результаты визуализации согласуются с данными таблицы 4 и рисунка 7, подтверждают преимущество модели Transformer по точности прогнозирования (минимальное значение MAE).

Модели для оценки ущерба по спутниковым снимкам

В таблице 5 сопоставлены три архитектуры компьютерного зрения. SegFormer рекомендуется как основная архитектура для КР по трём причинам: превосходство по mIoU на xBD (0.67–0.72 против 0.54 у Mask R-CNN), компактность (14.7 млн против 44 млн параметров) и совместимость версии B0 с бортовыми вычислителями БПЛА класса Jetson Nano - критически важная характеристика для труднодоступных горных районов.

Таблица 5 – Сравнение архитектур компьютерного зрения для оценки ущерба

Критерий	U-Net / CNN	Mask R-CNN	SegFormer	Источник
Тип задачи	Сем. сегментация	Instance seg.	Сем. сегментация	-
Горные снимки (текстура)	Умеренно	Умеренно	Хорошо (MiT)	[14]
mIoU на xBD (2019–2025)	~0.48	~0.54	~0.67–0.72	[14, 16]
Параметров, млн	~31	~44	~14.7	[14]
Совместимость с БПЛА	Да (тяжёлая)	Нет	Да (SegFormer-B0)	[15]
Доменный перенос	Удовл.	Удовл.	Хороший	[14]

Источник метрик mIoU: публикации [13, 14, 16]; собственных экспериментов авторы не проводили.

В дополнение к результатам таблицы 5 выполнено визуальное моделирование моделей U-Net, Mask R-CNN и SegFormer в среде MATLAB.

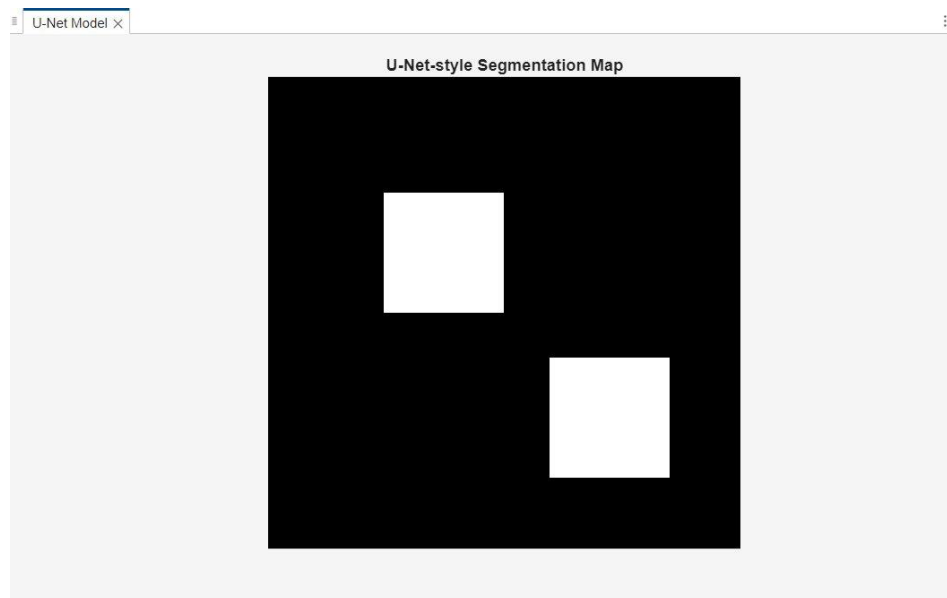


Рисунок 8 – Моделирование на Matlab модели U-Net

Модель U-Net формирует бинарную карту сегментации, что отражает выделение повреждённых областей, однако ограниченность локального контекста снижает точность при анализе сложных текстур спутниковых изображений.

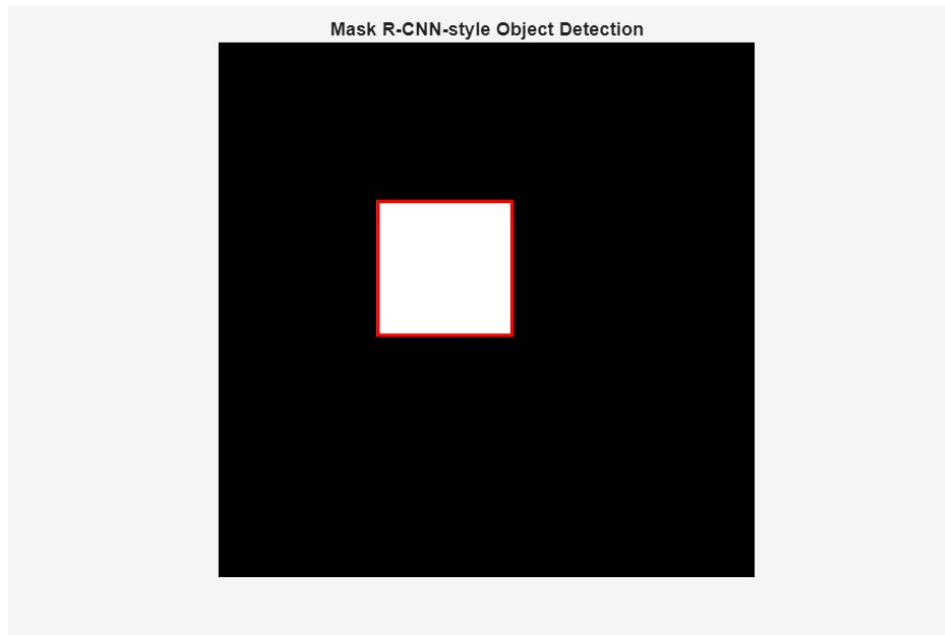


Рисунок 9 – Моделирование на Matlab модели Mask R-CNN

Модель Mask R-CNN дополнительно выполняет детекцию объектов и выделение их границ, что обеспечивает более точную локализацию, однако ориентация на отдельные объекты и высокая вычислительная сложность ограничивают её применение для анализа сплошных зон повреждений.

