

УДК 504.064:528.8:004.8

**НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ
ДЛЯ ГЕОЭКОЛОГИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА И ОЦЕНКИ ПРИРОДНЫХ РИСКОВ**

Канетова Д.Э., Мадалиева З.Ж., Айдаралиева А.И.

Жалал-Абадский научный центр Национальной академии наук Кыргызской Республики

**ГЕОЭКОЛОГИЯЛЫК МОНИТОРИНГ ЖАНА ТАБИГЫЙ ТОБОКЕЛДИКТЕРДИ БААЛОО
ҮЧҮН СПУТНИКТИК СҮРӨТТӨРДҮ НЕЙРОТАРМАК ЫКМАЛАРЫ МЕНЕН ИШТЕТҮҮ**

Канетова Д.Э., Мадалиева З.Ж., Айдаралиева А.И.

Кыргыз Республикасынын Улуттук илимдер академиясынын Жалал-Абад илимий борбору

**NEURAL NETWORK METHODS FOR PROCESSING SATELLITE IMAGERY
FOR GEO-ENVIRONMENTAL MONITORING AND NATURAL HAZARD ASSESSMENT**

Kanetova D.E., Madaliev Z.Zh., Aydarlieva A.I.

Jalal-Abad Scientific Center of the National Academy of Sciences of the Kyrgyz Republic

Аннотация. В статье представлен обзор современных нейросетевых методов обработки спутниковых изображений, применяемых в задачах геоэкологического мониторинга и оценки природных рисков. Рассмотрены архитектуры глубокого обучения, включая сверточные нейронные сети, сегментационные модели (U-Net, DeepLab), рекуррентные сети и трансформеры. Особое внимание уделено возможностям данных методов при картографировании оползней, оценке эрозии почв, мониторинге наводнений и водных ресурсов. Проведен анализ международного опыта и обозначены перспективы использования нейросетевых технологий в условиях горных районов Кыргызстана. Подчеркнуты преимущества и ограничения подходов, а также предложены направления дальнейших исследований в контексте создания национальной системы экологического мониторинга и предупреждения чрезвычайных ситуаций.

Ключевые слова: нейросетевые методы, спутниковые изображения, геоэкологический мониторинг, природные риски, глубокое обучение, оползни, наводнения.

Аннотация. Макалада геоэкологиялык мониторингде жана табигый тобокелдиктерди баалоодо колдонулган спутниктик сүрөттөрдү иштетүүнүн заманбап нейротармактык ыкмаларына обзор берилет. Терең үйрөнүү архитектураларынын негизги түрлөрү – конволюциялык нейрон тармактары, сегментациялык моделдер (U-Net, DeepLab), рекурренттик тармактар жана трансформерлер каралган. Бул ыкмалардын жер көчкү картографиялоодо, топурактын эрозиясын баалоодо, сел жана ташкындарды мониторингдөөгө, суу ресурстарынын сапатын аныктоодо мүмкүнчүлүктөрү көрсөтүлгөн. Эл аралык тажрыйба талданып, Кыргызстандын тоолуу райондорунда бул ыкмаларды колдонуу перспективалары белгиленген. Нейротармактык ыкмалардын артыкчылыктары жана чектөөлөрү, ошондой эле улуттук экологиялык мониторинг жана өзгөчө кырдаалдардын алдын алуу системасын өнүктүрүү үчүн келечектеги изилдөөлөрдүн багыттары сунушталган.

Ачкыч сөздөр: нейротармактык ыкмалар, спутниктик сүрөттөр, геоэкологиялык мониторинг, табигый тобокелдиктер, терең үйрөнүү, жер көчкү, сел.

Abstract. The paper provides a review of modern neural network methods for processing satellite imagery applied to geo-environmental monitoring and natural hazard assessment. Deep learning architectures are considered, including convolutional neural networks, segmentation models (U-Net, DeepLab), recurrent networks, and transformers. Particular attention is paid to the application of these methods for landslide mapping, soil erosion assessment, flood monitoring, and water quality analysis. International experience is analyzed, and the prospects for applying neural network technologies in the mountainous regions of Kyrgyzstan are highlighted. The advantages and limitations of the approaches are outlined, and directions for further research are suggested in the context of developing a national system for environmental monitoring and disaster risk reduction.

Keywords: neural networks, satellite imagery, geo-environmental monitoring, natural hazards, deep learning, landslides, floods.

