

УДК 551.435.6(470.64)

DOI: 10.46698/VNC.2025.27.78.017

Оригинальная статья

Моделирование овражной эрозии методом сглаженной многоуровневой оценки

Н.А. Корецкий¹, А.С. Горбунов¹, В.Н. Бевз¹, В.А. Караваев²¹ Воронежский государственный университет, Россия, 394018, г. Воронеж,
Университетская площадь, 1, e-mail: gorbunov.ol@mail.ru;² Институт географии РАН, Россия, 119017, г. Москва, Старомонетный пер., 29,
e-mail: vadimka_ig@mail.ru

Статья поступила: 23.12.2024, доработана: 10.02.2025, принята к публикации: 14.02.2025

Резюме: Актуальность работы. Овражная эрозия один из основных негативных экзогенных процессов в лесостепной зоне Русской равнины. В условиях интенсификации сельского хозяйства требуется постоянное слежение и прогнозирование ее развития. В статье авторы пытаются показать подход к моделированию эрозии методом сглаженной многоуровневой оценки восприимчивости территории. **Цель исследования** заключается в разработке нового метода оценки развития овражной эрозии на основе машинного обучения. Предлагаемая технология дает более точные результаты по оценке восприимчивости территории к овражной эрозии, по сравнению с рядом классических подходов. Безусловным ее преимуществом является возможность применения для анализа крупных территорий с высокой неравномерностью распределения оврагов. **Методы исследования.** Ключевыми исследовательскими методами выступали: моделирование на основе машинного обучения и геоинформационное моделирование. В разработке широко использован один из наиболее современных методов машинного обучения CatBoost, положенный в основу разрабатываемого подхода. Главная его особенность – это объединение нескольких моделей, решающих разные задачи, в одну более сильную. **Результаты исследования.** Проиллюстрирована реализация метода сглаженной многоуровневой оценки восприимчивости территории к овражной эрозии на примере лесостепи Калачской возвышенности (Воробьевский район, Воронежской области). Рассматриваются сходства и различия предлагаемого подхода с уже существующими методами. Обосновываются две новые метрики для оценки точности работы предлагаемого метода – RF1 и NDF, приводятся соответствующие формулы. Вводятся понятия внешнего, внутреннего и регуляризационного уровней моделирования, а также иллюстрируется практический смысл использования каждого из них для решения поставленной задачи. Обосновывается использование подхода сглаженной многоуровневой оценки восприимчивости территории к овражной эрозии с учетом блока специальных геоморфологических факторов и производных от них на базе цифровой модели рельефа FABDEM v1-2. Предложенная технология показала высокую точность описания овражной эрозии (0.95) и может быть применена для анализа других территорий.

Ключевые слова: овражная эрозия, моделирование овражной эрозии, CatBoost, ансамблевый подход, геоинформационные системы, машинное обучение, восприимчивость территории к эрозии.

Благодарности: Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 24-27-20122, <https://rscf.ru/project/24-27-20122/>.

Для цитирования: Корецкий Н.А., Горбунов А.С., Бевз В.Н., Караваев В.А. Моделирование овражной эрозии методом сглаженной многоуровневой оценки. *Геология и геофизика Юга России*. 2025. 15(1): 208-217. DOI: 10.46698/VNC.2025.27.78.017

DOI: 10.46698/VNC.2025.27.78.017

Original paper

Modeling of gully erosion by the method of smoothed multilevel estimation

N.A. Koretsky¹, A.S. Gorbunov¹, V.N. Bezv¹, V.A. Karavaev²¹ Voronezh State University, 1 Universitetskaya Pl., Voronezh 394018, Russian Federation, e-mail: gorbunov.ol@mail.ru;² Institute of Geography, Russian Academy of Sciences, 29 Staromonetnyi Lane, Moscow 119017, Russian Federation, e-mail: vadimka_ig@mail.ru