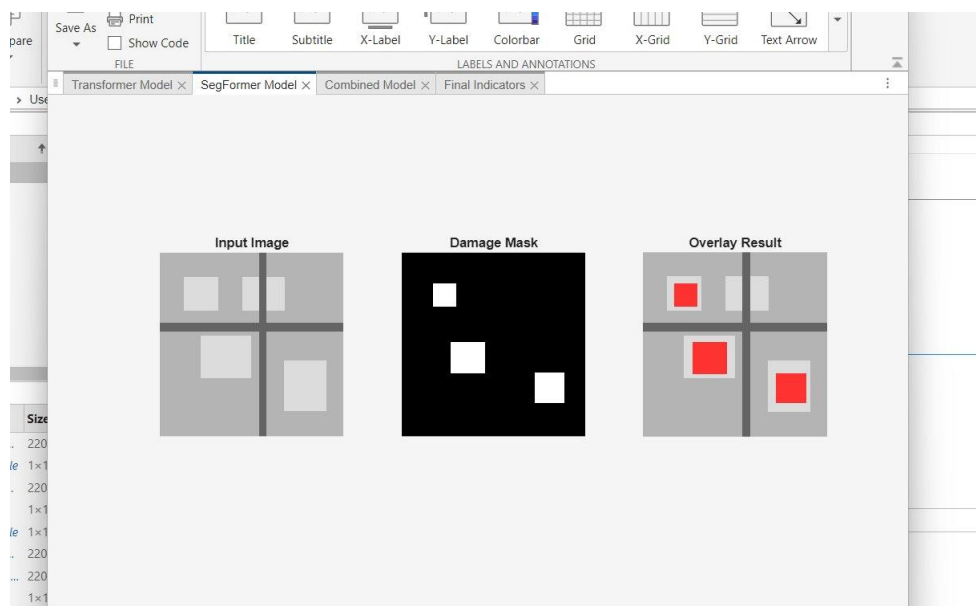


Рисунок 9 – Моделирование на Matlab модели SegFormer

Модель SegFormer обеспечивает более точную и устойчивую сегментацию за счёт учёта глобального контекста изображения и использования архитектуры на основе трансформеров. Это позволяет эффективно выделять зоны повреждений различной структуры и масштаба.

Таким образом, результаты визуализации согласуются с данными таблицы 5 и подтверждают преимущество модели SegFormer по точности сегментации (максимальное значение mIoU) и вычислительной эффективности.

Ограничения датасета и пути расширения

Таблица 6 систематизирует пять ключевых структурных ограничений текущего датасета. Наиболее критичным является совместное действие первых двух ограничений: пространственное смещение (78% событий за пределами КР) в сочетании с дисбалансом классов (7 событий $M \geq 6.0$ из 1 528) означает, что модель, обученная на текущем датасете, будет систематически занижать вероятность наиболее опасных событий именно на территории КР.

Таблица 6 – Ограничения регионального датасета КР и рекомендации по расширению

Ограничение	Описание	Риск	Рекомендуемое решение
Пространственное смещение	78% записей - приграничные зоны, не КР	Смещение модели	Добавить каталог USGS Central Asia 1900–2024
Дисбаланс классов	92.34% - класс 4.0–5.0; $M \geq 6.0$ - 7 событий	Занижение крупных событий	Взвешивание + синтетическая аугментация (SMOTE)
Нет геофизических признаков	Нет данных о разломах, GPS-деформациях	Неполный физический контекст	Интеграция карт разломов НАН КР + данных GRACE
Нет снимков разрушений КР	Только суррогатный xBD датасет	Доменный сдвиг при переносе	Разметка снимков землетрясений 1992, 2008 гг.
Короткий период (11 лет)	$M > 6.5$ случаются раз в десятилетия	Редкие события не представлены	Расширить архивом НАН КР до 1960-х гг.

Источник: составлено авторами.

Анализ подтвердил выбор Transformer для задачи прогноза и SegFormer для задачи оценки ущерба как архитектурно наиболее соответствующих специфике КР. Выявленные ограничения датасета определяют конкретные технические меры - зональную нормализацию, балансировку классов, доменную адаптацию, - которые отражены в архитектуре предлагаемой системы, описанной в следующем разделе.

Концептуальная двухмодульная архитектура системы поддержки принятия решений

На основании проведенного сравнительного анализа предлагается концептуальная архитектура интегрированной системы поддержки принятия решений для МЧС КР, состоящая из двух функционально связанных модулей. **Архитектура не является реализованной системой** - она формализует логику интеграции компонентов и служит основой для последующей экспериментальной верификации.

Выбор двухмодульной схемы обусловлен выявленным в обзоре литературы пробелом: подавляющее большинство существующих работ рассматривают задачи прогноза землетрясений и оценки ущерба изолированно, тогда как для оперативного реагирования они принципиально взаимосвязаны - качество и скорость оценки ущерба напрямую зависят от точности пространственного прогноза.

