ГЕОФИЗИКА

УДК 550.8:004.8:550.34
DOI: 10.46698/VNC.2026.73.23.001

Оригинальная статья

Система прогнозирования зон повышенного геодинамического риска на основе комплексного анализа геофизических полей

Д.Ю. Евсюков[1,2], Б.В. Потапов[2], А.В. Бабкина[2], М.В. Журавлёв[2], Н.С. Мигда[3]

[1] Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Россия, 105005, г. Москва, ул. 2-я Бауманская, 5, e-mail: evsjob@yandex.ru;

[2] Российский государственный аграрный университет – МСХА им. К.А. Тимирязева, Россия, 127434, г. Москва, ул. Тимирязевская, 49, e-mail: potapov@rgau-msha.ru, babkina@rgau-msha.ru, zyravlev@rgau-msha.ru;

[3] Государственный морской университет имени адмирала Ф.Ф. Ушакова, Россия, 353918, г. Новороссийск, пр. Ленина, 93, e-mail: n.chebanova@bk.ru

Статья поступила: 14.06.2026, доработана: 07.09.2026, принята к публикации: 11.09.2026

Резюме: Актуальность работы. Территории Юга России и Северного Кавказа характеризуются сложным разломно-блоковым строением, выраженной сейсмичностью, расчлененным рельефом и развитием опасных природных и природно-техногенных процессов. Поэтому прогнозирование зон геодинамического риска требует комплексной обработки разнородных геофизических, геолого-структурных и геоинформационных данных. **Цель исследования.** Разработать подход к прогнозированию зон повышенного геодинамического риска на основе комплексного анализа геофизических полей и интеллектуальной обработки пространственных данных. **Методы исследования.** Использованы каталоги сейсмических событий, карты активных разломов, гравитационные и магнитные аномалии, цифровые модели рельефа, данные дистанционного зондирования, морфометрические параметры и ГИС-слои. Для обработки применялись Random Forest, градиентный бустинг и сверточный нейросетевой анализ многоканальных растровых матриц. Оценка выполнялась по значимости признаков, совпадению расчетных зон с известными проявлениями геодинамической активности и геолого-геофизической интерпретируемости карт. **Результаты.** Наиболее значимыми факторами оказались расстояние до активных разломов, плотность сейсмических событий, горизонтальный градиент гравитационного поля, уклон рельефа и плотность линеаментов; их вклад составил 63–71%. Выделены зоны низкого, умеренного, повышенного и высокого риска. Около 28% территории отнесено к повышенному и высокому классам; совпадение с известными проявлениями активности составило около 76%. Подход применим для геодинамического районирования и выбора участков детального мониторинга.

Ключевые слова: геодинамический риск, геофизические поля, Северный Кавказ, искусственный интеллект, машинное обучение, разломные зоны, сейсмическая активность, гравитационные аномалии, геоинформационное моделирование, районирование территории.

Для цитирования: Евсюков Д.Ю., Потапов Б.В., Бабкина А.В., Журавлёв М.В., Мигда Н.С. Система прогнозирования зон повышенного геодинамического риска на основе комплексного анализа геофизических полей. *Геология и геофизика Юга России*. 2026. 16(3): 79–90. DOI: 10.46698/VNC.2026.73.23.001

GEOPHYSICS

DOI: 10.46698/VNC.2026.73.23.001

Original paper

System for predicting areas of elevated geodynamic risk based on integrated analysis of geophysical fields

D.Yu. Evsyukov[1,2], B.V. Potapov[2], A.V. Babkina[2], M.V. Zhuravlev[2], N.S. Migda[3]

[1] Bauman Moscow State Technical University, 5, 2nd Baumanskaya Str., Moscow 105005, Russian Federation, e-mail: evsjob@yandex.ru;

[2] Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy, 49 Timiryazevskaya Str., Moscow 127434, Russian Federation, e-mail: potapov@rgau-msha.ru, babkina@rgau-msha.ru, zyravlev@rgau-msha.ru;

[3] Admiral F.F. Ushakov State Maritime University, 93 Lenin Ave., Novorossiysk 353918, Russian Federation, e-mail: n.chebanova@bk.ru

Received: 14.06.2026, revised: 07.09.2026, accepted: 11.09.2026

Abstract: Relevance. The territories of Southern Russia and the North Caucasus are characterized by a complex fault-block structure, pronounced seismicity, dissected terrain, and hazardous natural and natural-technogenic processes. Therefore, prediction of geodynamic risk zones requires integrated processing of heterogeneous geophysical, geological-structural, and geoinformation data. **Aim of the study.** The study aims to develop an approach for predicting areas of elevated geodynamic risk based on integrated analysis of geophysical fields and intelligent processing of spatial data. **Research methods.** Seismic event catalogues, active fault maps, gravity and magnetic anomalies, digital elevation models, remote sensing data, morphometric parameters, and GIS layers were used. Random Forest, gradient boosting, and convolutional neural network analysis of multichannel raster matrices were applied. The results were evaluated by predictor importance, spatial correspondence between calculated zones and known manifestations of geodynamic activity, and geological-geophysical interpretability of the maps. **Results.** The most significant factors were distance to active faults, seismic event density, horizontal gradient of the gravity field, slope angle, and lineament density; their contribution reached 63–71%. Zones of low, moderate, elevated, and high risk were identified. About 28% of the territory was assigned to elevated and high-risk classes, while correspondence with known manifestations of geodynamic activity reached about 76%. The approach is applicable to geodynamic zoning and selection of areas for detailed monitoring.