Received: 23.12.2024, revised: 10.02.2025, accepted: 14.02.2025

Abstract: Relevance. Gully erosion is one of the main negative exogenous processes in the forest-steppe zone of the Russian Plain. In the conditions of agricultural intensification, constant monitoring and forecasting of its development is required. In the article the authors try to show an approach to modeling erosion by the method of smoothed multilevel estimation of territory susceptibility. **The aim** of the study is to develop a new method for estimating gully erosion development based on machine learning. The proposed technology gives more accurate results on the assessment of the territory susceptibility to gully erosion, compared to a number of classical approaches. Its undoubted advantage is the possibility of application for analyzing large territories with high unevenness of gully distribution. **Methods.** The key research methods were: modeling based on machine learning and geoinformation modeling. One of the most modern methods of machine learning CatBoost, which is the basis of the developed approach, was widely used in the development. Its main feature is combining several models solving different problems into one stronger one. **Results.** The realization of the method of smoothed multilevel estimation of territory susceptibility to gully erosion is illustrated on the example of forest-steppe of Kalachskaya upland (Vorobyevsky district, Voronezh region). Similarities and differences of the proposed approach with already existing methods are considered. Two new metrics for evaluating the accuracy of the proposed method - RF1 (modified random forest) and NDF - are justified, and the corresponding formulas are given. The concepts of external, internal and regularization levels of modeling are introduced, and the practical sense of using each of them to solve the problem is illustrated. The use of the approach of smooth multilevel estimation of territory susceptibility to gully erosion taking into account a block of special geomorphological factors and derivatives of them on the basis of digital elevation model FABDEM v1-2 is substantiated. The proposed technology showed high accuracy of gully erosion description (0.95) and can be applied to analyze other territories.

Keywords: gully erosion, gully erosion modeling, CatBoost, ensemble approach, geographic information systems, machine learning, susceptibility of the territory to erosion.

Acknowledgments: The research was supported by the Russian Science Foundation grant No. 24-27-20122, <https://rscf.ru/project/24-27-20122/>.

For Citation: Koretsky N.A., Gorbunov A.S., Bezv V.N., Karavaev V.A. Modeling of gully erosion by the method of smoothed multilevel estimation. *Geologiya i Geofizika Yuga Rossii = Geology and Geophysics of Russian South*. (in Russ.). 2025. 15(1): 208-217. DOI: 10.46698/VNC.2025.27.78.017

Введение

Моделирование экзогенных процессов [Заалишвили и др., 2021; Заалишвили и др., 2022; Стогний и др., 2022] и, в частности, овражной эрозии с использованием алгоритмов машинного обучения в последние десятилетия активно внедряется в научные исследования [Бабешко и др., 2021; Викторov, 2022; Исаева, Шамбетов, 2022; Кан, Зеркаль, 2018; Махинов, 2020; Михайлов, 2010; Черноморец, Михайлов,

2012]. Оно призвано помочь в решении актуальной задачи – борьбе с деградацией земель вызванной процессами линейной эрозии [Ганиева, Метхийев, 2015; Wang et al., 2023]. Интеграция алгоритмов машинного обучения, таких как метод опорных векторов (SVM), случайный лес (RF), экстремальный градиентный бустинг (XG Boost) и искусственные нейронные сети на основе многослойного персептрона (ANN, MLP), усовершенствовала предсказание восприимчивости территории к овражной эрозии. Анализируя факторы развития эрозии, эти модели не только повышают предсказательную точность, но и информируют о стратегиях управления земельными ресурсами, направленных на снижение рисков [Arabameri et al., 2020; Fan et al., 2024; Igwe et al., 2020]. Ключевые факторы, влияющие на развитие овражной эрозии, такие как морфометрия рельефа, литология горных пород, почвенный покров, характер использования земель оцениваются с помощью тщательного сбора и анализа данных, что приводит к более надежному картированию восприимчивости территории к овражной эрозии. В зарубежной литературе это направление получило название Gully Erosion Susceptibility (GES) (англ. «восприимчивость к овражной эрозии») [Gelete et al., 2024; Saha et al., 2022; Breiman, 2001].

Несмотря на существующие достижения в применении машинного обучения для оценки восприимчивости территории к овражной эрозии, в мировом научном сообществе до сих пор отсутствует единое мнение по поводу ее эффективности. Это связано с частым недостатком данных для обучения моделей и необходимостью создания новых моделей для разных физико-географических условий [Fan et al., 2024].

Настоящая работа нацелена на демонстрацию нового подхода для прогнозирования овражной эрозии – сглаженной многоуровневой оценки восприимчивости к ней территории. Он отличается от существующих тем, что использует не одну, а несколько моделей для обучения (ансамбль) и применяет трехуровневый подход к оценке достоверности полученных результатов. Для оценки точности работы ансамбля моделей были разработаны новые метрики – RF1 и NDF.