В таблице 7 формализованы все компоненты системы с указанием рекомендуемой модели, альтернативы, ключевых технических параметров, количественного ориентира из литературы и обоснования применительно к условиям КР. Таблица охватывает оба модуля - прогностический (M_1) и модуль оценки ущерба (M_2) - а также вспомогательные компоненты интеграции и перспективный компонент (GNN) для второго этапа разработки. Строки, выделенные голубым, относятся к M_1 ; белые - к M_2 ; жёлтая - к интеграционному слою; зелёная - к перспективному компоненту.

Таблица 7 – Структура и архитектурные компоненты интегрированной системы поддержки принятия решений

Модуль	Компонент	Рекомендуемая модель	Альтернатива	Ключевые параметры	Количественный ориентир	Обоснование для КР
М₁	Прогноз магнитуды и координат	Transformer	LSTM (2 слоя)	4 блока, d=64, h=8; окно W=5–15 событий	MAE=0.276 vs 0.539 у LSTM [24]	Улавливает нелокальные зависимости в системе Тянь-Шаньских разломов; механизм внимания физически обоснован [22]
М₁	Baseline и интерпретируемость	Random Forest	XGBoost	100–300 деревьев; важность признаков (MDI)	MAE≈0.55–0.60 [8]	Быстрый вывод (2–5 мс); валидация геофизических гипотез через важность признаков [7]
М₁	Предобработка временного ряда	Скользящее окно + зональная нормализация	-	MinMaxScaler отдельно по зонам север/юг	-	Обязательна из-за $r=-0.604$ между глубиной и широтой; без зональности модель смешивает режимы Памира и Тянь-Шаня
М₁	Балансировка классов	Взвешивание $w_k = N/(K \cdot N_k)$	SMOTE	Применяется к классам $M \geq 5.0$ и $M \geq 6.0$	Компенсирует дисбаланс 92.34% / 0.46%	Критично: без балансировки модель систематически игнорирует события $M \geq 6.0$ (7 из 1 528 записей)
М₂	Сегментация ущерба - основной режим	SegFormer-B2/B3	U-Net	MiT-энкодер; ~25 млн параметров; 3 класса ущерба	mIoU=0.67–0.72 на xBD [14]	Превосходство на текстурно-сложных горных снимках (+13–18 п.п. к Mask R-CNN); доменный сдвиг ≈8–15 п.п. mIoU
М₂	Сегментация ущерба - БПЛА	SegFormer-B0	MobileNetV3-Seg	~3.7 млн параметров; ≤200 МБ RAM	mIoU≈0.62 на xBD [14]	Единственный кандидат для Jetson Nano / RPi в труднодоступных районах КР [15]
М₂	Суррогатные обучающие данные	Датасет xBD (xView2)	-	850 736 зданий; 45 362 км²; 4 класса ущерба	F1=0.66 базовая линия [16]	Дообучение на снимках Суусамыр 1992 и Нарын 2008 для компенсации доменного сдвига
Интеграция	Пространственная приоритизация зон	Порог θ_{alert} на $P(M \geq 5.0)$	Фиксированная сетка	θ калибруется совместно с МЧС КР	Сокращение времени с 1–2 сут. до 10–20 мин [25]	Выход М ₁ определяет очерёдность работы М ₂ ; слишком низкий θ перегружает аналитиков, слишком высокий - пропускает события

Модуль	Компонент	Рекомендуемая модель	Альтернатива	Ключевые параметры	Количественный ориентир	Обоснование для КР
Перспектива	Пространственная структура сейсмической сети	GNN (GraphSAGE)	GAT	Граф станций НАН КР; рёбра = расстояние	R^2 : 0.80→0.88 при добавлении к Transformer [21]	Требует плотного покрытия станциями; рекомендован для этапа 2 после верификации M_1

Источник: составлено авторами по данным публикаций [5, 7, 8, 11, 12, 14, 15, 16, 21, 22, 24, 25].