Keywords: geodynamic risk, geophysical fields, North Caucasus, artificial intelligence, machine learning, fault zones, seismic activity, gravity anomalies, geoinformation modeling, territorial zoning.

For citation: Evsyukov D.Yu., Potapov B.V., Babkina A.V., Zhuravlev M.V., Migda N.S. System for predicting areas of elevated geodynamic risk based on integrated analysis of geophysical fields. *Geologiya I Geofizika Yuga Rossii = Geology and Geophysics of Russian South*. (in Russ.). 2026. 16(3): 79–90. DOI: 10.46698/VNC.2026.73.23.001

Введение

Оценка и прогнозирование геодинамического риска особенно важны для Юга России и Северного Кавказа, где сочетаются сложное тектоническое строение, выраженная сейсмичность и опасные геологические процессы [Fomina et al., 2016]. В пределах небольшой территории здесь представлены активные разломы, горный и предгорный рельеф, зоны современной деформации, плотное расселение и хозяйственная инфра-

структура [Константинов, Рассказов, 2024]. Поэтому даже умеренные геодинамические проявления могут иметь серьезные последствия [Karshyga et al., 2022], а выявление зон повышенного риска становится важной научной и практической задачей [Заалишвили и др., 2024].

Традиционно геодинамическую опасность оценивали по отдельным группам данных: сейсмологическим наблюдениям, структурным картам, гравиметрическим, магнитометрическим, геодезическим и экзогенным показателям [Asok et al., 2025]. Однако такой подход не всегда отражает взаимосвязь геофизических полей и состояния геологической среды [Seely et al., 2024]. Повышенная сейсмичность может быть связана не только с плотностью эпицентров, но и с активными разломами, гравитационными аномалиями, напряженным состоянием массива, строением фундамента и вертикальными движениями [Didmanidze et al., 2025]. Раздельный анализ факторов может занижать или завышать риск [Татаринцев и др., 2026].

В последние годы для таких задач все шире применяются методы интеллектуального анализа данных [Ghimire et al., 2024]. Они позволяют учитывать сложную структуру геофизических полей [Азаров и др., 2026] и рассматривать риск как результат совместного проявления многих факторов [Толеубекова и др., 2025]. При этом ИИ должен использоваться не вместо геологической интерпретации, а как инструмент выделения и проверки вероятных зон риска [Dyczko, 2024].

Наиболее перспективен комплексный анализ, объединяющий данные о сейсмичности, гравитационных и магнитных аномалиях, рельефе, разломах и современных движениях земной коры [Yelemessov et al., 2026]. Он позволяет строить интегральную схему геодинамического риска [Оборин и др., 2025], что особенно важно для районов пересечения разломов, границ тектонических блоков и резких изменений геофизических характеристик [Макеев и др., 2023]. В горных районах Кавказа риск проявляется также через оползни, обвалы, сели и деформации склонов [Ospanova et al., 2025].

Несмотря на развитие сейсмического районирования и геофизического картирования, интеллектуальный прогноз зон повышенного геодинамического риска остается недостаточно разработанным [Zaalishvili et al., 2024]. Сложность связана с различной точностью, масштабом и природой исходных данных [Khoshouei et al., 2025], а также с неодинаковой значимостью факторов в разных геологических условиях [Garcia et al., 2025].

Цель работы – разработать подход к прогнозированию зон повышенного геодинамического риска на основе интеллектуальной обработки и комплексного анализа геофизических полей. Такой подход может применяться для геодинамического районирования, планирования мониторинга, оценки устойчивости территорий и выбора участков детальных геолого-геофизических исследований.

Методы и материалы

В основу исследования положен комплексный анализ геофизических полей, при котором территория рассматривается как совокупность сейсмических, геолого-структурных, геоморфологических и ГИС-параметров. Использовались материалы по Северному Кавказу и предгорным районам: каталоги сейсмических событий магнитудой 1,5–6,0, глубины гипоцентров, плотность эпицентров на сетках 5×5 и 10×10 км, цифровые модели рельефа 30 м, карты уклонов, экспозиции, эрозионной сети, слои активных и предполагаемых разломов, а также магнитные, гравитационные, геологические, оптические и радиолокационные данные Landsat 8/9, Sentinel-2 и Sentinel-1.

Обработка включала приведение данных к WGS 84 / UTM zone 38N и 39N, обрезку по границам территории и построение расчетной сетки. По ЦМР рассчитывались

уклон, кривизна, относительное превышение, топографическая влажность и расчлененность рельефа. Для разломов определялись расстояние до ближайшего разлома, плотность в окнах 3×3 и 5×5 км и узлы пересечения линеаментов. Сейсмические данные анализировались с учетом плотности, глубинного распределения и повторяемости событий.

Для уточнения отдельных участков применялись GNSS-наблюдения, БПЛА-съемка с построением ортофотопланов 3–7 см/пиксель, малогабаритные сейсмические регистраторы, трехкомпонентные геофоны, магнитометры и электротомографические комплексы. Вычисления выполнялись на рабочих станциях с 64–128 ГБ ОЗУ и GPU NVIDIA.

