

Физическая география, ландшафтоведение и геоморфология
Кюль Е. В., Казакова Е. М., Гедуева М. М., Лютикова Л. А., Корчагина Е. А.

ФИЗИЧЕСКАЯ ГЕОГРАФИЯ, ЛАНДШАФТОВЕДЕНИЕ И ГЕОМОРФОЛОГИЯ

Научная статья

УДК 551.3-00442

DOI: 10.17072/2079-7877-2026-1-6-17

EDN: CEVRAS

**ОЦЕНКА ФАКТОРОВ, ВЛИЯЮЩИХ НА СЕЛЕВУЮ АКТИВНОСТЬ,
ПРИ ПОМОЩИ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

Елена Владимировна Кюль¹, Елена Мусовна Казакова², Марьяна Мартиновна Гедуева³,
Лариса Адольфовна Лютикова⁴, Елена Александровна Корчагина⁵

^{1, 3, 5} Центр географических исследований, Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук, г. Нальчик, Россия

^{2, 4} Институт прикладной математики и автоматизации, Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук, г. Нальчик, Россия

¹ elenakyul@mail.ru, ORCID: 0000-0002-6031-4031, ResearcherID: J-8493-2018, Scopus Author ID: 57195590069, SPIN-код: 2331-4569, eLibrary Author ID: 363586

² shogenovae@inbox.ru, ORCID: 0000-0002-5819-9396, SPIN-код: 4135-3315, eLibrary Author ID: 857078

³ m.gyargieva@mail.ru, ORCID: 0000-0002-8131-2908, ResearcherID: ABA-1188-2020, Scopus Author ID: 57322390400, SPIN-код: 7617-9550, eLibrary Author ID: 747412

⁴ lularisa@yandex.ru, ORCID: 0000-0003-4941-7854, SPIN-код: 1679-7460, eLibrary Author ID: 178150

⁵ helena.a.k@mail.ru, ORCID: 0000-0001-9368-1666, ResearcherID: I-8783-2018, Scopus Author ID: 57215965042, SPIN-код: 6801-1029, eLibrary Author ID: 141504

Аннотация. Горная часть северного склона Большого Кавказа в последние годы активно осваивается, развиваются новые для данного региона ресурсозатратные отрасли хозяйства. Большое развитие получило рекреационно-туристическое направление. При этом важным аспектом в обеспечении безопасности для данного региона является изучение опасных природных процессов. Наиболее разрушительными являются лавины, оползни, сели, проявления которых часто имеют катастрофические последствия. В работе представлен анализ данных о характеристиках селевых потоков, проведенный с использованием методов машинного обучения. Цель научного исследования заключается в выявлении основных факторов, оказывающих влияние на формирование селевых потоков в горных районах Северного Кавказа, для которых отсутствуют данные полевых наблюдений о типе опасных явлений. В качестве исходных данных для построения модели классификации типов селей использованы материалы Кадастра селевой опасности юга европейской части России. Для классификации типов селей было проведено сравнительное исследование различных моделей машинного обучения, включая нейронные сети, SVM и логистическую регрессию. Результаты исследования продемонстрировали существенное превосходство модели, основанной на нейронной сети, по сравнению с другими алгоритмами.

На базе результатов, полученных для характеристик селевых бассейнов, отсутствующих в Кадастре, разработана карта-схема селевых бассейнов Республики Северная Осетия – Алания по типу селя. Составление карты-схемы осуществлялось при помощи геоинформационной системы Quantum GIS 3.22.2., представляющей собой пакет программного обеспечения, предназначенного для создания, визуализации и анализа пространственных данных. При создании интерактивной карты в работе применялась технология векторизации.

Полученные результаты могут быть использованы для совершенствования систем мониторинга и прогнозирования селевых процессов, а также для разработки более эффективных мер по предотвращению и смягчению их последствий.

Ключевые слова: сель, тип селя, анализ данных, нейронные сети, метод кластеризации, ассоциативные правила, ГИС-технологии

Для цитирования: Кюль Е. В., Казакова Е. М., Гедуева М. М., Лютикова Л. А., Корчагина Е. А. Оценка факторов, влияющих на селевую активность, при помощи методов машинного обучения // Географический вестник = Geographical bulletin. 2026. № 1(76). С. 6–17. DOI: 10.17072/2079-7877-2026-1-6-17 EDN: CEVRAS



PHYSICAL GEOGRAPHY, LANDSCAPES, AND GEOMORPHOLOGY

Original article

DOI: 10.17072/2079-7877-2026-1-6-17

EDN: CEVRAS

**ASSESSMENT OF FACTORS AFFECTING MUDFLOW ACTIVITY
USING MACHINE LEARNING METHODS****Elena V. Kyul¹, Elena M. Kazakova², Maryana M. Gedueva³, Larisa A. Lyutikova⁴, Elena A. Korchagina⁵**^{1,3,5} Center for Geographical Research, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the RAS, Nalchik, Russia^{2,4} Institute of Applied Mathematics and Automation, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the RAS, Nalchik, Russia¹ elenakyul@mail.ru, ORCID: 0000-0002-6031-4031, ResearcherID: J-8493-2018, Scopus Author ID: 57195590069, SPIN-code: 2331-4569, eLibrary Author ID: 363586² shogenovae@inbox.ru, ORCID: 0000-0002-5819-9396, SPIN-code: 4135-3315, eLibrary Author ID: 857078³ m.gyaurgieva@mail.ru, ORCID: 0000-0002-8131-2908, ResearcherID: ABA-1188-2020, Scopus Author ID: 57322390400, SPIN-code: 7617-9550, eLibrary Author ID: 747412⁴ lularisa@yandex.ru, ORCID: 0000-0003-4941-7854, SPIN-code: 1679-7460, eLibrary Author ID: 178150⁵ helena.a.k@mail.ru, ORCID: 0000-0001-9368-1666, ResearcherID: I-8783-2018, Scopus Author ID: 57215965042, SPIN-code: 6801-1029, eLibrary Author ID: 141504

Abstract. The mountainous northern slope of the Greater Caucasus has been actively developed in recent years, with new resource-intensive industries emerging in the region. Recreational and tourism activities have also seen significant growth. In these circumstances, an important aspect of ensuring security in this region is the study of hazardous natural processes. The most destructive ones are avalanches, landslides, and mudflows, the effects of which often have catastrophic consequences. The paper presents an analysis of data on the characteristics of mudflows conducted with the use of machine learning methods. The study aims to identify the main factors affecting the formation of mudflows in the mountainous areas of the North Caucasus, for which there is no field observation data on the type of hazardous phenomena. The materials of the Mudflow Hazard Inventory for the south of the European Part of Russia were used as input data for the construction of the mudflow type classification model. Different machine learning models, including neural networks, SVM, and logistic regression, were compared in terms of the classification of mudflow types. The results of the study demonstrate a significant superiority of the neural network-based model over the other algorithms.

Based on the results obtained for the characteristics of the mudflow basins missing in the Inventory, a schematic map of mudflow basins in the Republic of North Ossetia–Alania, categorized by type of mudflow, was developed. It was compiled with the use of QGIS 3.22.2, which is a software package designed for the creation, visualization, and analysis of spatial data. Vectorization technology was used in the creation of the interactive map.

The results obtained can be applied to improve systems for monitoring and forecasting mudflow processes, as well as to develop more effective measures to prevent and mitigate their consequences.