В качестве объекта исследования была выбрана сильно заовраженная территория Воробьевского района Воронежской области, расположенная в пределах южной лесостепи Калачской возвышенности (рис. 1). В неотектонической структуре ей соответствуют Калачское поднятие, и примыкающий к нему на западе Павловско-Мамонский прогиб. Поднятие в свою очередь осложнено локальными структурами 4-го и более высоких порядков. В частности, на формирование оврагов района в значительной степени оказывает влияние локальное Воробьевское неотектоническое поднятие. В геологическом строении территории принимают участие верхнемеловые отложения туронского и сантонского ярусов (мел, мергель мощностью до 50 м), перекрытые довольно мощной толщей (до 40 м) верхнепалеогеновых, неогеновых и четвертичных песчано-глинистых отложений. Мело-мергельные породы и палеогеновые пестроцветные глины обнажаются по склонам долинно-балочной сети, создавая оригинальную двухярусную структуру склоновых ландшафтов. Территория исследования расположена полностью в границах Донского оледенения. Она представляет собой возвышенную (220–240 м) пологоволнистую эрозионно-денудационную равнину, которая перекрыта глинисто-суглинистой мореной Донского возраста (мощность до 10 м) и субэразальными лессовидными суглинками среднего верхнего звена неоплейстоцена (мощность 5–7 м). Особенностью территории является наличие широких асимметричных долин рек, крутые правобережья

которых густо изрезаны овражной сетью. Глубина эрозионного расчленения составляет 80–120 м, густота овражной сети на некоторых участках достигает 5 км на км². Интенсивное развитие овражной эрозии началось в конце XIX века и связано с активной распашкой склоновых земель. В настоящее время наблюдается появление новых эрозионных форм рельефа, а также рост уже существующих оврагов.

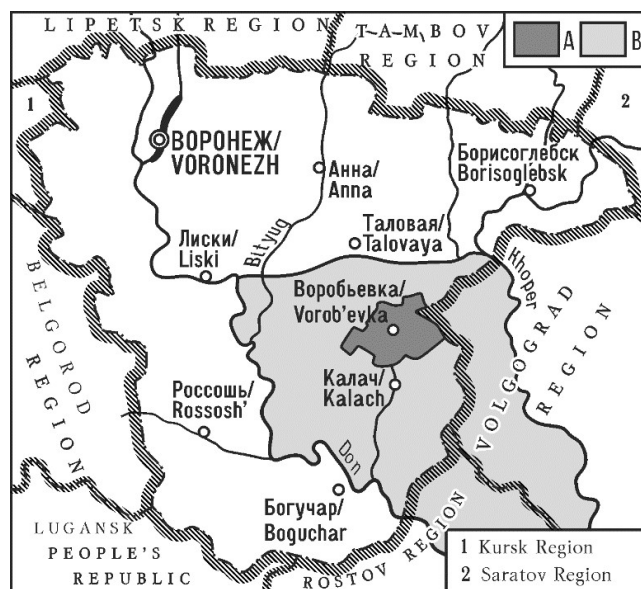


Рис. 1. Географическое положение территории исследования: А – Воробьевский муниципальный район; В – Калачская возвышенность /

Fig. 1. Geographical location of the study area: А – Vorobyevsky Municipal District; В – Kalachskaya Upland

Методы исследования

Исходными данными для исследования выступали космические снимки высокого разрешения, реализованные через сервис Яндекс. Спутник и цифровая модель рельефа FABDEM v1-2, разрешением 30 м. По космическим снимкам были выделены овражные формы рельефа протяженностью более 70 м. Они классифицировались на склоновые, приводораздельные и донные. Для дальнейшего анализа использовались склоновые и приводораздельные овраги. Цифровая модель рельефа использовалась для получения морфометрических показателей.

Обучение моделей и расчеты производились на языке программирования Python с подключенными библиотеками: pandas (2.1.1), numpy (1.24.3), sklearn (1.3.0), catboost (1.2.7), xgboost (1.7.3), lighgbm (4.5.0), optuna (4.1.0), imblearn (0.11.0). Дополнительно использовалась библиотека rasterio (1.3.6) для работы с растровыми изображениями. Векторизация оврагов производилась в программе QGIS 3.34.3, обработка модели рельефа – в SAGA GIS 9.5.1.