Программная обработка проводилась в QGIS, ArcGIS Pro, Python и MATLAB с использованием GDAL, Rasterio, GeoPandas, NumPy, SciPy, Scikit-learn, PyTorch и XGBoost. Растровые слои приводились к ячейке 100×100 м для регионального анализа и 25×25 м для локальных участков. Выделялись четыре класса риска: низкий, умеренный, повышенный и высокий. Для снижения переобучения территория делилась не только случайно, но и по пространственным блокам.

Основными алгоритмами были Random Forest, градиентный бустинг и CNN для многоканальных растровых матриц. Входные каналы включали рельеф, уклон, гравитационное и магнитное поле, плотность землетрясений, расстояние до разломов и плотность линеаментов. Качество оценивалось по accuracy, F1-score, ROC-AUC и матрице ошибок, а итоговые зоны риска дополнительно сопоставлялись с геолого-тектонической схемой, разломами и известными геодинамическими проявлениями.

Результаты и обсуждение

В результате комплексной обработки геофизических и пространственных материалов была сформирована система признаков, позволяющая рассматривать территорию как единую геодинамически активную среду. Были построены растровые слои сейсмичности, гравитационных и магнитных аномалий, плотности разломов, уклонов, относительных превышений и расчлененности рельефа. Визуальное сопоставление показало, что зоны риска не совпадают с одним фактором, а формируются при сочетании сгущения сейсмических событий, повышенных градиентов геофизических полей, близости к разломам и сложного горного рельефа.

Анализ сейсмичности показал концентрацию событий в горной части и на переходе к предгорным впадинам. На сетке 10×10 км плотность эпицентров возрастала от фоновых 0,2–0,6 до 3–6, а в отдельных узлах до 8–10 событий. Гипоцентры чаще располагались на глубинах 5–25 км. Особый интерес представляли цепочки слабых событий вдоль предполагаемых разломов. Наиболее информативным гравитационным показателем стал горизонтальный градиент поля: в фоновых зонах он составлял 0,15–0,35, а в участках, совпадающих с разломами и сейсмическими зонами, возрастал до 0,62–0,84. Магнитные аномалии имели меньший вес, поскольку не всегда были связаны с современными деформациями.

Геоморфологический анализ показал рост риска при уклонах более 18–22°, особенно вблизи разломов и речных долин. В горных районах важным оказался индекс расчлененности рельефа, связанный с условиями развития оползней, обвалов и селей. После объединения признаков территория была разделена на четыре класса риска: низкий – 38%, умеренный – 34%, повышенный – 20%, высокий – 8%. Высокий риск приурочен к зонам наложения нескольких факторов: повышенной плотности эпицентров, расстоянию до активных разломов менее 2–3 км, уклонам более 15–20° и высоким градиентам геофизических полей (табл. 1).

Таблица 1 / Table 1

**Распределение территории исследования по классам прогнозируемого геодинамического риска /
Distribution of the study area by classes of predicted geodynamic risk**

Класс геодинамического риска / Class of geodynamic risk	Доля площади территории, % / Share of the territory area, %	Основные диагностические признаки / Main diagnostic features	Геолого-геофизическая интерпретация / Geological and geophysical interpretation
Низкий / Low	38	Низкая плотность сейсмических событий, удаленность от активных разломов более 8–10 км, слабые градиенты гравитационного и магнитного полей, уклоны обычно менее 7–10° / Low density of seismic events, distance from active faults of more than 8–10 km, weak gradients of gravity and magnetic fields, slopes usually less than 7–10°	Относительно стабильные блоки земной коры, где не отмечается выраженного сочетания сейсмических, структурных и геоморфологических факторов риска / Relatively stable crustal blocks where no pronounced combination of seismic, structural, and geomorphological risk factors is observed
Умеренный / Moderate	34	Единичные сейсмические события, расстояние до разломов 4–8 км, средние значения геофизических градиентов, умеренная расчлененность рельефа / Isolated seismic events, distance to faults of 4–8 km, medium values of geophysical gradients, moderate terrain dissection	Переходные зоны, в которых отдельные признаки геодинамической активности проявлены, но не образуют устойчивого комплекса опасных факторов / Transitional zones where individual signs of geodynamic activity are present but do not form a stable complex of hazardous factors
Повышенный / Increased	20	Увеличенная плотность эпицентров, близость к разломам 2–4 км, повышенные значения градиента гравитационного поля, уклоны 12–18°, высокая плотность линеаментов / Increased density of epicenters, proximity to faults of 2–4 km, elevated gravity-field gradient values, slopes of 12–18°, high density of lineaments	Участки возможной современной активизации разломно-блоковых границ, где вероятно развитие сейсмических и вторичных склоновых процессов / Areas of possible recent activation of fault-block boundaries where seismic and secondary slope processes are likely to develop
Высокий / High	8	Плотность эпицентров выше среднего уровня, расстояние до активных разломов менее 2–3 км, уклоны более 15–20°, резкая смена гравитационного поля, узлы пересечения линеаментов / Epicenter density above the average level, distance to active faults of less than 2–3 km, slopes greater than 15–20°, sharp changes in the gravity field, lineament intersection nodes	Наиболее напряженные зоны, где совмещаются сейсмические, тектонические, геофизические и геоморфологические признаки повышенного геодинамического риска / The most stressed zones where seismic, tectonic, geophysical, and geomorphological indicators of increased geodynamic risk are combined