Keywords: mudflow, mudflow type, data analysis, neural networks, clustering method, associative rules, GIS technologies

For citation: Kyul E. V., Kazakova E. M., Gedueva M. M., Lyutikova L. A., Korchagina E. A. Assessment of factors affecting mudflow activity using machine learning methods. *Geographical Bulletin*. 2026, no. 1(76), pp. 6–17. DOI: 10.17072/2079-7877-2026-1-6-17 EDN: CEVRAS

Введение

Сели – опасное природное явление, которое причиняет значительный ущерб инфраструктуре, населенным пунктам и сельскому хозяйству. Изучение факторов, влияющих на формирование и характеристики селей, является актуальной задачей в контексте изменения климата и увеличения частоты экстремальных погодных явлений. При выборе горных участков для освоения часто не учитывается влияние селевых процессов на проектируемый объект, что порой бывает губительным не только для хозяйственного объекта, но и для человека.

Районом для проведения исследований стал северный склон Большого Кавказа. Исследования различных моделей машинного обучения и последующая классификация типов селей проводилась для территории Республики Северная Осетия – Алания (PCO – Алания) (рис. 1).

Цели данного исследования: выявление возможностей машинного моделирования в определении характеристик селевых бассейнов в горных районах Северного Кавказа, для которых отсутствуют данные о типе селевых потоков, а также решение задачи систематизации характеристик селевых явлений по типу селя с заполнением отсутствующих в Кадастре данных и составление на их основе карты-схемы селевых бассейнов на примере PCO – Алания.

Решение задачи выявления типа селя с учетом физико-географических особенностей селевых бассейнов можно решить методами машинного обучения. Методы машинного обучения как источник информации о характеристиках селевого бассейна позволяют с теоретической точки зрения объяснить количественные и качественные характеристики опасных природных процессов, решать прогностические задачи, восполнять недостающую информацию о характере того или иного процесса.

Физическая география, ландшафтоведение и геоморфология
 Кюль Е. В., Казакова Е. М., Гедуева М. М., Лютикова Л. А., Корчагина Е. А.



Рис. 1. Географическое положение изучаемой территории на космоснимке.
 Красной линией обведены границы исследуемой территории (PCO – Алания)

Fig. 1. Geographical location of the study area on a satellite image.

The boundaries of the study area (North Ossetia – Alania) are outlined in red.

Также проведение комплексного анализа данных по характеристикам селевых потоков методами машинного обучения может быть полезным, поскольку позволит лучше понять природу и механизмы формирования селей, выявить ключевые факторы, влияющие на характеристики селей, построить предсказательные модели для оценки рисков и последствий селевых явлений, сгруппировать их по схожим характеристикам для дальнейшего изучения [18]. Результаты такого исследования могут быть применены в инженерной практике, при планировании и управлении селеопасными территориями, а также в научных целях для углубления знаний о селевых процессах [20].

Материалы и методы

В данной работе представлены результаты исследований, направленные на изучение характеристик селевых потоков, в частности, типа селя, с использованием современных методов машинного обучения. Исследования проводились на основе анализа имеющихся научных публикаций, фондовых материалов, а также результатов полевых исследований, осуществляемых на территории северного склона Большого Кавказа сотрудниками Центра географических исследований КБНЦ РАН с учетом опасных природных процессов [7; 9; 16; 17].

Основными в работе явились методы машинного обучения и картографический метод.

Для построения различных моделей анализа характеристик селевых потоков в качестве основы также использовался Кадастр селевой опасности Юга Европейской части России 2015 г. под редакцией Кондратьевой Н. В., который представляет собой систему сбора, обработки, хранения и анализа данных о селевых процессах на определенной территории [6]. В нашем случае это территория Северного Кавказа, а именно PCO – Алания.

Ключевыми элементами селевого кадастра являются генезис селя (категориальный), тип селя (категориальный), площадь бассейна, S км² (численный), средний уклон русла, α (численный), длина реки, L , км (численный), высота истока (численный), объем максимального единовременного выноса, W , м³ (численный), максимальный объем твердых отложений селя, W , м³ (численный). Рассматриваемые в работе модели машинного обучения будут анализировать данные по перечисленным характеристикам.

Для цифровой визуализации полученных данных в качестве одного из основных методов была применена геоинформационная система Quantum GIS 3.22.2., представляющая собой пакет программного обеспечения, предназначенный для создания, визуализации, поиска и анализа пространственных данных [10]. Возможность применения ГИС-технологий для решения той или иной задачи определяется объемом и доступностью пространственных данных, а также необходимым набором операций, используемых для их обработки. В процессе создания интерактивной карты в работе использовалась технология векторизации – компьютерный ввод базы данных, которая применяется при составлении карт в гидрологии и других областях науки [11; 15].

Физическая география, ландшафтоведение и геоморфология
 Кюль Е. В., Казакова Е. М., Гедуева М. М., Лютикова Л. А., Корчагина Е. А.

Результаты

Характеристика селевой деятельности в Республике Северная Осетия – Алания. Проявление селевой деятельности в горах Северного Кавказа обусловлено следующими основными факторами: наличием в приледниковой зоне огромных массивов рыхлообломочного моренного материала, крутых склонов, способствующих поверхностному стоку и чрезмерному увлажнению моренного материала в очагах зарождения селей [8; 13]. Главной причиной формирования селей являются ливневые дожди, зачастую играющие роль толчка или спускового импульса для возникновения селя в предварительно хорошо увлажненных тальми водами или длительными морозящими осадками рыхлообломочных массивах [13]. По соотношению жидкой и твердой составляющих селя в РСО – Алания преобладают несвязные водокаменные и грязекаменные сели. В пределах Бокового хребта и в западной (Дигорской) части Главного Кавказского хребта они состоят преимущественно из крупных и мелких валунов различных кристаллических пород, включенных в песчано-гравийный заполнитель. В районах же более низких хребтов – Скалистого и восточной части Главного Кавказского – распространены в основном грязекаменные сели, состоящие из крупного и мелкого щебня в суглинистом заполнителе [1; 6]. Очагами зарождения водокаменных селей являются свежие слабозадренованные морены и флювиогляциальные отложения, расположенные в глубоких креслообразных впадинах – карах – высоко под гребнем хребтов на абсолютных высотах 2500–3000 м. Сели этого типа – самые разрушительные и нередко носят катастрофический характер. Грязекаменные сели зарождаются на более низких гипсометрических уровнях в осыпях, курумах, на оползнях и значительно уступают водокаменным по размерам выноса и разрушительному действию [2].

В настоящее время в результате бурного освоения горной части территории РСО – Алания в хозяйственное пользование вовлекаются регионы, где широко распространены сели как ведущий тип опасных природных процессов (ОПП). При этом наблюдается перестройка хозяйственного комплекса с ресурсосберегающего (традиционное землепользование) на ресурсозатратный (гидроэнергетика, рекреационная деятельность и др.) [2; 17]. Поэтому в последние годы к природным факторам формирования селей добавились и антропогенные. В первую очередь, это вырубка лесов на горных склонах, деградация растительно-почвенного покрова из-за перевыпаса скота, образование отвалов отработанной породы и хвостохранилищ горнодобывающими предприятиями (бассейн р. Ардон, Садонское месторождение), подрезка склонов линейными хозяйственными объектами (автодорогами, ЛЭП, газопроводами и др.). Это влечет за собой активизацию ОПП, что, в свою очередь, может привести к деградации природной среды, уменьшению пригодных для хозяйственного освоения земель и увеличению финансовых затрат на мероприятия по борьбе с ОПП.