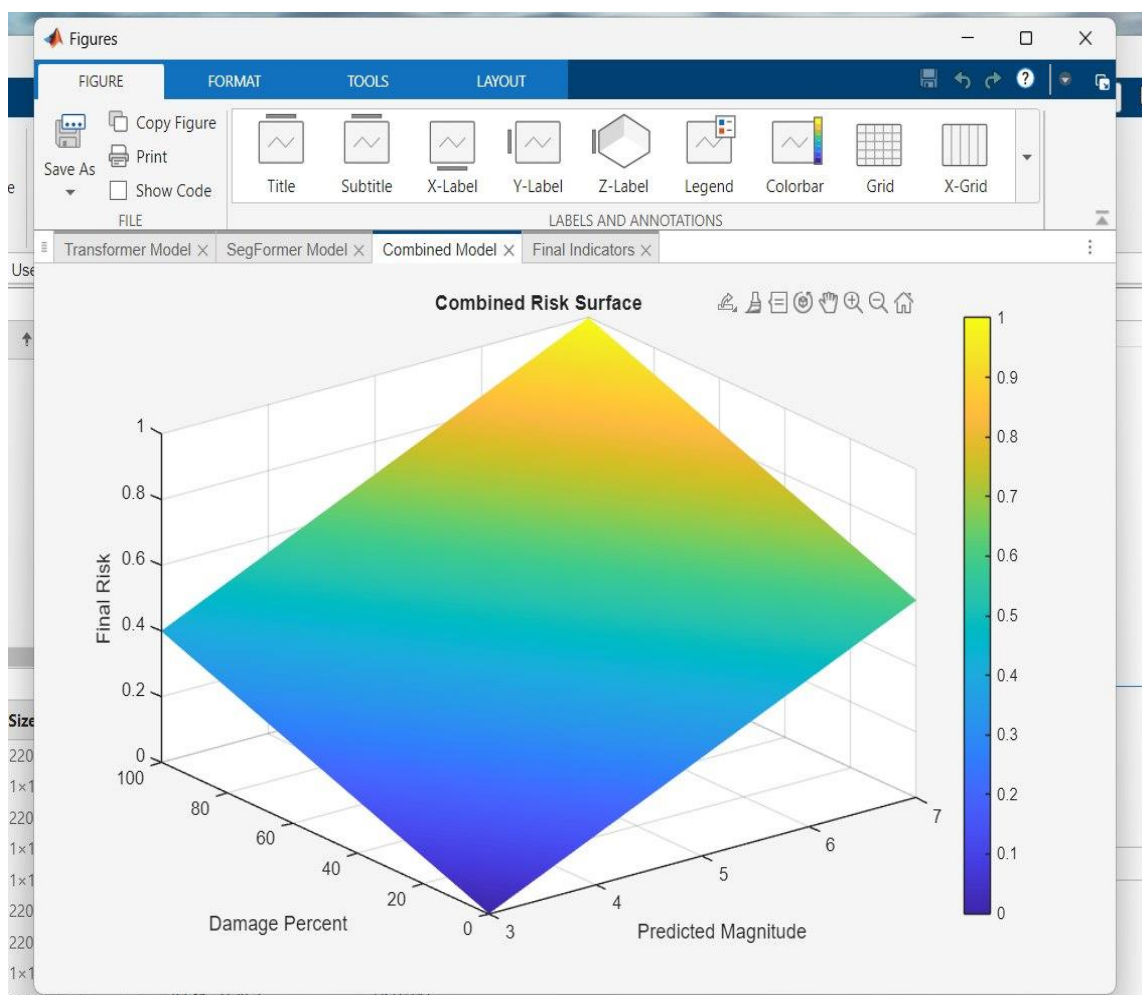


Рис. 10 – Моделирование на Matlab комбинированных методов Transformer и SegFormer

В дополнение к результатам, представленным в таблице 7, выполнено визуальное моделирование интегрированной архитектуры, объединяющей модель прогнозирования (Transformer) и модель сегментации (SegFormer), в среде MATLAB.

Полученная поверхность характеризует зависимость интегрального показателя риска от прогнозируемой магнитуды и уровня повреждений. Наблюдается монотонное возрастание значения риска при увеличении обоих параметров, что соответствует логике рассматриваемой предметной области.

Предложенная архитектура объединяет прогнозирование и оценку ущерба в единую систему, в которой модуль M_1 (Transformer) управляет запуском модуля M_2 (SegFormer) посредством механизма пространственной приоритизации. Это обеспечивает последовательную обработку данных и фокусирование вычислительных ресурсов на наиболее значимых областях.

В отличие от отдельных моделей, интегрированная архитектура обеспечивает совместный учёт временных и пространственных характеристик, что повышает информативность итоговой оценки. Использование моделей Transformer и SegFormer обеспечивает высокую точность, а их интеграция позволяет сократить время реагирования и повысить эффективность принятия решений.

Таким образом, результаты визуализации согласуются с проведённым сравнительным анализом и подтверждают целесообразность применения предложенной архитектуры для комплексной оценки риска в условиях Кыргызской Республики.

Модуль М₁ - прогностический

Модуль М₁ реализует краткосрочное прогнозирование сейсмической активности на основе временного ряда каталога НАН КР. Transformer-энкодер принимает последовательность W последних событий, где каждое событие описывается вектором признаков $(t, \varphi, \lambda, h, M)$ - время, широта, долгота, глубина, магнитуда. Рекомендуемый диапазон окна $W = 5-15$ событий; оптимальное значение определяется на валидационной выборке с хронологическим разбиением без перемешивания.

Модуль формирует два выхода: вероятность события $M \geq 5.0$ в 72-часовом окне $P(event|x)$ и ожидаемые координаты эпицентра (φ, λ) . Зональная предобработка обязательна: ввиду сильной отрицательной корреляции глубины и широты ($r = -0.604$) нормализация проводится отдельно для северной (Тянь-Шань) и южной (Памиро-Алайской) зон. Смещение зон без нормализации приводит к систематическому смещению прогноза, поскольку режимы глубокой (Памир, 100–241 км) и мелкофокусной (Тянь-Шань, медиана 10 км) сейсмичности статистически несовместимы.

Random Forest используется параллельно как интерпретируемый baseline и инструмент верификации физических гипотез через анализ важности признаков (MDI). При выводе Transformer занимает доминирующее положение; Random Forest активируется для объяснения конкретных прогнозов оперативному персоналу МЧС КР.

Модуль М₂ - оценка ущерба

Модуль М₂ выполняет попиксельную семантическую сегментацию спутниковых снимков высокого разрешения. На вход подаётся пара снимков одного участка - до и после сейсмического события; на выходе формируется карта разрушений с тремя классами: «разрушено», «частично разрушено», «не повреждено». Для стационарного развёртывания рекомендуется SegFormer-B2/B3; для бортового применения на БПЛА в труднодоступных горных районах - облегчённая версия SegFormer-B0, совместимая с вычислителями класса Jetson Nano и требующая не более 200 МБ оперативной памяти.