Результаты исследования

На первом этапе работ была построена географическая база данных, содержащая значения морфометрических величин (факторов) и информацию о наличии оврага в пределах ячейки растра размером 30 на 30 м. В качестве рассматриваемых факторов были использованы: абсолютная высота местности, крутизна, экспозиция, топографический индекс нагрева поверхности, длина линии стока, водосбор-

ная площадь, превышение над базисом эрозии, LS-фактор, топографический индекс влажности, Гауссова, горизонтальная, вертикальная, избыточная, разностная и аккумуляционная кривизны [Флоринский, 1993; Шарый, 2016].

На втором этапе происходил выбор алгоритма построения модели и обучение ее на базе данных. В качестве исходных моделей машинного обучения были апробированы 7 алгоритмов, основывающихся на технологии решающих деревьев: CatBoost, XGBoost, LightGBM, AdaBoost, HistGradientBoost, Random Forest, Extra Trees. Наиболее высокие результаты из них показал алгоритм CatBoost, представляющий собой ансамбль, состоящий из нескольких независимых моделей. В настоящей работе под ансамблем понимается группа однородных моделей с различной архитектурой (разными гиперпараметрами), обученных с помощью предлагаемой технологии по индивидуальной усеченной сбалансированной выборке. Преимуществом CatBoost по сравнению с другими алгоритмами является то, что он строит симметричные деревья решений, ускоряющие работу и повышающие качество результатов, а также использует случайные операции в обучении, что делает модель устойчивее и препятствует ее переобучению. В данном исследовании использовался ансамбль, построенный из 10 базовых моделей CatBoost (рис. 2).

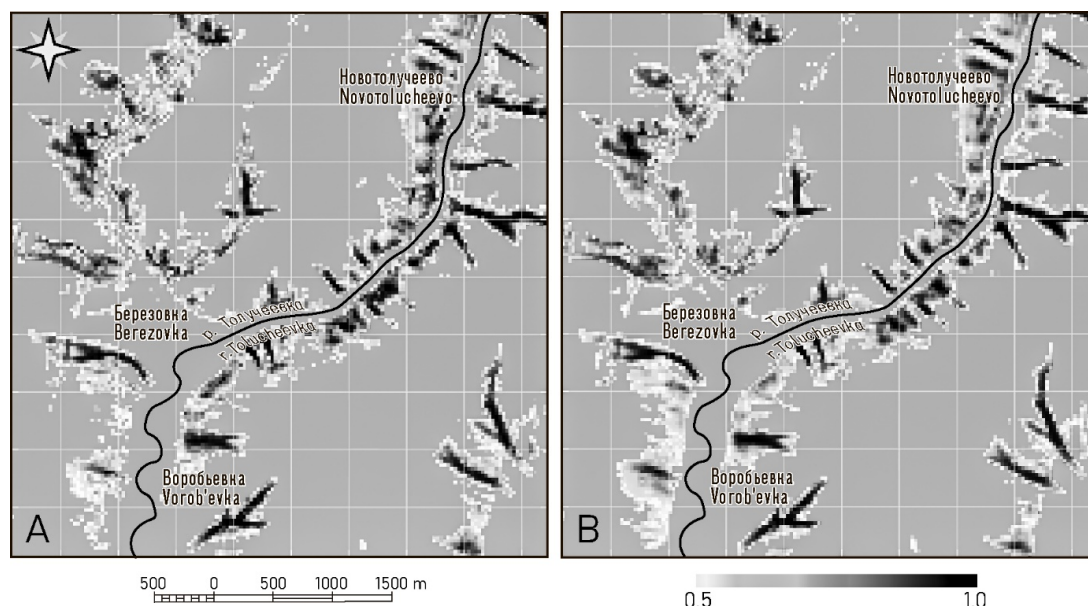


Рис. 2. Восприимчивость территории Воробьевского района к овражной эрозии (фрагмент карты): А – рассчитанная одиночной моделью Catboost;

В – рассчитанная ансамблем из 10 моделей Catboost /

Fig. 2. Susceptibility of the territory of Vorob'yovskiy district to gully erosion (map fragment):
A – calculated by a single Catboost model; B – calculated by an ensemble of 10 Catboost models

Результатом работы алгоритма являлась бинарная классификация ячеек раstra с вероятностью появления в каждой из них оврага. Эта вероятность всегда имеет вид $u \in [0, 1]$, где 0 – максимальная вероятность отсутствия оврага, а 1 – максимальная вероятность наличия оврага. Для дальнейшего анализа выбирались только те ячейки, в которых вероятность появления оврага была выше 50 %. Она интерпретируется как степень восприимчивости территории к овражной эрозии.