В горной части РСО – Алания, как приводится в Кадастре селевой опасности Юга Европейской части России [6], к настоящему времени выявлено 145 селевых бассейнов. Общая площадь пораженности селями приблизительно равна 2165 км², что составляет 25 % от всей площади республики.

Этапы проведения исследования типов селей при помощи методов машинной обработки

1 этап. Описательный анализ

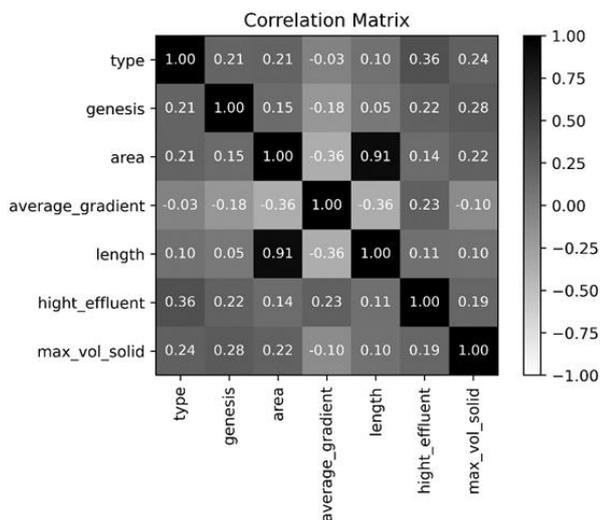


Рис. 2. Корреляционная матрица. Расшифровка факторов присутствует в тексте ниже

Fig. 2. Correlation matrix. The explanation of the factors is given in the text below

Коэффициенты корреляции между переменными в данной матрице варьируют от (-0,36, 0,91). Более сильная положительная корреляция наблюдается между площадью бассейна (area) и длиной реки (length) – 0,91, наиболее сильно с типом селя (type) коррелируют высота истока (hight_effluent) – 0,36 и максимальный объем твердых отложений селя (max_vol_solid) – 0,24.

Одним из первых подходов в анализе данных является описательный анализ, который позволяет изучить распределение числовых переменных, таких как средние, медианы, стандартные отклонения, и проанализировать взаимосвязи между переменными методами корреляционного анализа [12]. В результате для числовых характеристик были получены средние значения, стандартные отклонения, минимальные и максимальные значения, квартили. Все это дало общее представление о характеристиках данных и возможность для предварительного анализа распределений переменных и выявления потенциальных выбросов или аномалий в данных.

Для анализа взаимосвязи между различными переменными в наборе данных была построена корреляционная матрица. Она представляет собой квадратную таблицу, в которой на пересечении строк и столбцов находятся коэффициенты корреляции между соответствующими парами переменных в диапазоне (-1, 1). На рисунке 2 представлена матрица корреляции. Градация серого цвета указывает, насколько тесно коррелируют соответствующие признаки.

Физическая география, ландшафтоведение и геоморфология
 Кюль Е. В., Казакова Е. М., Гедуева М. М., Лютикова Л. А., Корчагина Е. А.

2 этап. Построение модели для определения типа селей

Классификация типов селей – очень важный этап в изучении и управлении селевыми процессами. Она позволяет понять механизмы образования селей, оценить опасность и риск, улучшить моделирование и прогнозирование. Традиционные методы классификации селей основаны на геологических и гидрологических данных. Эти методы включают анализ склонов, характеристик почвы и погодных условий. С развитием технологий машинного обучения такие методы, как Random Forest, SVM и нейронные сети, становятся все более популярными для анализа и классификации сложных природных явлений.

Для обучения моделей были использованы геологические данные и записи о селях из Кадастра 2015 г., а также данные полевых исследований [3; 4; 5; 7; 14; 17; 16; 19].

Для классификации типов селей были выбраны следующие алгоритмы машинного обучения: нейронные сети, SVM, логистическая регрессия.

3 этап. Тренировка моделей

Для обучения моделей набор данных был разделен на обучающий (309) и тестовый (78) наборы. При разделении была произведена стратифицированная выборка, чтобы создать наборы, которые содержат репрезентативную пропорцию каждого класса.

Для оценки производительности моделей использованы метрики ассурасу (правильность), recall (полнота), precision (точность) и F1-мера.

Ассурасу – доля всех правильных предсказаний модели. Она показывает, насколько модель в целом точна.

Recall – доля истинных положительных результатов, которые модель правильно предсказала. Она показывает, насколько хорошо модель распознает все положительные примеры.

Precision – доля положительных результатов, которые действительно являются положительными. Она показывает, насколько предсказанные положительные результаты соответствуют действительности.

F1-мера – среднее гармоническое между полнотой и точностью. Она показывает баланс между этими двумя метриками.

Архитектура искусственной нейронной сети (ИНС) имеет вид 6–10–3 (6 входных нейронов, 10 нейронов на скрытом слое, 3 нейрона на выходном слое). Использованы функция активации ReLU, метод оптимизации AdamW, оптимальная скорость обучения (learning_rate), при которой выдается наиболее точный результат – 0,02. Вычислительные эксперименты реализованы на языке программирования Python 3.12.

На рисунках 3а и 3б изображены графики обучения ИНС.

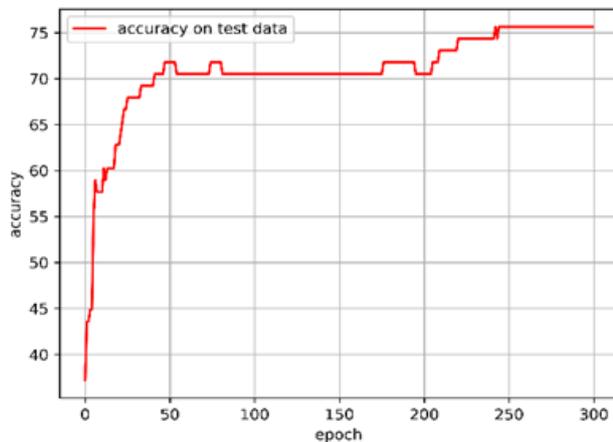


Рис. 3. а) График ассурасу на тестовом наборе данных
 Fig. 3. a) Graph of accuracy on the test dataset

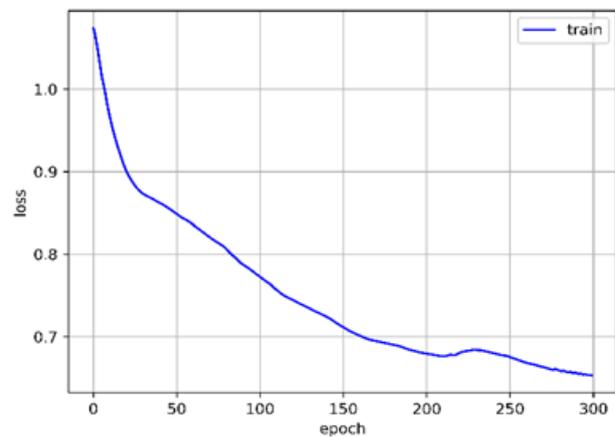


Рис. 3. б) график функции потерь (loss) на обучающем наборе данных
 Fig. 3. б) Graph of the loss function on the training dataset

Как видно из рисунка 3а, график ассурасу на тестовом наборе данных возрастает с ростом эпох. На 250 эпохе достигает наилучшего результата (75,6 %) и дальше не улучшается. Чтобы посмотреть дальнейшую динамику поведения графика ассурасу, обучение нейросети было повышено до 300 эпох.