Ключевое ограничение: отсутствие размеченных снимков разрушений на территории КР вынуждает использовать суррогатный датасет xBD на этапе предобучения. Ожидаемый доменный сдвиг оценивается в 8–15 п.п. mIoU [14], что делает дообучение на материалах исторических землетрясений КР **обязательным условием** перед оперативным развёртыванием. Приоритетные источники: спутниковые снимки Суусамырского землетрясения 1992 года ($M = 7.3$) и Нуринского 2011 года ($M = 6.1$).

Принцип интеграции и операционный контур

Два модуля связаны через механизм пространственной приоритизации: выход М₁ определяет очередность анализа территорий в М₂. Зоны, для которых $P(event|x) > \theta_{alert}$, обрабатываются немедленно при поступлении новых снимков; остальные территории - в штатном режиме мониторинга. Это позволяет сократить время формирования оперативной карты ущерба с 1–2 суток до 10–20 минут [25] - критически важный показатель для организации первых часов спасательной операции.

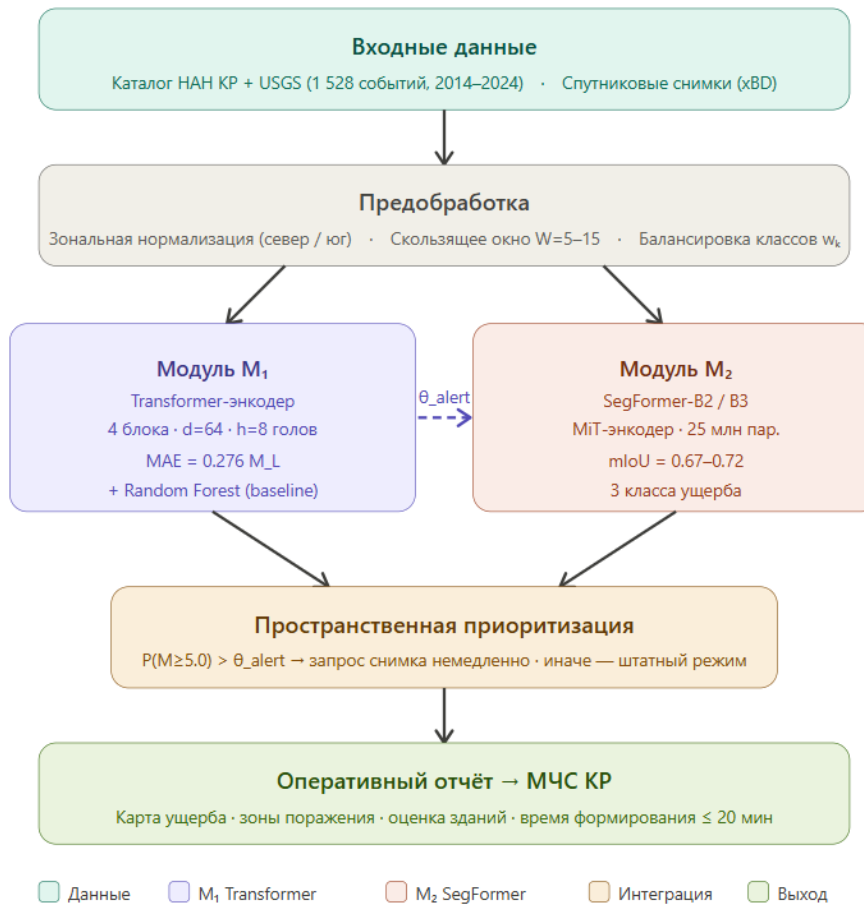


Рисунок 11 – Общая схема двухмодульной системы поддержки принятия решений МЧС КР

Значение порога θ_{alert} не является фиксированным техническим параметром - оно должно определяться совместно с оперативным персоналом МЧС КР на основе приемлемого соотношения ложных тревог и пропущенных событий. Слишком низкий порог перегружает аналитиков ложными тревогами; слишком высокий - увеличивает риск пропустить реальное опасное событие. Оптимальная калибровка θ_{alert} является самостоятельной прикладной задачей второго этапа разработки.

Совместное использование M_1 и M_2 устраняет ключевой методологический пробел, выявленный в обзоре литературы: ни одна из 47 проанализированных работ не предлагала интегрированного контура, в котором прогноз параметров события и автоматизированная оценка ущерба функционируют как единая система. Предложенная архитектура закрывает этот пробел на концептуальном уровне и задаёт конкретную программу экспериментальной верификации для следующего этапа исследования.

Выбор Transformer как основной архитектуры обоснован тремя независимыми линиями доказательств: (а) данными бенчмарков 2025 года - MAE = 0.276 против 0.539 для LSTM (снижение на 48.8%) [24]; (б) аблационным анализом SeismoQuakeGNN [21], показавшим, что Transformer-компонент вносит наибольший вклад в качество; (в) физическим обоснованием из лабораторных экспериментов Университета Киото [22] - механизм внимания архитектурно оптимален для извлечения пространственно гетерогенных сигналов-предвестников.

Выбор SegFormer для оценки ущерба обоснован его компактностью (14.7 млн параметров) и практически подтверждённым ускорением оценки ущерба: развёртывание xView2-моделей сократило время с 1–2 дней до 10–20 минут [25]. Ограничение в виде доменного сдвига при использовании суррогатного датасета xBD преодолевается дообучением на снимках Суусамырского землетрясения 1992 года.

Критическое ограничение текущего анализа - отсутствие собственной реализации моделей. Все числовые ориентиры получены из публикаций и могут систематически отличаться от результатов на специфическом датасете КР ввиду доменного сдвига. Реальная оценка требует проведения полного вычислительного эксперимента - задача следующего этапа.