Введение. Геодинамические процессы — оползни/жер көчкү, селевые потоки, эрозия, подтопления — существенно влияют на горные территории Кыргызстана, где уязвимость к природным рискам повышена из-за рельефа и климатической изменчивости [1–3]. В ответ на рост частоты событий требуется мониторинг, сочетающий оперативность, широкий пространственный охват и воспроизводимость оценок. Спутниковое ДЗЗ (Sentinel, Landsat, MODIS) обеспечивает регулярные наблюдения, но их объём и неоднородность данных делают необходимым применение методов ИИ [4–5].

Глубокое обучение — конволюционные сети (CNN), сегментационные архитектуры (U-Net, DeepLab), а также трансформеры — продемонстрировали высокую эффектив-

ность в извлечении пространственно-временных признаков, детектировании изменений и прогнозировании опасных процессов [6–8, 13]. Международная практика (Китай, Непал, Индия, Европа) подтверждает прикладной потенциал нейросетей для картографирования оползней, затоплений, анализа деградации земель и мониторинга водных объектов [9–10]. Это релевантно для Кыргызстана, где облачность и сложный рельеф требуют устойчивых к условиям наблюдения методов (SAR/оптика, DEM).

Цель — теоретико-обзорно систематизировать нейросетевые подходы к обработке спутниковых данных для геоэкологического мониторинга и оценки природных рисков, выделив преимущества/ограничения и перспективы применения в условиях Кыргызстана. (См. рис. 1.)

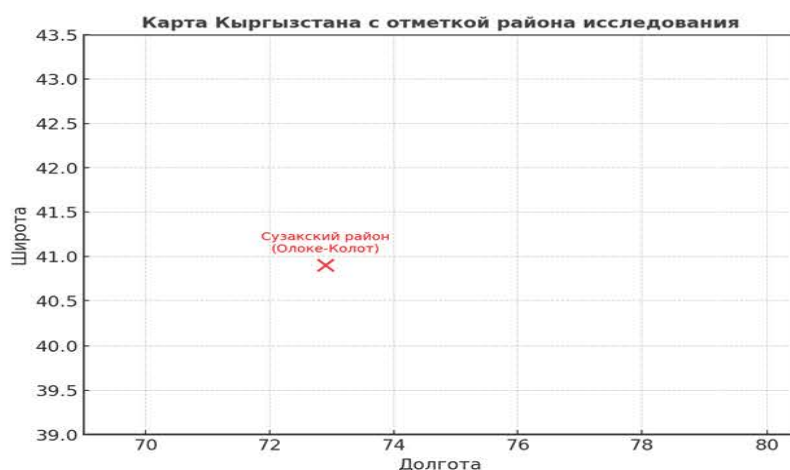


Рисунок 1. Район исследования — Сузакский район (Олоке-Колот), Жалал-Абадская область Кыргызстана.

Обзор литературы. Нейросети стали стандартом для задач сегментации и классификации природных опасностей. Для оползней/жер кочку наиболее устойчивые результаты демонстрируют CNN и U-Net, особенно при комбинировании оптики Sentinel-2 с рельефом (DEM) и/или InSAR-производными [8, 11, 18]. Для паводков/селей эффективны U-Net/DeepLab по Sentinel-1 SAR и смешанным наборам S1+S2; ConvLSTM применяют для временных рядов осадков/снимков [9–10, 13]. Деградацию земель анализируют через аномалии NDVI/VHI, где DL-подходы сочетают локальную детализацию и работу на больших временных рядах [5, 15]. Для во-

дных объектов (NDWI, сегментация водной глади) U-Net стабильна на мультиспектральных данных [9–10].
С 2021 г. активно внедряются трансформеры (ViT, Swin): они лучше учитывают длинные пространственно-временные зависимости и гетерогенность (оптика+SAR+климат), нередко превосходя CNN в задачах с длинными временными рядами (засухи, эрозия), но требуя больших вычислительных ресурсов [7, 13–14]. Для Центральной Азии показано, что интеграция климатических триггеров и сейсмогеодинамических факторов повышает достоверность карт опасности [1–4, 14–15].

Итоговая матрица литературы (вставьте как таблицу на 1 стр.)