На рисунке 3б изображен график функции потерь (loss) на обучающем наборе данных (train). На данном графике видно, что функция потерь уменьшается в течение первых 200 эпох, что говорит о хорошей обучаемости модели. После 200 эпохи график начинает возрастать, что является возможным признаком переобучения, но ввиду того, что добавлена l2-регуляризация нейросети, на 250 эпохе график продолжает убывать, т.е. нет переобучения.

Результаты классификации показали, что ИНС достигла наибольшей точности на тестовых данных (76 %), в то время как алгоритм SVM показал точность 59 % (табл. 1).

Физическая география, ландшафтоведение и геоморфология
 Кюль Е. В., Казакова Е. М., Гедуева М. М., Лютикова Л. А., Корчагина Е. А.

Как видно из таблицы, нейросеть показывает recall 0,74, т.е. модель правильно распознает 74 % всех положительных случаев. Это значит, что 26 % положительных случаев модель пропускает; precision 0,76 – из всех предсказанных положительных случаев 76 % истинно-положительные. Это значит, что 24 % предсказаний ложно-положительны; accuracy 0,76 – 76 % всех предсказаний модели верны; F1-score: 0,74 – показывает баланс между полнотой и точностью, для данной модели значение достаточно хорошее, т.к. близко к 1.

Таблица 1

Table 1

Оценка точности моделей
 Model accuracy estimation

Модель	Recall	Precision	Accuracy	F1-мера
Искусственная нейронная сеть	0,74	0,76	0,76	0,74
Логистическая регрессия	0,66	0,68	0,6	0,66
SVM	0,55	0,59	0,56	0,59

Как видно из таблицы, нейросеть показывает recall 0,74, т.е. модель правильно распознает 74 % всех положительных случаев. Это значит, что 26 % положительных случаев модель пропускает; precision 0,76 – из всех предсказанных положительных случаев 76 % истинно-положительные. Следовательно, 24 % предсказаний ложно-положительны; accuracy 0,76 – 76 % всех предсказаний модели верны; F1-score: 0,74 – показывает баланс между полнотой и точностью, для данной модели значение достаточно хорошее, т.к. близко к 1.

Для логистической регрессии точность модели (accuracy) составила 0,66. Это означает, что модель правильно предсказала 66 % типов селей в тестовой выборке (табл. 1). Точность модели не очень высока. Это может быть связано с недостатком данных, сложностью задачи или недостаточно хорошим подбором гиперпараметров модели. Вообще логистическая регрессия – это линейная модель, и она может не очень хорошо справляться с задачами, где зависимость между признаками и классом не линейная, как в данном случае.

ИНС имеет более высокие значения во всех метриках по сравнению с SVM. Это указывает на то, что нейросеть лучше справляется с задачей, чем метод опорных векторов, в данном случае. Recall и F1-мера особенно важны, если пропуск положительных случаев критичен. У ИНС эти значения выше, что означает лучшее распознавание положительных случаев. Precision важна в случае, когда ложные-положительные результаты нежелательны. У ИНС тоже лучшее значение. Accuracy также выше у ИНС, что означает более общую точность модели.

Кроме того, на рисунках 4 и 5 представлены матрицы ошибок (matrix confusion).

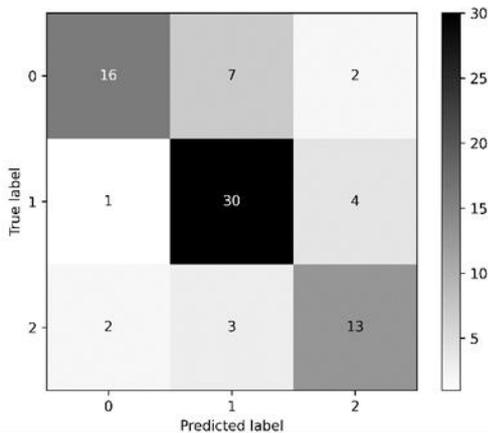


Рис. 4. Матрица ошибок по результатам обучения ИНС на тестовом наборе

Fig. 4. Error matrix from the results of ANN training on the test set

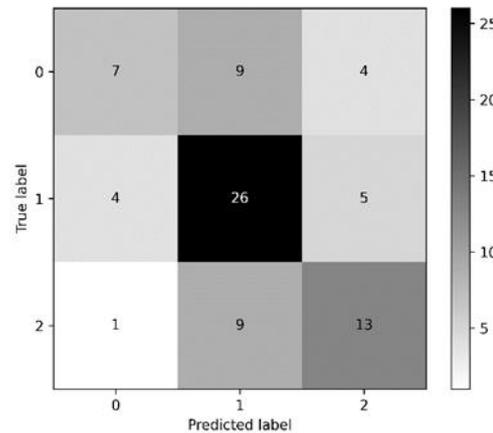


Рис. 5. Матрица ошибок по результатам обучения SVM на тестовом наборе

Fig. 5. Error matrix from the results of SVM training on the test set

Данные матрицы показывают, как хорошо работают классификаторы. На рисунке 4 представлена работа нейросети на пятом SVM. Как видно из рисунков, модели лучше всего предсказывают класс 1, так как изначально в наборе преобладал по количеству этот класс. Наилучших результатов можно было достигнуть, если набор данных был сбалансированным.

На рисунке 6 представлен фрагмент таблицы с результатом работы ИНС по заполнению пустых ячеек по типу селей в Кадастре.

Физическая география, ландшафтоведение и геоморфология
 Кюль Е. В., Казакова Е. М., Гедуева М. М., Лютикова Л. А., Корчагина Е. А.

В первом столбце указано название местности, к которой относится тип селя. Данные в столбцах genesis, area, average_gradient, length, hight_effluent, max_vol_solid были использованы как признаки типов селя при обучении ИНС. Категориальные значения столбца genesis при обработке данных были переведены в числовые. В столбце type указаны прогнозы ИНС, где 0 – это тип селя водокаменный (VK); 1 – грязекаменный тип (GK); 2 – комбинация двух типов (GK, VK).

1	adress	genesis	area	average_gradient	length	hight_effluent	max_vol_solid	type
2	2_01urukh	D	3	394	2	1908	69384	1 (GK)
3	3_14mamikhdon	D	0	150	1	2200	7274	1 (GK)
4	3_17mamikhdon	D	1	435	2	2400	21580	1 (GK)
5	3_18mamikhdon	D	4	166	6	2760	21786	1 (GK)
6	3_19mamikhdon	D	4	217	4	2640	16828	1 (GK)
7	3_20mamikhdon	D	3	109	6	2750	21311	1 (GK)
8	3_21mamikhdon	D	4	400	8	3680	32504	1 (GK)
9	3_24mamikhdon	L;L-D	26	101	9	2960	256750	2 (GK;VK)
10	3_25mamikhdon	L-D;D	65	15	29	2720	852033	2 (GK;VK)
11	3_a25amerodon	L-D;D	21	20	19	3100	280500	2 (GK;VK)
12	3_b25istock	L-D;D	30	40	11	3100	171700	2 (GK;VK)
13	3_26mamikhdon	D	1	367	2	2600	18043	1 (GK)
14	3_27mamikhdon	D	0	350	1	2500	15474	1 (GK)
15	3_28mamikhdon	D	0	430	1	2500	18754	1 (GK)
16	3_29mamikhdon	L;L-D;D	11	61	6	3100	57433	2 (GK;VK)
17	3_30mamikhdon	D	1	333	2	2500	17024	1 (GK)
18	3_31mamikhdon	D	1	425	2	2600	21919	1 (GK)
19	3_32mamikhdon	D	1	596	3	2550	28930	1 (GK)
20	3_41ardon	D	6	179	6	3000	30933	1 (GK)
21	3_44zackckadon	D	18	89	13	3400	69561	1 (GK)
22	3_45zackckadon	D	5	347	3	2800	32952	1 (GK)
23	4_01tarardon	D	7	140	5	1400	39296	0 (VK)
24	4_05fiardon	D	8	233	3	2058	48228	1 (GK)

Рис. 6. Прогнозы модели (столбец type) для пустых ячеек в Кадастре
 Fig. 6. Model predictions (type column) for empty cells in the Inventory

На рисунке 7 представлен фрагмент таблицы с реальным типом селя и прогнозом модели из тестового набора данных.