Реализация предлагаемого подхода оценки восприимчивости территории к овражной эрозии подразумевает проведение трёхуровневого моделирования.

Первый (внешний) уровень – это оценка восприимчивости к овражной эрозии для всей территории исследования. На этом уровне для обучения каждой модели ансамбля случайным образом отбирается 50% ячеек, имеющих метку «овраг» и такое же количество ячеек в которых оврагов нет. Подход, при котором обучающая выборка делится на два равных класса, называется балансировкой. Он используется для территорий с явным перевесом ячеек какого-либо класса.

На этапе обучения каждый член ансамбля моделей CatBoost проходил индивидуальную гиперпараметрическую оптимизацию на основе байесовского метода Tree-structured Parzen Estimator (TPE). Он автоматически подбирает оптимальные значения настроек моделей (количество деревьев, скорость обучения, регуляризацию и др.), исключая ручной выбор параметров.

Оптимизация моделей проводилась методом градиентного спуска с использованием логарифмической функции потерь, позволяющей оценить не только точность, но и уверенность в принятых решениях. Оценка логарифмических потерь проходила трехкратную перекрестную проверку.

Для оценки общей точности работы ансамбля моделей CatBoost использовались специально разработанные метрики – RF1 (объединение известных в программировании метрик точности recall и F1-score, формула 1) и NDF (Normalized Difference False, соотношение ложноположительных и ложноотрицательных срабатываний ансамбля моделей, формула 2).

$$RF1 = \frac{2 * recall_{ans} * f1_{avg}}{recall_{ans} + f1_{avg}} \quad (1)$$

$$NDF = 0,5 * \left(1 + \frac{FP_{ans} - FN_{ans}}{FP_{ans} + FN_{ans}} \right) \quad (2)$$

где $recall_{ans}$ – полнота выделения оврагов. Отношение правильно выделенных оврагов, к суммарному количеству оврагов на исследуемой территории (в том числе не выделенных). $f1_{avg}$ – оценка неправильно выделенных и не выделенных оврагов на исследуемой территории; FP_{ans} – количество ложноположительных срабатываний ансамбля моделей; FN_{ans} – количество ложноотрицательных срабатываний ансамбля моделей.

Как показало исследование, применение ансамблевого подхода улучшило общую точность моделей CatBoost внешнего уровня. Точность по метрике RF1 составила 0,926, по метрике NDF 0,917.

После завершения процесса обучения базовых моделей и формирования ансамбля, через алгоритм пропусклся полный набор данных и формировалась модель вероятности появления овражной эрозии первого уровня. Ведущими факторами на этом уровне моделирования оказались абсолютная высота местности, Гауссова кривизна и LS-фактор.

Второй (внутренний) уровень – это оценка восприимчивости к овражной эрозии только тех территорий (набора ячеек раstra), в которых вероятность появления оврага превосходит 50%. Общая схема работы алгоритма аналогична первому уровню. Его практическая значимость заключается в том, что он позволяет минимизировать выраженное влияние факторов развития эрозии, полученных на первом уровне и определить новые. Проведенное моделирование показало, что ведущими факторами развития эрозии на втором уровне моделирования являются относитель-

ные превышения над базисом эрозии, водосборная площадь и экспозиция. Также следует отметить, что результаты внутреннего моделирования всегда являются менее точными по сравнению с моделированием внешнего уровня и должны использоваться не в качестве самостоятельного результата, а в роли дополняющих данных к результатам внешнего моделирования. Результат оценки точности моделирования на втором уровне по метрике RF1 составил 0.719, по метрике NDF 0.772.