Задача	Данные (основные)	Модель(и)	Метрика(и)	Типичные результаты	Ограничения	Применимость КР
Оползни	S2, DEM, InSAR	U-Net/CNN (+attention)	IoU/F1	0.75–0.88	Разметка, растительность, тени	Высокая
Паводки/сели	S1, S2	U-Net/DeepLab, ConvLSTM	IoU/F1	0.80–0.90	Осадки/сток, смешанный классовый шум	Высокая
Деградация/эрозия	NDVI/VHI (рядами)	CNN/Transformer	AUC/RMSE	Выигрыш над ML-базой	Длинные ряды, калибровка индексов	Ср-высокая
Водные объекты	S2, NDWI	U-Net	IoU	0.85–0.92	Тени, мутность, сезонность	Высокая

(ссылки для таблицы: [5, 7–11, 14–16, 20])

Методология исследования.

Для подготовки статьи проведён систематический обзор публикаций за 2019–2025 гг., индексируемых в базах **Scopus, Web of Science, Springer, Elsevier, MDPI**. В выборку включались работы, посвящённые применению нейросетевых методов к данным дистанционного зондирования Земли в задачах геоэкологического мониторинга и оценки природных рисков.
Критерии отбора источников:
– наличие описания архитектур CNN, U-Net, DeepLab, Transformer;
– использование спутниковых данных Sen-

tinel-1, Sentinel-2, Landsat, DEM, а также климатических индексов (NDVI, NDWI, VHI);
– оценка качества результатов по общепринятым метрикам (IoU, F1-score, AUC, RMSE);
– релевантность для горных и сейсмоактивных регионов.
Этапы анализа:
1. Классификация публикаций по задачам (оползни/жер кочку, паводки и сели, эрозия и деградация земель, мониторинг водных объектов).
2. Сопоставление применяемых моделей и данных, определение преимуществ и ограничений.

3. Оценка применимости подходов к условиям Кыргызстана с учётом сложности рельефа и облачности.

На основе этого обзора сформирована сравнительная таблица (см. Обзор литературы), а также предложена дорожная карта внедрения нейросетевых методов для мониторинга природных рисков в Кыргызстане.

Результаты и обсуждение. Сопоставление публикаций показывает: U-Net/CNN задают стандарт точности в сегментации оползней и затоплений при доступности пред- и пост-событийных сцен (S2) и карт рельефа (DEM) [8, 11, 16]; Sentinel-1 SAR обеспечивает устойчивость к облачности для паводков/селей и выгодно комбинируется с S2 [9–10]. Трансформеры улучшают моделирование долгосрочной динамики и работу с гетерогенными наборами (оптика+SAR+климат), что перспективно для засух/эрозии [7, 14–16], однако повышают требования к объёму данных и вычислительным ресурсам [15]. (См. рис. 3.)

Дорожная карта для КР (вставить как список из 5–6 строк):

1. Данные: Sentinel-1/2, Copernicus DEM, индексы NDVI/NDWI/VHI.

2. Предобработка: облака/тени, нормализация, DEM-производные (уклон/экспозиция).

3. Модели: базовая U-Net для сегментации + пилот Transformer для временных рядов.

4. Разметка: архив МЧС/НИИ по событиям (точки/контуры), валидация в полях.

5. Метрики: IoU/F1 (сегментация); AUC/RMSE (ряды).

6. Внедрение: слой риска в ГИС ведомств, регламент обновления (ежесезонно).

Ограничения обзора: дефицит локальных размеченных сцен для обучения и валидации; неполная сопоставимость метрик между статьями; ограниченный доступ к унифицированным климатическим и гео-данным по КР. Указанные ограничения определяют фронт дальнейших работ (создание открытого репозитория, единых протоколов разметки и валидации).

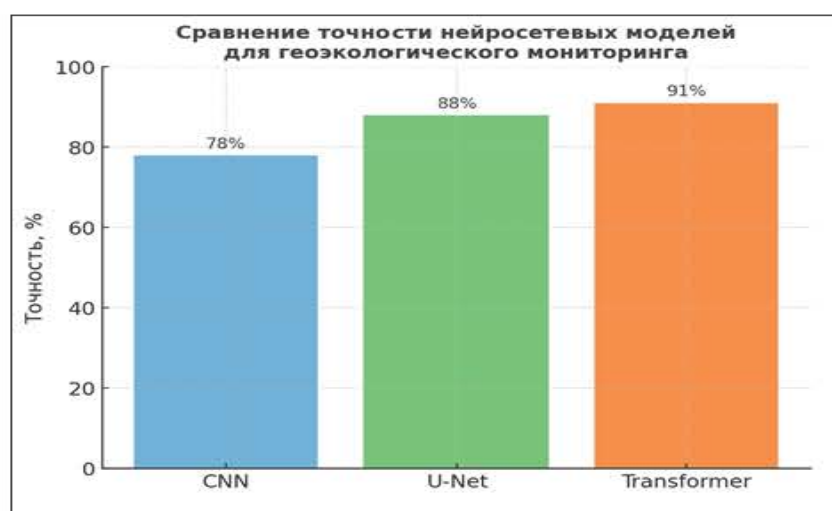


Рисунок 3. Сравнение точности различных архитектур нейросетей (CNN, U-Net, Transformer) при решении задач геоэкологического мониторинга по данным литературы [5–8; 13–17].