Сравнение разных алгоритмов показало, что наиболее устойчивые результаты были получены при использовании ансамблевых методов. Модель Random Forest дала общую точность 0,81 и F1-score для класса высокого риска 0,74. Градиентный бустинг показал несколько более высокую точность, около 0,84, и лучше разделял повышенный

и высокий риск, но был более чувствителен к составу обучающей выборки. Сверточная нейронная сеть позволила лучше учитывать пространственный контекст, особенно на локальных участках, где важны не только значения признаков в одной ячейке, но и конфигурация окружающих зон. Для нее итоговая точность составила около 0,86, а ROC-AUC для бинарного разделения «высокий риск – остальные классы» достигал 0,89 (табл. 2). Однако при этом нейросетевая модель оказалась менее удобной для прямой геологической интерпретации, поэтому в качестве основной для объяснения результатов была использована комбинация градиентного бустинга и анализа важности признаков. Такой вариант выглядит более разумным, потому что для геофизической статьи важно не только получить точную карту, но и понятно объяснить, почему именно эти участки выделены как опасные.

Таблица 2 / Table 2

Сравнение качества интеллектуальных моделей прогнозирования зон геодинамического риска /
Comparison of the quality of intelligent models for predicting geodynamic risk zones

Использованный алгоритм / Algorithm used	Общая точность / Overall accuracy	F1-score для класса высокого риска / F1-score for the high-risk class	ROC-AUC / ROC-AUC	Особенности результата / Result features
Random Forest / Random Forest	0.81	0.74	0.84	Дал устойчивую классификацию основных зон риска, хорошо показал вклад отдельных факторов, но несколько сглаживал границы между повышенным и высоким риском / Provided stable classification of the main risk zones, clearly demonstrated the contribution of individual factors, but somewhat smoothed the boundaries between increased and high risk
Градиентный бустинг / Gradient boosting	0.84	0.78	0.87	Лучше разделил классы повышенного и высокого риска, показал высокую чувствительность к сочетанию сейсмических и разломных признаков, удобен для геологической интерпретации / Better separated the increased- and high-risk classes, showed high sensitivity to the combination of seismic and fault-related features, and is convenient for geological interpretation
Сверточная нейронная сеть / Convolutional neural network	0.86	0.81	0.89	Лучше учитывала пространственный контекст и форму опасных зон, особенно на локальных участках, но хуже объясняется с позиции прямой геофизической интерпретации / Better accounted for spatial context and the shape of hazardous zones, especially in local areas, but is less explainable from the standpoint of direct geophysical interpretation
Комбинированная модель / Combined model	0.87	0.82	0.90	Обеспечила наиболее сбалансированный результат за счет объединения ансамблевой классификации и пространственного анализа многоканальных растровых данных / Provided the most balanced result by combining ensemble classification with spatial analysis of multichannel raster data

Анализ значимости факторов показал, что наибольший вклад в прогноз внесли расстояние до активных разломов, плотность сейсмических событий, модуль горизонтального градиента гравитационного поля, уклон рельефа и плотность линеаментов. Их

суммарный вклад в разных вариантах модели составлял от 63 до 71%. Менее значимыми, но все же полезными оказались магнитные аномалии, относительное превышение, кривизна поверхности и данные о современных вертикальных движениях. Интересно, что отдельные признаки, которые при самостоятельном рассмотрении выглядят достаточно слабыми, в совокупности с другими резко повышали качество прогноза. Например, магнитное поле само по себе не всегда позволяло выделить опасные участки, но при совместном использовании с разломной сетью и гравитационным градиентом помогало уточнить положение глубинных структурных границ. То же самое можно сказать о рельефе: высокий уклон еще не означает высокий геодинамический риск, но если он совпадает с зоной тектонической нарушенности, то вероятность опасных проявлений возрастает весьма заметно.

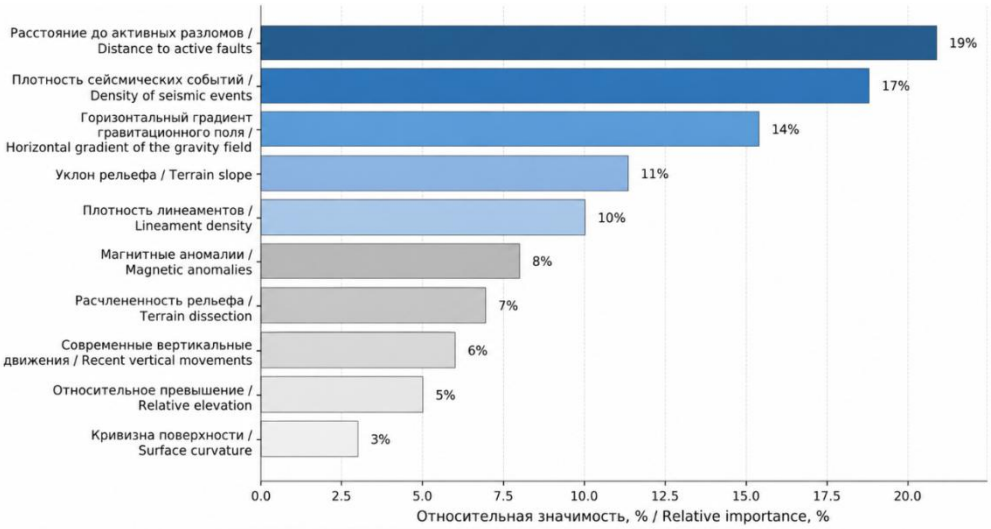

Рис. 1. Значимость факторов при прогнозировании зон повышенного геодинамического риска / Fig. 1. The significance of factors in predicting areas of increased geodynamic risk