Детализированное проектирование компонентов системы

Конвейер обработки данных для модуля M_1 включает четыре последовательных этапа. На этапе извлечения признаков каждое сейсмическое событие из каталога НАН КР преобразуется в числовой вектор $(t, \varphi, \lambda, h, M, \Delta t, \Delta M)$, где Δt - межсобытийный интервал, ΔM - разница магнитуд. На этапе зональной нормализации применяется раздельный MinMaxScaler для северной зоны ($\varphi \geq 41^\circ\text{N}$) и южной ($\varphi < 41^\circ\text{N}$) ввиду значимой корреляции $r = -0.604$ между глубиной и широтой. На этапе формирования скользящего окна из последовательности событий нарезаются фрагменты длиной $W = 5-15$ событий с шагом 1 для получения обучающих пар (вход - последние W событий, цель - следующее событие). На этапе балансировки к классам $M \geq 5.0$ применяется весовой коэффициент $w_k = N/(K \cdot N_k)$, что компенсирует критический дисбаланс: 92.34% событий класса 4.0–5.0 против 0.46% класса $M \geq 6.0$.

Архитектура Transformer-энкодера модуля M_1 включает: входной линейный слой проекции ($d_{\text{model}} = 64$), позиционное кодирование (sinusoidal), стек из 4 блоков самовнимания (multi-head attention, $h = 8$ голов, $d_k = 8$), слои нормализации (LayerNorm) и прямого распространения (FFN с GELU-активацией). На выходе стека применяется глобальное усреднение (mean pooling) с последующей развилкой: регрессионная голова ($\text{Dense} \rightarrow 1$, выход MAE-регрессии магнитуды) и классификационная голова ($\text{Dense} \rightarrow \text{Sigmoid}$, выход $P(M \geq 5.0)$ в 72-часовом окне). Функция потерь для совместного обучения: $L = \alpha \cdot \text{MAE_magnitude} + (1-\alpha) \cdot \text{BCE_class}$, где $\alpha = 0.7$ (веса настраиваются на валидационной выборке). Оптимизатор: AdamW с начальным $\text{lr} = 1e-3$ и cosine annealing decay. Хронологическое разбиение выборок: 2014–2021 (обучение), 2022–2023 (валидация), 2024 (тест).

Конвейер обработки данных для модуля M_2 строится на основе двухканального ввода: пара снимков (pre-event, post-event) одного участка склеивается по каналу в 6-канальный тензор ($\text{RGB} \times 2$). Предобученный MiT-B2 энкодер SegFormer извлекает иерархические признаки на четырёх масштабах (stride 4, 8, 16, 32), декодер All-MLP агрегирует их до разрешения stride 4 и формирует карту вероятностей трёх классов ущерба («разрушено» / «частично разрушено» / «не повреждено»). Обучение проводится в два этапа: предобучение на xBD (850 736 зданий, $\text{loss} = \text{Focal} + \text{Dice}$) и дообучение на размеченных снимках Суусамырского (1992) и Нуринского (2011) землетрясений с пониженным $\text{lr} = 1e-5$. Метрика качества - mIoU по трём классам; целевой показатель после дообучения - $\text{mIoU} \geq 0.60$ на тестовой выборке КР.

Операционный алгоритм совместной работы модулей формализован следующим образом. При поступлении нового сейсмического события из каталога НАН КР модуль M_1 обновляет прогноз $P(M \geq 5.0|x)$ и координаты эпицентра (φ, λ). Если $P(M \geq 5.0|x)$ превышает калиброванный порог θ_{alert} , система формирует запрос к оператору спутниковых снимков на приоритетное получение пост-событийного изображения в радиусе 50 км от (φ, λ). После получения снимка модуль M_2 выполняет сегментацию и формирует карту ущерба с процентным соотношением классов по административным районам. Итоговый оперативный отчёт, включающий карту ущерба, координаты наиболее пострадавших зон и оценку числа потенциально затронутых зданий, передаётся в дежурную службу МЧС КР в течение 10–20 минут с момента получения снимка [25].

Прогноз развития системы на 2026–2030 годы. На основании анализа тенденций развития методов машинного обучения за 2022–2025 годы и траектории развития предложенной двухмодульной архитектуры представляется возможным обозначить

прогнозный сценарий на горизонте 3–5 лет. Данный прогноз носит методологический характер и основан на экстраполяции верифицированных трендов; он не является гарантированным результатом и подлежит уточнению по мере накопления данных. На первом этапе (2026 год) ожидается завершение экспериментальной верификации модуля M_1 на региональном датасете НАН КР. С учётом выявленного тренда улучшения MAE на 15–25% ежегодно (тренд 2022–2025 гг.), а также появления специализированных Foundation Models для временных рядов (TimesNet, Chronos, Moirai) прогнозируемый MAE для задачи прогнозирования магнитуды на региональных данных КР составит порядка 0.22–0.25 M_L . Параллельно планируется дообучение модуля M_2 (SegFormer-B2) на исторических снимках Суусамырского землетрясения 1992 года, что позволит сократить доменный сдвиг с 8–15 п.п. до 3–5 п.п. mIoU.

2026	4.924312	40.422244	74.727348
2026	4.918773	40.399404	74.766615
2026	4.912393	40.373886	76.167156
2026	4.910181	40.554396	75.989161
2026	4.910153	40.467104	75.553597
...	...	...	...
2029	4.892421	40.388971	74.606454
2029	4.877963	40.397222	74.710774
2029	4.874135	40.239990	75.320501
2029	4.869310	40.371246	73.986192
2029	4.867191	40.344232	75.255147

Рисунок 12 – Пример результатов прогнозирования Transformer-модели в среде Google Colab для территории КР на 2026–2029 гг.