1	test	prediction
2	2	2
3	0	0
4	1	1
5	1	1
6	0	1
7	2	2
8	1	1
9	1	1
10	2	1
11	2	1
12	0	1

Рис. 7. Объекты с реальным типом (столбец test) и прогнозом модели (столбец prediction)
 Fig. 7. Objects with real type (test column) and model prediction (prediction column)

Обсуждение

Картографическое отображение результатов машинной обработки селевых данных. На основе полученных при помощи работы нейросети данных была составлена карта-схема селевых бассейнов РСО – Аляния по типам селей (рис. 8). На рисунке 8 представлены все имеющиеся на территории РСО – Аляния селевые бассейны с делением их по типам селей (за основу взяты данные Кадастра 2015 г. и полевых исследований территории РСО – Аляния). Селевые бассейны, в которых были известны случаи селепроявлений с тем или иным типом, отмечены на карте фиолетовым цветом. Те бассейны, в которых тип селя установлен методом машинной обработки, на карте отмечены синим цветом.

На рисунке 8 видно, что для территории РСО – Аляния типы селей были определены не в полном объеме. При помощи методов машинной обработки были получены данные по типам селей для 22 селевых бассейнов: №№ 2 (среднее течение р. Урух), 47–49, 54–63 (верховья р. Мамихдон, левого истока р. Ардон, правильная транскрипция – Мамисон, уточнено название), 75, 76 (верховья р. Заккадон, правого истока р. Ардон), 90 (среднее течение р. Фиагдон), 94 (верховья р. Фиагдон) (рис. 8).

Физическая география, ландшафтоведение и геоморфология
 Кюль Е. В., Казакова Е. М., Гедуева М. М., Лютикова Л. А., Корчагина Е. А.

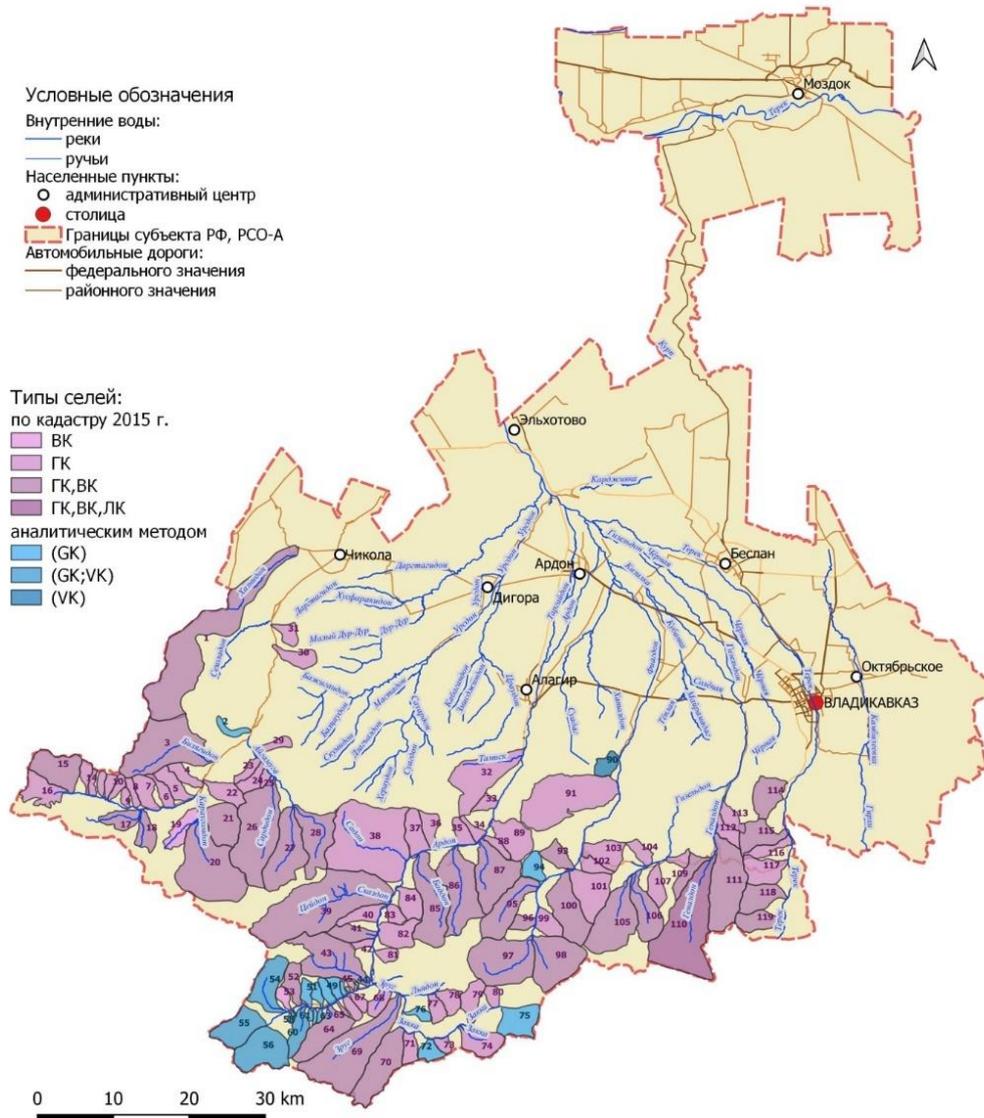


Рис. 8. Карта-схема селевых бассейнов РСО – Алания по типам селей. Типы селей расшифрованы в табл. 2

Fig. 8. Schematic map of mudflow basins in the Republic of North Ossetia – Alania by mudflow type.

The types of mudflows are deciphered in Table 2.

Оценка взаимосвязи между определенным типом селя и селевыми характеристиками речных бассейнов. В таблице 2 приведены селевые бассейны из Кадастра [6], где был определен тип селя методами машинной обработки (всего 22) (нумерация двойная – карта / кадастр для удобства пользователей). При этом использовались такие характеристики, как абсолютная высота истока в метрах и площадь стокообразующих поверхностей – тип подстилающей поверхности. Кроме того, учитывались такие дополнительные характеристики, как наличие снежных лавин и процент селеопасной площади в речном бассейне.