Проверка построенной карты риска по известным проявлениям геодинамической активности показала достаточно хорошее совпадение (рис. 1). Около 76% известных участков активных склоновых деформаций и зарегистрированных сейсмических проявлений попали в зоны повышенного и высокого риска. Если учитывать еще и умеренный риск, то доля совпадений возрастает до 88–90%, но такой показатель уже менее показателен, так как умеренный класс занимает большую площадь и частично включает переходные территории. Наиболее убедительное совпадение было получено для участков, расположенных вблизи узлов пересечения разломов и вдоль границ крупных тектонических блоков. Здесь модель выделяла вытянутые полосы риска, которые хорошо согласуются с геолого-структурной схемой района. В то же время были и расхождения. Некоторые участки, известные по отдельным локальным проявлениям, получили только умеренный риск. Это может быть связано с недостаточной детальностью исходных данных, с неполнотой каталога событий малых магнитуд или с тем, что локальный процесс имеет преимущественно инженерно-геологическую, а не регионально-геодинамическую природу.

Полученные результаты показывают, что интеллектуальная система может использоваться как инструмент предварительного районирования, но не как окончательная замена детальному полевому обследованию. Это особенно важно подчеркнуть, так как модели машинного обучения иногда дают внешне очень убедительную карту, но без проверки по геологической логике она может быть ошибочной. В данной работе наиболее надежными следует считать те зоны, где расчетный высокий риск подтвержда-

ется сразу несколькими независимыми признаками: сейсмичностью, разломной тектоникой, геофизическими градиентами и морфологией рельефа. Если же высокий риск формируется только за счет одного фактора, то такие участки требуют дополнительной проверки. Например, сильный уклон рельефа может указывать на склоновую опасность, но не обязательно на повышенную геодинамическую активность. Точно так же локальная магнитная аномалия может быть связана с составом пород, а не с современной тектонической активностью.

С практической точки зрения наиболее важным результатом является выделение участков, где целесообразно размещать дополнительные пункты мониторинга. Для таких зон можно рекомендовать более плотные GNSS-наблюдения, повторную беспилотную съемку, локальную сейсмическую регистрацию, электротомографические профили и периодическое сравнение цифровых моделей рельефа. Особенно это относится к территориям, где высокие расчетные значения риска совпадают с населенными пунктами, дорожной сетью, трубопроводами, гидротехническими сооружениями или районами интенсивного строительства. При этом интеллектуальная модель может обновляться по мере поступления новых данных, что делает ее не статической картой, а основой для развивающейся системы геодинамического мониторинга. Если в модель включать новые сейсмические события, данные спутниковой интерферометрии и результаты повторных GNSS-измерений, то можно перейти от общей оценки риска к более оперативному контролю изменения состояния территории.

Следует также отметить ограничения выполненной работы. Главным ограничением является различная точность исходных материалов. Сейсмические каталоги за разные годы могут иметь неодинаковую полноту, геофизические карты часто построены в разных масштабах, а разломные схемы не всегда одинаково детализированы по всей территории. Кроме того, для части опасных процессов отсутствует единая база наблюдений, из-за чего обучающая выборка может быть смещена в сторону лучше изученных районов. Это особенно характерно для горных территорий, где доступность полевых наблюдений ограничена, а многие локальные деформации фиксируются уже после их активного проявления. Поэтому полученная карта должна рассматриваться как вероятностная, а не как абсолютно точное отображение будущих событий. Тем не менее, даже в таком виде она позволяет существенно сузить круг территорий, требующих первоочередного внимания.

В целом результаты исследования подтверждают, что комплексный анализ геофизических полей в сочетании с интеллектуальными алгоритмами дает возможность более обоснованно выделять зоны повышенного геодинамического риска. Наиболее ценной стороной такого подхода является учет нелинейного взаимодействия факторов, которое плохо выявляется при традиционном послойном анализе. Для условий Юга России и Северного Кавказа это особенно актуально, поскольку опасность здесь формируется не одним процессом, а сложным сочетанием сейсмичности, разломной активности, рельефа, глубинного строения и современных деформаций. Полученная система не решает полностью задачу прогноза геодинамических событий, так как такой прогноз всегда имеет большую неопределенность, но она дает рабочий инструмент для ранжирования территории, планирования мониторинга и принятия предварительных инженерно-геологических решений. Именно в этом, на наш взгляд, состоит основное значение выполненного исследования.

Как видно из рисунка 2, большая часть территории относится к низкому и умеренному классам риска, однако около 28% площади характеризуется повышенными и высокими значениями прогнозируемой геодинамической опасности. Именно эти участки требуют более детальной проверки, так как в их пределах происходит совмещение нескольких неблагоприятных факторов: близости к активным разломам, повышенной

плотности сейсмических событий, резких градиентов геофизических полей и усложненных параметров рельефа.