Третий (регуляризирующий) уровень – это корректировка значений результатов моделирования первого уровня на основе результатов второго. Для расчета используются показатели точности предсказаний, полученные на предыдущих уровнях моделирования. Корректировка результатов производилась по формуле 3:

$$W = \frac{\omega_1 x_1 + \omega_2 x_2}{\omega_1 + \omega_2} \quad (3)$$

где x_1 – результаты оценки восприимчивости территории к овражной эрозии по данным первого уровня моделирования; x_2 – результаты оценки восприимчивости территории к овражной эрозии по данным второго уровня моделирования; ω_1 – точность моделирования на первом уровне; ω_2 – точность моделирования на втором уровне.

Проведенные расчеты показали, что площади территорий с высокой восприимчивостью к овражной эрозии в пределах Воробьевского района Воронежской области составляют 2852 га, при этом существующее в настоящий момент овражное расчленение с помощью предложенного подхода объясняется с вероятностью 95%.

Выводы

Применение метода многоуровневой оценки восприимчивости территории к овражной эрозии способно качественно улучшить прогнозирование развития эрозийных процессов, что достигается за счёт:

- использования ансамблевого подхода с обучением на индивидуальной усеченной сбалансированной выборке;
- расчёта специальных метрик качества (RF1 для оценки качества работы ансамбля в целом и NDF для оценки производительности ансамбля);
- выполнения моделирования на трех уровнях: внешнем – для оценки вероятности развития эрозии на всей территории; внутреннем – для оценки вероятности развития эрозии с учётом минимизации влияния глобальных факторов; регуляризационном – для получения более строгой оценки восприимчивости территории к овражной эрозии.

Предлагаемый подход апробирован для территории Воробьевского района Воронежской области и показал высокую точность описания существующей на данный момент овражной эрозии (95 %), а также высокие расчётные точности ансамблей внешнего и внутреннего уровней.

Все это в совокупности позволяет говорить о достоверности предсказанных моделью результатов.

Литература

1. Бабешко В.А., Евдокимова О.В., Бабешко О.М., Зарецкая М.В., Снетков Д.А., Хрипков Д.А., Евдокимов В.С. О новых подходах к проблеме прогноза возникновения оползня. // Экологический вестник научных центров Черноморского экономического сотрудничества. – 2021. – Т. 18. № 3. – С. 15–22. DOI: 10.31429/vestnik-18-3-15-22.