Для Кыргызстана ключевыми перспективами являются:

использование CNN и U-Net для картографирования оползней и жер кочку в Сузак-

ском, Ала-Букском и Узгенском районах, где высокая частота экзогенных процессов подтверждается данными [1,2];

применение сегментационных моделей

на основе Sentinel-1 SAR для мониторинга паводков и селевых потоков, что позволяет учитывать частую облачность [9,10];

интеграция анализа NDVI и гибридных моделей для оценки эрозии земель в Ферганской долине и Чаткальском хребте [16,17];

развитие гибридных архитектур CNN+Transformer для построения национальной системы экологического мониторинга [7,14].

Таким образом, проведённый обзор подтвердил, что нейросетевые методы обладают высоким потенциалом для применения в Кыргызстане. Их внедрение позволит повысить точность прогнозирования, сократить время обработки данных и создать основу для построения системы предупреждения чрезвычайных ситуаций на базе искусственного интеллекта. Вместе с тем, остаются нерешённые проблемы — нехватка локальных

обучающих выборок, потребность в вычислительных ресурсах и необходимость интеграции ИИ-моделей с национальными геоинформационными платформами.

Заключение

Нейросетевые методы (U-Net/CNN/Transformer) подтверждают высокую эффективность для картографирования оползней/жер кочку, паводков/селей, деградации земель и мониторинга водных объектов на спутниковых данных [5, 7–11, 13–16]. Для Кыргызстана целесообразна поэтапная интеграция: комбинирование S1/S2 с DEM и климатическими индексами; разметка событий по архивам МЧС/НИИ; базовая сегментация U-Net и пилотные трансформеры для временных рядов; вывод в ГИС как слой риска. Приоритет — формирование **открытого репозитория размеченных сцен для КР** и регламент обновления карт опасности.

Список литературы

- [1] Khasanov S.; Juliev M.; Uzbekov U.; др. Landslides in Central Asia: a review... DOI: 10.2478/geosc-2021-0009.
- [2] Wang X.; Li X.; Ozturk U.; др. Atmospheric triggering conditions... DOI: 10.5194/nhess-21-2125-2021.
- [3] Saidaliyeva Z.; др. Adaptation to climate change... DOI: 10.1002/wcc.891.
- [4] Caleca F.; др. Regional-scale landslide risk assessment... DOI: 10.5194/nhess-24-13-2024.
- [5] Kattenborn T.; Leitloff J.; Schiefer F.; Hinz S. Review on CNN... DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.12.010.
- [6] Li J.; др. A review of remote sensing image segmentation... DOI: 10.1080/17538947.2023.2278277.
- [7] Wang R.; др. Transformers for Remote Sensing... DOI: 10.3390/s24113495.
- [8] Zhang Q.; др. Deep Learning for Exploring Landslides... DOI: 10.3390/rs16081344.
- [9] Bentivoglio R.; Isufi E.; Jonkman S. N.; Taormina R. Deep learning methods for flood mapping... DOI: 10.5194/hess-26-4345-2022.
- [10] Toma A.; др. Flooded area detection... DOI: 10.1080/22797254.2024.2351234.
- [11] Yang Z.; др. Exploring deep learning for landslide mapping... DOI: 10.13203/j.whugis20230401.
- [12] Aleissae A. A.; др. Transformers in Remote Sensing... DOI: 10.3390/rs15071860.
- [13] Márquez-Grajales A.; др. Characterizing drought prediction... DOI: 10.1088/2752-5295/ad-3f2c.
- [14] Poggi V.; др. Development of a regional probabilistic seismic hazard model... DOI: 10.5194/nhess-25-817-2025.
- [15] Scaini C.; др. A new regionally consistent exposure database... DOI: 10.5194/nhess-24-929-2024.
- [16] Chen H.; др. A landslide extraction method with channel attention... DOI: 10.1080/17538947.2022.2158720.
- [17] Gallear J. W.; др. Evaluation of ML approaches for drought monitoring... DOI: 10.5194/nhess-25-1521-2025.