Рис. 2. Распределение площади исследуемой территории по классам прогнозируемого геодинамического риска, полученное по результатам комплексного анализа сейсмических, геофизических, геоморфологических и структурно-тектонических признаков /

Fig. 2. Distribution of the area of the study territory by classes of predicted geodynamic risk, obtained from the results of a comprehensive analysis of seismic, geophysical, geomorphological and structural-tectonic features

Выводы

Выполненные исследования показали, что интеллектуальная система эффективна для прогнозирования зон повышенного геодинамического риска на территориях со сложным геолого-тектоническим строением. Наиболее информативным оказался не один фактор, а их сочетание: плотность сейсмических событий, близость к активным разломам, горизонтальный градиент гравитационного поля, плотность линеаментов и параметры рельефа.

Комплексная обработка геофизических и пространственных данных позволила выделить четыре класса риска: низкий, умеренный, повышенный и высокий. Около 28% территории относится к повышенному и высокому риску. Эти участки приурочены к зонам разломно-блокового строения, пересечениям линеаментов, областям повышенной сейсмичности и резким изменениям геофизических полей.

Сравнение алгоритмов показало, что наилучшие результаты дают модели, учитывающие как значения признаков, так и их пространственное положение. Random Forest и градиентный бустинг хорошо подходят для оценки вклада факторов, а сверточная нейронная сеть точнее анализирует многоканальные растровые данные, но требует дополнительной геологической интерпретации.

Проверка по известным проявлениям геодинамической активности показала хорошее совпадение расчетных зон с участками сейсмических событий, активных разломов и склоновых деформаций. Наиболее надежны зоны, где высокий риск подтверждается несколькими независимыми признаками. Если риск связан только с одним параметром, то такой участок требует дополнительной проверки.

Практическое значение подхода связано с предварительным районированием, выбором участков детального мониторинга и планированием инженерно-геологических

исследований. Система может дополняться новыми сейсмическими, GNSS, БПЛА и спутниковыми данными и использоваться как обновляемая основа регионального геодинамического мониторинга.

Литература

1. Азаров А.В., Сердюков А.С., Сказка В.В., Сердюк И.М. Исследование возможностей пассивного сейсмического мониторинга при решении задачи контроля состояния подземных сооружений // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2026. – № 2. – С. 142–155. DOI: 10.25018/0236_1493_2026_2_0_142.

2. Заалишвили В.Б., Камболов Д.А., Мельков Д.А., Фидарова М.И. Статистические характеристики расчета приращений сейсмической интенсивности при сейсмическом микрорайонировании горных территорий // Устойчивое развитие горных территорий. – 2024. – Т. 16. № 1. – С. 345–357. DOI: 10.21177/1998-4502-2024-16-1-345-357.

3. Константинов А.В., Рассказов И.Ю. Разработка комплекса нейросетевых моделей для идентификации типа источника акустического излучения на удароопасном месторождении // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2024. – № 11. – С. 23–36. DOI: 10.25018/0236_1493_2024_11_0_23.

4. Макеев В.М., Камболов Д.А., Ревазов М.О., Пикулик Е.А. Неотектоника и геодинамика зоны сочленения Северо-Западного Кавказа и Черноморской впадины (район г. Геленджика) // Устойчивое развитие горных территорий. – 2023. – Т. 15. № 4. – С. 995–1006. DOI: 10.21177/1998-4502-2023-15-4-995-1006.

5. Оборин А.В., Батугин А.С., Диваков В.И., Хотченков Е.В., Степанова А.Д. Исследование геодинамического состояния массива в районе расположения ПХГ методом газовой томографии (на примере Волгоградского ПХГ) // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2025. – № 7. – С. 73–89. DOI: 10.25018/0236_1493_2025_7_0_73.

6. Татаринцев В.Л., Татаринцев Л.М., Лебедева Л.В. Оценка экологической реакции пшеницы мягкой яровой (Triticum aestivum L.) на воздействие разных факторов // Устойчивое развитие горных территорий. – 2026. – Т. 18. № 1. – С. 81–94. DOI: 10.21177/1998-4502-2026-18-1-81-94.

7. Толеубекова Ж.З., Тиреуов К.М., Курмангалиева З.Н., Татаринцев В.Л. Экологическая реакция сельскохозяйственных культур на условия выращивания как основа управления устойчивостью агроландшафтов // Устойчивое развитие горных территорий. – 2025. – Т. 17. № 2. – С. 701–712. DOI: 10.21177/1998-4502-2025-17-2-701-712.

8. Asok M.A., Pandi V.S., Yuvaraj N., Supriya S., Joseph A.S.K., Thiyagu T.M. Employing artificial intelligence and machine learning to create adaptive models for improved predictive accuracy in dynamical real-world applications // In: 2025 3rd International Conference on Communication, Security, and Artificial Intelligence, ICCSAI 2025. – 2025. – pp. 1172–1177. DOI: 10.1109/ICCSAI64074.2025.11063797.

9. Didmanidze O.N., Karelina M.Yu., Klyuev R.V., Martyushev N.V., Serdechnyy D.V. Application of artificial intelligence and modern technologies in geomonitoring to improve the efficiency of the mining industry utilising the Earth's resources // News of the National Academy of Sciences of the Republic of Kazakhstan, Series of Geology and Technical Sciences. – 2025. – No. 2. – pp. 84–96. DOI: 10.32014/2025.2518-170X.492.