2. Викторов А.С. Моделирование морфологических особенностей абразионных берегов с развитием оползневых процессов в криолитозоне. // Геоэкология. Инженерная геология, гидрогеология, геокриология. – 2022. – № 6. – С. 28–36.
3. Ганиева С.А., Мехтиев Д.Т. Вопросы моделирования смещений из-за оползней, возникающих при землетрясениях. // Геодезия и картография. – 2015. – № 9. – С. 27–31.
4. Заалишвили В.Б., Мельков Д.А., Габараев А.Ф., Мерзликин Т.И. Нелинейные колебания грунтовой толщи по инструментальным и численным данным. // Геология и геофизика Юга России. – 2021. – Т. 11. № 4. – С. 70–82. DOI: 10.46698/VNC.2021.77.59.006.
5. Заалишвили В.Б., Мельков Д.А., Габараев А.Ф., Мерзликин Т.И., Фидарова. Нелинейные эффекты в геологических объектах по данным математического моделирования. // Материалы VIII Международной конференции «Опасные природные и техногенные процессы в горных регионах: модели, системы, технологии». Владикавказ: ГФИ ВНИЦ РАН, 2022. – С. 329–336.
6. Исаева Г.С., Шамбетов З.С. Моделирование движения оползней методом гидродинамики сглаженных частиц. // Фундаментальные и прикладные вопросы горных наук. – 2022. – Т. 9. № 1. – С. 27–32.
7. Кан К., Зеркаль О.В. Оценка устойчивости сейсмогенного оползня на основе трёхмерного моделирования при землетрясении. // Научный альманах. – 2018. – № 9-2(47). – С. 119–122.
8. Махинов А.Н. Крупный оползень и вызванное им цунами в Бурейском водохранилище. // Геоморфология. – 2020. – № 3. – С. 31–43. DOI: 10.31857/S0435428120030086.
9. Михайлов В.О. Математическое моделирование катастрофических селей, обвалов и оползней. // Наука и современность. – 2010. – № 2-1. – С. 72–78.
10. Стогний В.В., Заалишвили В.Б., Пономарёва Н.Л. Современная геодинамика и сейсмичность Северного Кавказа: проблемы мониторинга. // Геология и геофизика Юга России. – 2022. – Т. 12. № 2. – С. 34–52. DOI: 10.46698/VNC.2022.25.32.003.
11. Флоринский И.В. Анализ цифровых моделей высот для выделения линейных структур земной поверхности. Автореф. дисс. канд. техн. наук: 05.24.02 / Флоринский Игорь Васильевич. – М.: МГУ, 1993. – 17 с.
12. Черноморец С.С., Михайлов В.О. Численное моделирование катастрофических селей, обвалов и оползней с применением трёхмерной дискретной модели. // ГеоРиск. – 2012. – № 1. – С. 16–27.
13. Шарый П.А. Геоморфологический анализ пространственной изменчивости почв и экосистем. Автореф. дисс. д-ра биол. наук: 03.02.08 / Шарый Петр Александрович. – Ростов-на-Дону: ЮФУ, 2016. – 49 с.
14. Arabameri A., Chen W., Loche M., Zhao X., Li Y., Lombardo L., Cerda A., Pradhan B., Bui D.T. Comparison of machine learning models for gully erosion susceptibility mapping. // Geoscience Frontiers. – 2020. – No. 11. – pp. 1609–1620. DOI: 10.1016/j.gsf.2019.11.009.
15. Breiman L. Random Forests. // Machine Learning. – 2001. – No. 45. – pp. 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324.
16. Fan F., Gu X., Luo J., Zhang B., Liu H., Yang H. et al. Identification of gully erosion activity and its influencing factors: A case study of the Sunshui River Basin. // PLoS ONE. – 2024. – No. 19. – pp. 1609–1620. DOI: 10.1371/journal.pone.0309672.
17. Gelete T. B., Pasala P., Abay N.G., Weldu G., Yasin K.H., Kebede E., Abdula I.A. Integrated machine learning and geospatial analysis enhanced gully erosion susceptibility modeling in the Erer watershed in Eastern Ethiopia. // Environmental Informatics and Remote Sensing. – 2024. – No. 12. – pp. 1–20. DOI: 10.3389/fenvs.2024.1410741.
18. Igwe O., John U.I., Solomon O. et al. GIS-based gully erosion susceptibility modeling, adapting bivariate statistical method and AHP approach in Gombe town and environs Northeast Nigeria. // Geoenviron Disasters. – 2020. – No. 7. DOI: 10.1186/s40677-020-00166-8.
19. Saha S., Roy J., Arabameri A., Blaschke T., Bui D.T. Machine learning-based gully erosion

susceptibility mapping: A case study of Eastern India. // *Sensors*. – 2020. – No. 20. – pp. 1313. DOI: 10.1313/10.3390/s20051313.

20. Wang Y., Zhang Y., Chen H. Gully erosion susceptibility prediction in Mollisols using machine learning models. // *Journal of Soil and Water Conservation*. – 2023. – No. 78. – pp. 385–396. DOI: 10.2489/jswc.2023.00019.