В результате анализа физико-географических особенностей природной среды исследуемых селевых бассейнов было установлено, что тип селя имеет широтную дифференциацию в зависимости от ряда природно-климатических условий и факторов. При помощи методов машинной обработки с высокой степенью достоверности были определены две высотные зоны распространения водокаменных селей (табл. 2):

1) низкогорно-среднегорная (в рельефе выражена серией хребтов – Лесистым и Пастбищным) с высотными отметками 800–1400 м. Здесь основной фактор формирования водокаменных селей это хорошая залесенность (более 70 %) и почти полное отсутствие открытых незадернованных поверхностей. В таблице 2 представлена селевым бассейном под № 90/4-01;

2) высокогорная (в рельефе выражена Боковым и Главным Кавказским хребтами) с высотными отметками от 2000 м и более. Здесь основной фактор формирования водокаменных селей – наличие ледников (ледниковый генезис формирования селя). В таблице 2 представлена селевыми бассейнами под №№ 54/3-24 – 56/3-25 б.

Таблица 2
Table 2

Оценка достоверности определения типа селя методами машинной обработки с учетом показателей селеопасности селевых бассейнов
Assessment of the reliability of determining the mudflow type by machine processing methods taking into account the indicators of mudflow hazard in mudflow basins

№	№ на карте / № по Кадастру 2015 г. [6]	Селевой бассейн	Тип селя (дополнен)	Генезис селя	Абсолютная высота истока, м.	Площадь стокообразующих поверхностей-тип подстилающей поверхности	Примечания
1	2/2-01	Безымянный/л.п. р. Урух	ГК	Д	1908	Скалы; незадернованные продукты выветривания	–
2	44/3-14	Безымянный / л.п. р. Мамисон выше с. Сатат	ГК	Д	2200	То же	–
3	47/3-17	Рагадаг, л.п. р. Мамисон, ниже с. Даллагкау	ГК	Д	2400	То же, по правому борту частично-луга (30 % от общей площади), ООМ	–
4	48/3-18	Тибцнайдон, л.п. р. Мамисон	ГК	Д	2760	То же, по правому борту частично-луга (30 % от общей площади), ООМ	–
5	49/3-19	Куатедон, л.п. р. Мамисон, с. Тиб	ГК-наносоводные паводки?	Д	2640	Луга, незадернованные продукты выветривания (10 % от общей площади), ООМ в верхней части	Селеопасны только верховья (30 %)
6	50/3-20	Рецидон, л.п. р. Мамисон	ГК	Д	2750	То же	–
7	51/3-21	Касатком	ГК	Д	3680	То же	–
8	54/3-24	<i>Бубудон, л.п. р. Мамисон, с. Лисри</i>	<i>ГК; ВК</i>	<i>Л; Л-Д</i>	2960	Ледники, скалы, морены (верховья), луга (40 %), в устье антропогенные ОМ (подрезка склона автодорогой)	Развиты снежные лавины
9	55/3-25a	<i>Козыдон, л.п. р. Земегондон</i>	<i>ГК; ВК</i>	<i>Л; Л-Д</i>	3100	Ледники, скалы, морены, луга (10–20 %) в приустьевой части	То же
10	56/3-25б	<i>Замегондон, исток р. Мамисон</i>	<i>ГК; ВК</i>	<i>Л; Л-Д</i>	3100	То же	–
11	57/3-26	Безымянный, п.п. р. Мамисон	ГК	Д	2600	Древние морены – ООМ и ОМ, луга и смешанные леса (более 50 %)	–
12	58/3-27	Безымянный, п.п. р. Мамисон	ГК	Д	2500	То же	–
13	59/3-28	Безымянный, п.п. р. Мамисон	ГК	Д	2500	То же	–
14	60/3-29	Кайтиком, п.п. р. Мамисон, напротив с. Тиб	ГК?	Л; Л-Д; Д?	3100	То же, древние морены и скалы (верховья) занимают более 50 %	Развиты снежные лавины
15	61/3-30	Безымянный, п.п. р. Мамисон	ГК	Д	2500	Древние морены – ООМ и ОМ, луга и смешанные леса (более 50 %)	–
16	62/3-31	Безымянный, п.п. р. Мамисон	ГК	Д	2600	То же	–
17	63/3-32	Безымянный, п.п. р. Мамисон	ГК	Д	2550	То же	–
18	72/3-41	Безымянный, л.п. р. Ардон	ГК	Д	3000	То же	–
19	75/3-44	Безымянный, исток р. Заккадон	ГК?	Д	3400	Древние морены, ООМ и ОМ луга и смешанные (10–20 %) в приустьевой части	–
20	76/3-45	Безымянный, п.п. р. Заккадон	ГК	Д	2800	То же	–
21	90/4-01	<i>Тагардон, л.п. р. Фиагдон, с. Тагардон</i>	<i>ВК</i>	<i>Д</i>	1400	<i>ОМ – «пьяный лес» (верховья), смешанные леса – 60 %</i>	–
22	94/4-05	Безымянный, л.п. р. Фиагдон	ГК	Д	2058	То же	–

Примечания: ? – данные требуют уточнения. Принятые сокращения: л.п. – левый приток; п.п. – правый приток; ГК – грязекаменный; ВК – водокаменный; Л – ледниковый; Л-Д – ледниково-дождевой; Д – дождевой; ООМ – обвално-осыпные массивы; ОМ – оползневые массивы. Курсивом выделены селевые бассейны с водокаменным типом селя, жирным шрифтом – дополнения авторов к Кадастру, 2015 г. [6]

Notes: ? – data requires clarification. Abbreviations: л.п. – left tributary; п.п. – right tributary; ГК – mud-rock; ВК – water-rock; Л – glacial; Л-Д – glacial-rainfall; Д – rainfall; ООМ – landslide-talus massifs; ОМ – landslide massifs. Mudflow basins with the water-rock type of mudflow are highlighted in italics. Bold indicates the authors' additions to the Inventory, 2015. [6]

Физическая география, ландшафтоведение и геоморфология
Кюль Е. В., Казакова Е. М., Гедуева М. М., Лютикова Л. А., Корчагина Е. А.

При этом были выявлены селевые бассейны (под №№ 60/3-29, 75/3-44), где для достоверного определения типа селя необходим дополнительный анализ данных.

Выводы

Таким образом, исследование показало, что модель на основе ИНС достигает наивысших средних значений по метрикам accuracy, recall, precision и F1-мера на тестовых данных, чем SVM и логистическая регрессия. Это указывает на успешную работу разработанного классификатора. Для достижения более высокой эффективности работы классификатора необходимо использовать больший объем данных, а также комплекс всех основных условий и факторов селеформирования [8].

Как показала оценка достоверности определения типа селя методами машинной обработки с учетом показателей селеопасности селевых бассейнов, из 22-х в 20-ти селевых бассейнах тип селя был выявлен точно. При этом в 2-х бассейнах из 22-х для точного определения типа селя необходимо провести дополнительный анализ данных, увеличивая при этом как количество исследуемых селевых бассейнов, так и число условий и факторов селеформирования (например, для высокогорной зоны введение такого климатического условия и фактора, как температура с критическими значениями для схода селя того или иного типа).

В целом для оценки достоверности выделения определенного типа селя методами машинной обработки в дальнейшем необходимо провести сравнительный анализ данных по типам селей с учетом региональных особенностей, чтобы обеспечить точность и сбалансированность полученных данных на следующих территориях:

- по отдельным физико-географическим частям северного склона Большого Кавказа (Западный, Центральный, Восточный Кавказ);
- между южным и северным склонами Большого Кавказа;
- с другими селеопасными горными регионами РФ (например, Камчатско-Курильская горная страна и др.) и мира.