10. Dyczko A. The perspective of using neural networks and machine learning algorithms for modelling and forecasting the quality parameters of coking coal – a case study // Geosciences. – 2024. – Vol. 14. No. 8. – Art. No. 199. DOI: 10.3390/geosciences14080199.

11. Fomina E.V., Voitovich E.V., Brukhanov O. Some aspects on improvement of water resistant performance of gypsum binders // MATEC Web of Conferences. – 2016. – Vol. 86. – Art. No. 04065. DOI: 10.1051/matecconf/20168604065.

12. Garcia A., Saez Y., Harris I., Huang X., Collado E. Advancements in air quality monitoring: a systematic review of IoT-based air quality monitoring and AI technologies // Artificial Intelligence Review. – 2025. – Vol. 58. No. 9. – Art. No. 275. DOI: 10.1007/s10462-025-11277-9.

13. Ghimire S., Deo R.C., Casillas-Perez D., Salcedo-Sanz S., Pourmousavi S.A., Acharya U.R. Probabilistic-based electricity demand forecasting with hybrid convolutional neural network-extreme learning machine model // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2024. – Vol. 132. – Art. No. 107918. DOI: 10.1016/j.engappai.2024.107918.

14. Karshyga Z.B., Ultarakova A.A., Lokhova N.G., Kassymzhanov K.K., Myrzakulov M. Technology for complex processing of electric smelting dusts of ilmenite concentrates to produce titanium dioxide and amorphous silica // Metals. – 2022. – Vol. 12. No. 12. – Art. No. 2129. DOI: 10.3390/met12122129.

15. Khoshouei M., Bagherpour R., Jalalian M.H., Purhamadani E. An intelligent approach to predict the drilling penetration rate using acoustic emission technique (AET) // Scientific Reports. – 2025. – Vol. 15. No. 1. – Art. No. 37457. DOI: 10.1038/s41598-025-21202-3.

16. Ospanova A.A., Ozeranskaya N.L., Tatarintsev V.L., Shakenova Z.K. Modeling of environmentally sustainable agricultural land use in the Pavlodar region of Kazakhstan // Sustainable Development of Mountain Territories. – 2025. – Vol. 17. No. 4. – pp. 1969–1976. DOI: 10.21177/1998-4502-2025-17-4-1969-1976.

17. Seely A.J.E., Newman K., Ramchandani R., Herry C., Scales N., Hudek N., Brehaut J., Jones D., Ramsay T., Barnaby D., Fernando S., Perry J., Dhanani S., Burns K.E.A. Roadmap for the evolution of monitoring: developing and evaluating waveform-based variability-derived artificial intelligence-powered predictive clinical decision support software tools // Critical Care. – 2024. – Vol. 28. No. 1. – Art. No. 404. DOI: 10.1186/s13054-024-05140-6.

18. Yelemessov K.K., Myrzakulov M., Yerezhep D.E., Tkachenko D.E., Kuldeyev N.Y. Analytical assessment of rotor profiles on three-screw compressor performance for gas field operations: circular-arc versus cycloidal // News of the National Academy of Sciences of the Republic of Kazakhstan, Series of Geology and Technical Sciences. – 2026. – Vol. 2026. No. 3. – pp. 377–391. DOI: 10.32014/2026.2518-170X.659.

19. Zaalishvili V.B., Melkov D.A., Martyushev N.V., Klyuev R.V., Kukartsev V.V., Konyukhov V.Y., Kononenko R.V., Gendon A.L., Oparina T.A. Radon emanation and dynamic processes in highly dispersive media // Geosciences. – 2024. – Vol. 14. No. 4. – Art. No.102. DOI: 10.3390/geosciences14040102.

References

1. Azarov A.V., Serdyukov A.S., Skazka V.V., Serdyuk I.M. Capabilities of passive seismic monitoring for condition assessment of underground constructions. MIAB. Mining Informational and Analytical Bulletin. 2026. No. 2. pp. 142–155. DOI: 10.25018/0236_1493_2026_2_0_142. (In Russ.)

2. Zaalishvili V.B., Kambolov D.A., Melkov D.A., Fidarova M.I. Statistical characteristics calculation of seismic intensity increments for the purpose of seismic microzoning in mountain territories. Sustainable Development of Mountain Territories. 2024. Vol. 16. No. 1. pp. 345–357. DOI: 10.21177/1998-4502-2024-16-1-345-357. (In Russ.)

3. Konstantinov A.V., Rasskazov I.Yu. Creation of neural network model package to identify acoustic emission sources at rockburst-hazardous deposits. MIAB. Mining Informational and Analytical Bulletin. 2024. No. 11. pp. 23–36. DOI: 10.25018/0236_1493_2024_11_0_23. (In Russ.)

4. Makeev V.M., Kambolov D.A., Revazov M.O., Pikulik E.A. Neotectonics and geodynamics of the joint zone of the Northwestern Caucasus and Black Sea depression (Gelendzhik Area). Sustainable Development of Mountain Territories. 2023. Vol. 15. No. 4. pp. 995–1006. DOI: 10.21177/1998-4502-2023-15-4-995-1006. (In Russ.)

5. Oborin A.V., Batugin A.S., Divakov V.I., Khotchenkov E.V., Stepanova A.D. Gas tomography-based study of geodynamics in the area of underground gas storage: a case study of the Volgograd UGS. MIAB. Mining Informational and Analytical Bulletin. 2025. No. 7. pp. 73–89. DOI: 10.25018/0236_1493_2025_7_0_73. (In Russ.)