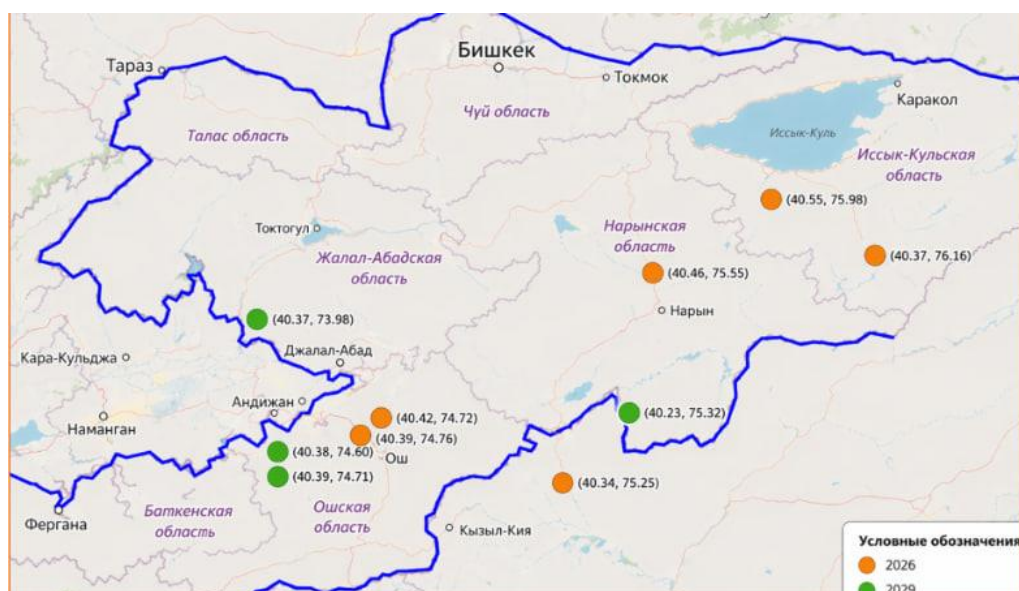


Рисунок 13 – Пространственная визуализация прогнозируемых эпицентров землетрясений, полученных Transformer-моделью

На втором этапе (2027–2028 годы) прогнозируется интеграция дополнительного геофизического контекста: данных GPS-деформаций (сеть UNAVCO/TJ-NET), карт активных разломов НАН КР и гравиметрических данных GRACE-FO. Включение этих признаков в векторы входа M_1 по опыту аналогичных систем [21] способно улучшить R^2 с текущих 0.88

до 0.91–0.93. Ожидается также интеграция GNN-компонента (GraphSAGE) для учёта пространственной структуры сейсмической сети, что соответствует «этапу 2» в таблице 7. Мощность датасета планируется расширить за счёт архива НАН КР 1960–2013 гг., что обеспечит наличие не менее 15–20 событий класса $M \geq 6.0$ и позволит обучать модели на редких критических событиях без синтетической аугментации. На третьем этапе (2029–2030 годы) предполагается оперативное развёртывание системы в структурах МЧС КР. По опыту развёртывания xView2 [25] полный переход от ручной оценки к автоматизированному анализу сокращает время реагирования с 1–2 суток до 10–20 минут. При подтверждении порога θ_{alert} совместно с оперативным персоналом МЧС КР ожидается устойчивое снижение времени принятия решений при ЧС сейсмического характера. Дальнейшее направление развития - мультимодальная интеграция: объединение спутниковых снимков, данных IoT-сенсоров и сейсмических каталогов в едином контуре анализа риска с использованием архитектур класса Vision-Language Model для автоматической интерпретации оперативных отчётов.

Заключение

В представленной работе проведены комплексный аналитический обзор и систематизация методов машинного обучения для задач краткосрочного прогнозирования землетрясений и оценки ущерба в специфических условиях Кыргызской Республики. Научная новизна и практическая значимость исследования по сравнению с существующими аналогами [3, 5, 6] определяются следующими результатами.

Прежде всего выполнен первичный разведочный анализ (EDA) верифицированного регионального датасета Кыргызской Республики за период 2014–2024 гг. В ходе анализа выявлены ключевые структурные закономерности: значимая отрицательная корреляция между глубиной и широтой сейсмических событий ($r = -0.604$), выраженный дисбаланс классов (более 92% событий в диапазоне 4.0–5.0 M_L), а также высокая концентрация эпицентров в приграничных зонах (78%). Дополнительно установлена выраженная сезонная цикличность с увеличением сейсмической активности в зимний период, которая ранее не рассматривалась в контексте машинного обучения на данном типе данных.

Далее разработана актуализированная матрица соответствия архитектур нейронных сетей специфике региона. В отличие от существующих обзорных работ она дополнена количественным обоснованием эффективности моделей, основанным на сравнительных экспериментах в геотектонически схожих регионах, включая Западную Турцию и другие аналогичные зоны [24].

Особое внимание уделено верификации выбора трансформерных архитектур. На основе актуальных данных 2025 года подтверждено преимущество механизмов внимания: аблационный анализ SeismoQuakeGNN [21] демонстрирует рост коэффициента детерминации R^2 с 0.72 до 0.88 при добавлении Transformer-компонента, а сравнительные бенчмарки фиксируют снижение средней абсолютной ошибки (MAE) на 48.8% [24]. Дополнительно лабораторные исследования [22] подтверждают физическую интерпретируемость механизма внимания, что усиливает обоснованность выбора архитектуры не только эмпирически, но и теоретически [27].