При этом на данном этапе получены данные о типах селей для селевых бассейнов, расположенных в верховьях р. Мамисон, левого истока р. Ардон (№№ 3–17 в табл. 2). С учетом того, что здесь строится горнолыжный курорт «Мамисон», результаты исследований представляют весомую практическую ценность и будут иметь большое значение при организации системы мер борьбы с ОПП, в том числе и с селями.

Библиографический список

1. Аджиев А. Х., Кондратьева Н. В., Кортиев А. Л. Селевые явления на всесезонном туристско-рекреационном комплексе «Мамисон» // Устойчивое развитие горных территорий. 2023. Т. 15, № 4. С. 984–994. DOI: 10.21177/1998-4502-2023-15-4-984-994 EDN: QJESBA
2. Аджиев А. Х., Кондратьева Н. В., Кортиев А. Л., Шидугов И. Ж. Оценка развития опасных склоновых процессов и явлений в районе проектирования и строительства всесезонного туристско-рекреационного комплекса «Мамисон» // Устойчивое развитие горных территорий. 2024. Т. 16, № 2. С. 803–813. DOI: 10.21177/1998-4502-2024-16-2-803-813 EDN: BKNZZI
3. Бериев О. Г., Козырев Е. Н., Зак Т. В., Комжа А. Л., Харебов К. С., Джусоева Н. Г. Анализ чрезвычайных ситуаций на территории Республики Северная Осетия-Алания // Труды института геологии Дагестанского научного центра РАН. 2018. № 4(75). С. 72–76. DOI: 10.31161/2541-9684-2018-62-4-74-78 EDN: VPJCLG
4. Гончаренко О. А., Заалишвили В. Б., Караев Ю. И., Никитин М. Ю. Опасные геологические процессы Северного Кавказа // Опасные природные и техногенные геологические процессы на горных и предгорных территориях Северного Кавказа: сборник трудов конференции (Владикавказ, 20–22 сентября 2007 г.). Владикавказ, 2008. С. 160–166. EDN: PMDJUZ
5. Заалишвили В. Б. Опасные геологические процессы на территории Северной Осетии // Развитие регионов в XXI веке: материалы II Международной научной конференции. Владикавказ: Изд-во СОГУ, 2017. С. 360–368. EDN: PTONHV
6. Кадастр селевой опасности юга европейской части России / Н. В. Кондратьева, А. Х. Аджиев, М. Ю. Беккиев, М. М. Гедуева и др. М.: Феоория; Нальчик: Печатный двор, 2015. 148 с. ISBN: 978-5-905770-73-9 EDN: VHKUJH
7. Корчагина Е. А., Гедуева М. М., Атаев З. В., Джанпуев Д. Р., Дроздов А. Л. Геоэкологические исследования на территории северного склона Большого Кавказа // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2021. № 2(100). С. 126–138. DOI: 10.35330/1991-6639-2021-2-100-126-138 EDN: HWO0YZ
8. Кюль Е. В. Классификация факторов селеформирования // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2011. № 5(43). С. 66–70. EDN: OGGWDD
9. Кюль Е. В. Тектонические оползневые массивы Центрального Кавказа // Геология и геофизика Юга России. 2017. № 2. С. 67–81. EDN: YTYAGV
10. Описание работы QGIS // GIS-Lab: Геоинформационные системы и дистанционное зондирование Земли : сайт. URL: <https://gis-lab.info/> (дата обращения 02.02.2025)
11. Пьянков С. В., Шихов А. Н. Геоинформационное обеспечение моделирования гидрологических процессов и явлений. Пермь: Перм. гос. нац. исслед. ун-т, 2017. 148 с. ISBN: 978-5-7944-3001-1 EDN: YMXXNP
12. Радеев Н. А. Предсказание лавинной опасности методами машинного обучения // Вестник НГУ. Серия: Информационные технологии. 2021. Т. 19, № 2. С. 92–101. DOI: 10.25205/1818-7900-2021-19-2-92-101 EDN: YGSJHG
13. Флейшман С. М. Сели. Л.: Гидрометеиздат, 1978. 312 с.
14. Хулелидзе К. К. Анализ опасных природных процессов на территории Северной Осетии // Научные и образовательные проблемы гражданской защиты. 2010. № 1. С. 48–49. EDN: MUDCEN
15. Черных В. Н., Аюржанаев А. А., Жарникова М. А., Содномов Б. В., Шихов А. Н., Цыдыпов Б. З., Гармаев Е. Ж., Пьянков С. В. Картографирование наледей в трансграничном бассейне р. Чикой // Географический вестник = Geographical Bulletin. 2022. № 3(62). С. 169–179. DOI: 10.17072/2079-7877-2022-3-169-179 EDN: LCPRCU

Физическая география, ландшафтоведение и геоморфология

Кюль Е. В., Казакова Е. М., Гедуева М. М., Лютикова Л. А., Корчагина Е. А.

16. Korchagina E. A. Long-term dynamics of the climatic factors of the natural hazards formation in the Northern Caucasus // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. 2021. Vol. 840. P. 012036. DOI: 10.1088/1755-1315/840/1/012036 EDN: VJRZDP
17. Kyul E. V. Geoecological monitoring of dangerous natural processes // International Journal of Ecology & Development. 2020. Vol. 35, No. 2. P. 55–66. EDN: WBZIEQ
18. Lombardo L., Mai P. M. Presenting logistic regression-based landslide susceptibility results // Engineering Geology. 2018. Vol. 244. P. 14–24. DOI: 10.1016/j.enggeo.2018.07.019
19. Petrushina M., Suslova E. Landscape successions in the zones of debris flow activity in the Northern Caucasus // Practical Geography and XXI Century Challenges. International Geographical Union Thematic Conference dedicated to the Centennial of the Institute of Geography of the Russian Academy of Sciences, 4–6 June 2018, Moscow. Conference Book. Part 1. Moscow: Institute of Geography, Russian Academy of Sciences, 2018. P. 113. EDN: YMZAGT
20. Rahmati O., Kornejady A., Samadi M., Deo R.C., Conoscenti C. PMT: new analytical framework for automated evaluation of geo-environmental modelling approaches. Science // Science of the Total Environment, 2019. Vol. 664. P. 296–311. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.02.017