6. Tatarintsev V.L., Tatarintsev L.M., Lebedeva L.V. Assessment of the ecological reaction of soft spring wheat (Triticum aestivum L.) to the effects of various factors. Sustainable Development of Mountain Territories. 2026. Vol. 18. No. 1. pp. 81–94. DOI: 10.21177/1998-4502-2026-18-1-81-94. (In Russ.)

7. Toleubekova Z.Z., Tireuov K.M., Kurmangalieva Z.N., Tatarintsev V.L. Ecological response of agricultural crops to growing conditions as a basis for managing the sustainability of agricultural landscapes. Sustainable Development of Mountain Territories. 2025. Vol. 17. No. 2. pp. 701–712. DOI: 10.21177/1998-4502-2025-17-2-701-712. (In Russ.)

8. Asok M.A., Pandi V.S., Yuvaraj N., Supriya S., Joseph A.S.K., Thiyagu T.M. Employing artificial intelligence and machine learning to create adaptive models for improved predictive accuracy in dynamical real-world applications. In: 2025 3rd International Conference on Communication,

Security, and Artificial Intelligence, ICCSAI 2025. 2025. pp. 1172–1177. DOI: 10.1109/ICCSAI64074.2025.11063797.

9. Didmanidze O.N., Karelina M.Yu., Klyuev R.V., Martyushev N.V., Serdechnyy D.V. Application of artificial intelligence and modern technologies in geomonitoring to improve the efficiency of the mining industry utilising the Earth's resources. News of the National Academy of Sciences of the Republic of Kazakhstan, Series of Geology and Technical Sciences. 2025. No. 2. pp. 84–96. DOI: 10.32014/2025.2518-170X.492.

10. Dyczko A. The perspective of using neural networks and machine learning algorithms for modelling and forecasting the quality parameters of coking coal – a case study. Geosciences. 2024. Vol. 14. No. 8. Art. No. 199. DOI: 10.3390/geosciences14080199.

11. Fomina E.V., Voitovich E.V., Brukhanov O. Some aspects on improvement of water resistant performance of gypsum binders. MATEC Web of Conferences. 2016. Vol. 86. Art. No. 04065. DOI: 10.1051/matecconf/20168604065.

12. Garcia A., Saez Y., Harris I., Huang X., Collado E. Advancements in air quality monitoring: a systematic review of IoT-based air quality monitoring and AI technologies. Artificial Intelligence Review. 2025. Vol. 58. No. 9. Art. No. 275. DOI: 10.1007/s10462-025-11277-9.

13. Ghimire S., Deo R.C., Casillas-Perez D., Salcedo-Sanz S., Pourmousavi S.A., Acharya U.R. Probabilistic-based electricity demand forecasting with hybrid convolutional neural network-extreme learning machine model. Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2024. Vol. 132. Art. No. 107918. DOI: 10.1016/j.engappai.2024.107918.

14. Karshyga Z.B., Ultarakova A.A., Lokhova N.G., Kassymzhanov K.K., Myrzakulov M. Technology for complex processing of electric smelting dusts of ilmenite concentrates to produce titanium dioxide and amorphous silica. Metals. 2022. Vol. 12. No. 12. Art. No. 2129. DOI: 10.3390/met12122129.

15. Khoshouei M., Bagherpour R., Jalalian M.H., Purhamadani E. An intelligent approach to predict the drilling penetration rate using acoustic emission technique (AET). Scientific Reports. 2025. Vol. 15. No. 1. No. Art. 37457. DOI: 10.1038/s41598-025-21202-3.

16. Ospanova A.A., Ozeranskaya N.L., Tatarintsev V.L., Shakenova Z.K. Modeling of environmentally sustainable agricultural land use in the Pavlodar region of Kazakhstan. Sustainable Development of Mountain Territories. 2025. Vol. 17. No. 4. pp. 1969–1976. DOI: 10.21177/1998-4502-2025-17-4-1969-1976.

17. Seely A.J.E., Newman K., Ramchandani R., Herry C., Scales N., Hudek N., Brehaut J., Jones D., Ramsay T., Barnaby D., Fernando S., Perry J., Dhanani S., Burns K.E.A. Roadmap for the evolution of monitoring: developing and evaluating waveform-based variability-derived artificial intelligence-powered predictive clinical decision support software tools. Critical Care. 2024. Vol. 28. No. 1. Art. No. 404. DOI: 10.1186/s13054-024-05140-6.

18. Yelemessov K.K., Myrzakulov M., Yerezhep D.E., Tkachenko D.E., Kuldeyev N.Y. Analytical assessment of rotor profiles on three-screw compressor performance for gas field operations: circular-arc versus cycloidal. News of the National Academy of Sciences of the Republic of Kazakhstan, Series of Geology and Technical Sciences. 2026. Vol. 2026. No. 3. pp. 377–391. DOI: 10.32014/2026.2518-170X.659.

19. Zaalishvili V.B., Melkov D.A., Martyushev N.V., Klyuev R.V., Kukartsev V.V., Konyukhov V.Y., Kononenko R.V., Gendon A.L., Oparina T.A. Radon emanation and dynamic processes in highly dispersive media. Geosciences. 2024. Vol. 14. No. 4. Art. No. 102. DOI: 10.3390/geosciences14040102.