References

1. Babeshko V.A., Evdokimova O.V., Babeshko O.M., Zaretskaya M.V., Snetkov D.A., Khripkov D.A., Evdokimov V.S. On new approaches to the problem of predicting landslide occurrence. *Ecological Bulletin of Scientific Centers of the Black Sea Economic Cooperation*. 2021. Vol. 18. No. 3. pp. 15–22. DOI: 10.31429/vestnik-18-3-15-22. (In Russ.)
2. Viktorov A.S. Modeling of morphological features of abrasion banks with the development of landslide processes in the cryolithozone. *Geocology. Engineering geology, hydrogeology, geocryology*. 2022. No. 6. pp. 28–36. (In Russ.)
3. Ganieva S.A., Mekhtiev D.T. Modeling of displacements due to landslides occurring during earthquakes. *Geodesy and Cartography*. 2015. No. 9. pp. 27–31. (In Russ.)
4. Zaalishvili V.B., Melkov D.A., Gabaraev A.F., Merzlikin T.I. Nonlinear vibrations of the soil layer according to instrumental and numerical data. *Geology and Geophysics of Russian South*. 2021. Vol. 11. No. 4. pp. 70–82. DOI: 10.46698/VNC.2021.77.59.006. (In Russ.)
5. Zaalishvili V.B., Melkov D.A., Gabaraev A.F., Merzlikin T.I., Fidarova M.I. Nonlinear effects in geological objects according to mathematical modeling data. In: *Proceedings of International Scientific Conference Hazardous natural and man-made processes in mountainous regions: models, systems, technologies*. Vladikavkaz. GPI VSC RAS. 2022. pp. 329–336. (In Russ.)
6. Isaeva G.S., Shambetov Z.S. Modeling of landslide movement by the smoothed particle hydrodynamics method. *Fundamental and Applied Issues of Mining Sciences*. 2022. Vol. 9. No. 1. pp. 27–32. (In Russ.)
7. Kan K., Zerkal O.V. Assessment of seismogenic landslide stability based on three-dimensional modeling during an earthquake. *Scientific almanac*. 2018. No. 9-2 (47). pp. 119–122. (In Russ.)
8. Makhinov A.N. Large landslide and tsunami caused by it in the Bureya reservoir. *Geomorphology*. 2020. No. 3. pp. 31–43. DOI: 10.31857/S0435428120030086. (In Russ.)
9. Mikhailov V.O. Mathematical modeling of catastrophic mudflows, rockfalls and landslides. *Science and Modernity*. 2010. No. 2-1. pp. 72–78. (In Russ.)
10. Stogniy V.V., Zaalishvili V.B., Ponomareva N.L. Modern geodynamics and seismicity of the North Caucasus: monitoring problems. *Geology and Geophysics of Russian South*. 2022. Vol. 12. No. 2. pp. 34–52. DOI: 10.46698/VNC.2022.25.32.003. (In Russ.)
11. Florinsky I.V. Analysis of digital elevation models for identifying linear structures of the Earth's surface. The abstract of the dissertation of Cand. Tech. Sci. Moscow. MSU. 1993. 17 p. (In Russ.)
12. Chernomorets S.S., Mikhailov V.O. Numerical modeling of catastrophic mudflows, rockfalls and landslides using a three-dimensional discrete model. *GeoRisk*. 2012. No. 1. pp. 16–27. (In Russ.)
13. Shary P.A. Geomorphological analysis of spatial variability of soils and ecosystems. The abstract of the dissertation of Dr. Biology Sci. Rostov-on-Don. SFU. 2016. 49 p. (In Russ.)
14. Arabameri A., Chen W., Loche M., Zhao X., Li Y., Lombardo L., Cerda A., Pradhan B., Bui D.T. Comparison of machine learning models for gully erosion susceptibility mapping. *Geoscience Frontiers*. 2020. No. 11. pp. 1609–1620. DOI: 10.1016/j.gsf.2019.11.009.
15. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001. No. 45. pp. 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324.
16. Fan F., Gu X., Luo J., Zhang B., Liu H., Yang H. et al. Identification of gully erosion activity and its influencing factors: A case study of the Sunshui River Basin. *PLoS ONE*. 2024. No. 19. pp. 1609–1620. DOI: 10.1371/journal.pone.0309672.

17. Gelete T. B., Pasala P., Abay N.G., Weldu G., Yasin K.H., Kebede E., Abdula I.A. Integrated machine learning and geospatial analysis enhanced gully erosion susceptibility modeling in the Erer watershed in Eastern Ethiopia. *Environmental Informatics and Remote Sensing*. 2024. No. 12. pp. 1–20. DOI: 10.3389/fenvs.2024.1410741.

18. Igwe O., John U.I., Solomon O. et al. GIS-based gully erosion susceptibility modeling, adapting bivariate statistical method and AHP approach in Gombe town and environs Northeast Nigeria. *Geoenviron Disasters*. 2020. No. 7. DOI: 10.1186/s40677-020-00166-8.

19. Saha S., Roy J., Arabameri A., Blaschke T., Bui D.T. Machine learning-based gully erosion susceptibility mapping: A case study of Eastern India. *Sensors*. 2020. No. 20. pp. 1313. DOI: 20.1313.10.3390/s20051313.

20. Wang Y., Zhang Y., Chen H. Gully erosion susceptibility prediction in Mollisols using machine learning models. *Journal of Soil and Water Conservation*. 2023. No. 78. pp. 385–396. DOI: 10.2489/jswc.2023.00019.