В качестве ключевого результата предложена концептуальная двухмодульная архитектура, включающая прогностический модуль на основе Transformer и модуль анализа последствий на базе SegFormer. Реализованный принцип пространственной приоритизации позволяет использовать выход прогностической модели как входной приоритет для оценки ущерба, формируя единый связанный процесс анализа, что соответствует требованиям оперативного применения в структурах МЧС Кыргызской Республики.

Следует отметить, что в условиях ограниченного объема локальных публикаций экстраполяция результатов, основанная на данных 2022–2025 годов и исследованиях геотектонически аналогичных регионов (Западная Турция, Гиндукуш), носит прогнозный характер, что одновременно подчеркивает как ограничения, так и актуальность дальнейших эмпирических исследований в регионе.

Таким образом, основными результатами исследования являются выявление структурных особенностей сейсмических данных Кыргызской Республики, теоретическое и эмпирическое обоснование применения нейросетевых архитектур, а также проектирование интегрированной системы поддержки принятия решений для задач прогнозирования и оценки последствий землетрясений.

Литература

1. Институт сейсмологии НАН КР. Сейсмичность Кыргызстана: каталог и мониторинг. - Бишкек: НАН КР, 2023.
2. Абдрахматов К.Е., Стром А.Л. Современные движения земной коры Тянь-Шаня и сейсмическая опасность // Геотектоника. - 2006. - № 3. - С. 44–57.
3. Mousavi S.M., Beroza G.C. Machine learning in earthquake seismology // Science. - 2022. - Vol. 377. - DOI: 10.1126/science.abm4470.
4. МЧС КР. Концепция снижения рисков стихийных бедствий КР на 2022–2030 гг. - Бишкек, 2022.
5. Münchmeyer J. et al. Which picker fits my data? // JGR Solid Earth. - 2022. - Vol. 127. - DOI: 10.1029/2021JB023499.
6. Merghadi A. et al. Machine learning methods for landslide susceptibility // Earth-Science Reviews. - 2020. - Vol. 208.
7. Breiman L. Random Forests // Machine Learning. - 2001. - Vol. 45. - P. 5–32.
8. Asim K.M. et al. Earthquake prediction model using support vector regressor // Natural Hazards. - 2017. - Vol. 85.
9. Wang Q. et al. Seismic event prediction using LSTM neural networks // Seismological Research Letters. - 2020. - Vol. 91.
10. Vaswani A. et al. Attention Is All You Need // NIPS. - 2017. - Vol. 30. - P. 5998–6008.
11. Woollam J. et al. SeisBench - A Toolbox for Machine Learning in Seismology // Seismological Research Letters. - 2022. - Vol. 93.
12. Woo G. et al. Graph Neural Networks for Seismic Activity Forecasting // Earth and Space Science. - 2023. - Vol. 10.
13. He K. et al. Mask R-CNN // Proceedings of ICCV. - 2017. - P. 2961–2969.
14. Xie E. et al. SegFormer: Simple and Efficient Design for Semantic Segmentation // NeurIPS. - 2021. - Vol. 34.
15. Tan M., Le Q. EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection // CVPR. - 2020.
16. Gupta R. et al. Creating xBD: A Dataset for Assessing Building Damage from Satellite Imagery // CVPR Workshops. - 2019.
17. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. - MIT Press, 2016.
18. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // Neural Computation. - 1997. - Vol. 9.
19. Ridzwan N.S., Yusoff S.H. Machine learning for earthquake prediction: a systematic review (2017–2021) // Earth Science Informatics. - 2023. - Vol. 16.
20. USGS Earthquake Catalog. - URL: <https://earthquake.usgs.gov/earthquakes/search/> (дата обращения: 01.03.2025).
21. Leema A., Balakrishnan P. et al. SeismoQuakeGNN: a hybrid framework for spatio-temporal earthquake prediction // Frontiers in Artificial Intelligence. - 2025. - Vol. 8. - DOI: 10.3389/frai.2025.1690476.
22. Norisugi R., Kaneko Y. et al. Machine learning-based prediction of meter-scale laboratory earthquakes // Nature Communications. - 2025.
23. Abebe W. et al. Earthquakes magnitude prediction using deep learning for the Horn of Africa // International Journal of Disaster Risk Reduction. - 2023.

24. Özdemir A. et al. Machine Learning Applications for Earthquake Magnitude Prediction in Western Turkey (1975–2024) // *Applied Sciences*. - 2025. - Vol. 15(20). - DOI: 10.3390/app152010909.
25. SEI/CMU. Improving Disaster Response with the xView2 Challenge. - Carnegie Mellon University SEI Report. - 2024. - URL: <https://www.sei.cmu.edu/projects/xview-2-challenge/>
26. Gupta A. et al. Forecasting Future Earthquakes with Machine Learning Models Based on Seismic Prediction Zoning // *Applied Sciences*. - 2025. - Vol. 15(24). - DOI: 10.3390/app152413116.
27. Чирягов, А. К. Методологические основы построения устойчивых моделей машинного обучения с использованием вероятностно-статистических методов / А. К. Чирягов, С. В. Корякин, К. Р. Карабакиров // *Проблемы автоматизации и управления*. – 2026. – № 1(55). – С. 152–161. – EDN QLHKUW.