References

1. Adzhiev A. H., Kondratyeva N. V., Kortiev A. L. Mudflow processes at the all-season tourist and recreational complex “Mamison”. *Sustainable Development of Mountain Territories*, 2023, vol. 15, no 4, pp. 984–994. (In Russ.) DOI 0.21177/1998-4502-2023-15-4-984-994
2. Adzhiev A.H., Kondratyeva N.V., Kortiev A.L., Shidugov I.Zh. Assessment of the hazardous slope processes development and phenomena in the area of design and construction of the all-season tourist and recreational complex “Mamison”. *Sustainable Development of Mountain Territories*, 2024, vol. 16, no. 2, pp. 803–813. (In Russ.) DOI 10.21177/1998-4502-2024-16-2-803-813
3. Beriev O.G., Kozyrev E.N., Zaks T.V., Komzha A.L., Kharebov K.S., Dzhusoeva N.G. The analysis of emergency situations on the territory Republic of Northern Ossetia-Alania. *Proceedings of the Institute of Geology of the Dagestan Scientific Center of the Russian Academy of Sciences*, 2018, no. 4(75), pp. 72–76. (In Russ.). DOI 10.31161/2541-9684-2018-62-4-74-78
4. Goncharenko O. A., Zaalishvili V. B., Karaev Yu. I., Nikitin M. Yu. Opasnye geologicheskie protsessy Severnogo Kavkaza [Dangerous geological processes of the North Caucasus]. In *Opasnye prirodnye i tekhnogennye geologicheskie protsessy na gornyykh i predgornyykh territoriyakh Severnogo Kavkaza : Sbornik trudov konferentsii (Vladikavkaz, 20–22 sentyabrya 2007 g.)*. Vladikavkaz, 2008, pp. 160–166. (In Russ.)
5. Zaalishvili V. B. Opasnye geologicheskie protsessy na territorii Severnoi Osetii [Dangerous geological processes on the territory of North Ossetia]. In *Razvitie regionov v XXI veke : Materialy II Mezhdunarodnoi nauchnoi konferentsii*. Vladikavkaz: Izd-vo SOGU, 2017, pp. 360–368. (In Russ.)
6. Kondratyeva N. V., Adzhiev A. Kh., Bekkiev M. Yu., et al. *Kadastr selevoj opasnosti yuga evropejskoj chasti Rossii* [Inventory of mudflow hazard in the South of the European part of Russia]. Moscow: Feoriya; Nalchik: Pechatny dvor, 2015. 148 p. (In Russ.)
7. Korchagina E.A., Gedueva M.M., Ataev Z.V., Dzhabpuev D.R., Drozdov A.L. Geoecological research in the territory of the northern slope of the Great Caucasus. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*, 2021, no 2(100), pp. 126–138. (In Russ.) DOI 10.35330/1991-6639-2021-2-100-126-138
8. Kyul' E. V., Dzhabpuev D. R. Klassifikatsiya faktorov seleformirovaniya [Classification of factors of mudflow formation]. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*, 2011, no. 5(43), pp. 66–70. (In Russ.)
9. Kyul E. V. Tectonic landslide massifs of the Central Caucasus. *Geology and Geophysics of Russian South*, 2017, no. 2, pp. 67–81. (In Russ.)
10. Opisaniye raboty QGIS [Description of Q-GIS work]. *GIS-Lab: Geoinformatsionnye sistemy i distantsionnoe zondirovaniye Zemli* : website. URL: <https://gis-lab.info/> (In Russ.) (Accessed 2 February 2025).
11. Pyankov S. V., Shikhov A. N. *Geoinformatsionnoe obespechenie modelirovaniya gidrologicheskikh processov i yavleniy* [Geoinformation support of the modeling of hydrological processes and phenomena]. Perm: Perm State National Research University, 2017. 148 p. (In Russ.)
12. Radeev N. A. Avalanches forecasting using machine learning methods. *Vestnik NSU. Series: Information Technologies*, 2021, vol. 19, no. 2, pp. 92–101. (In Russ.) DOI 10.25205/1818-7900-2021-19-2-92-101
13. Fleishman S. M. *Seli* [Mudflows]. Leningrad: Gidrometeoizdat, 1978. 312 p. (In Russ.)
14. Khulelidze K. K. Analiz opasnykh prirodnykh protsessov na territorii Severnoi Osetii [Analysis of dangerous natural processes on the territory of North Ossetia]. *Nauchnye i obrazovatel'nye problemy grazhdanskoj zashchity*, 2010, no 1, pp. 48–49. (In Russ.)
15. Chernykh V. N., Ayurzhanayev A. A., Zhamikova M. A., Sodnomov B. V., Shikhov A. N., Tsydygov B. Z., Garmayev E. Zh., Pyankov S. V. Icing mapping in the Chikoy river transboundary basin. *Geographical Bulletin*, 2022, no. 3(62), pp. 169–179. (In Russ.) DOI 10.17072/2079-7877-2022-3-169-179
16. Korchagina E.A. Long-term dynamics of the climatic factors of the natural hazards formation in the Northern Caucasus. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021, vol. 840, p. 012036.
17. Kyul E.V. Geoecological monitoring of dangerous natural processes. *International Journal of Ecology & Development*, 2020, vol. 35, no. 2, pp. 55–66.
18. Lombardo L., P.M. Mai. Presenting logistic regression-based landslide susceptibility results. *Engineering Geology*, 2018, vol. 244, pp. 14–24. DOI 10.1016/j.enggeo.2018.07.019
19. Petrushina M., Suslova E. Landscape successions in the zones of debris flow activity in the Northern Caucasus. In *Practical Geography and XXI Century Challenges. International Geographical Union Thematic Conference dedicated to the Centennial of the Institute of Geography of the Russian Academy of Sciences, 4–6 June 2018, Moscow. Conference Book. Part 1. Moscow : Institute of Geography, Russian Academy of Sciences, 2018, p. 113.*
20. Rahmati O., Kornejady A., Samadi M., Deo R.C. Conoscenti C. PMT: new analytical framework for automated evaluation of geo-environmental modelling approaches. *Science of the Total Environment*, 2019, vol. 664, Pp. 296–311. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.02.017

Физическая география, ландшафтоведение и геоморфология
 Кюль Е. В., Казакова Е. М., Гедуева М. М., Лютикова Л. А., Корчагина Е. А.

Статья поступила в редакцию: 14.03.25, одобрена после рецензирования: 08.11.25, принята к опубликованию: 12.03.26.

The article was submitted: 14 March 2025; approved after review: 8 November 2025; accepted for publication: 12 March 2026.

Информация об авторах

Елена Владимировна Кюль

Кандидат географических наук, ведущий научный сотрудник, Центр географических исследований, Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук; 360002, Россия, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2

e-mail: elenakyul@mail.ru

Елена Мусовна Казакова

Младший научный сотрудник отдела нейроинформатики и машинного обучения, Институт прикладной математики и автоматизации, Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук; 360002, Россия, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2

e-mail: shogenovae@inbox.ru

Марьяна Мартиновна Гедуева

Кандидат географических наук, старший научный сотрудник, Центр географических исследований, Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук; 360002, Россия, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2

e-mail: m.gyaurgieva@mail.ru

Лариса Адольфовна Лютикова

Кандидат физико-математических наук, заведующий отделом нейроинформатики и машинного обучения, Институт прикладной математики и автоматизации, Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук; 360002, Россия, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2

e-mail: ularisa@yandex.ru

Елена Александровна Корчагина

Кандидат физико-математических наук, старший научный сотрудник, Центр географических исследований, Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук; 360002, Россия, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2

e-mail: helena.a.k@mail.ru

Information about the authors

Elena V. Kyul

Candidate of Geographical Sciences, Leading Researcher, Center for Geographical Research, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences; 2, Balkarova st., Nalchik, 360002, Russia

Elena M. Kazakova

Junior Researcher, Department of Neuroinformatics and Machine Learning, Institute of Applied Mathematics and Automation, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences; 2, Balkarova st., Nalchik, 360002, Russia

Maryana M. Gedueva

Candidate of Geographical Sciences, Senior Researcher, Center for Geographical Research, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences; 2, Balkarova st., Nalchik, 360002, Russia

Larisa A. Lyutikova

Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Head of the Department of Neuroinformatics and Machine Learning, Institute of Applied Mathematics and Automation, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences; 2, Balkarova st., Nalchik, 360002, Russia

Elena A. Korchagina

Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Senior Researcher, Center for Geographical Research, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences; 2, Balkarova st., Nalchik, 360002, Russia

Вклад авторов

Кюль Е. В. – общее научное редактирование статьи (построение статьи, обработка и анализ данных, введение, выводы, библиография).

Казакова Е. М. – расчетные данные (1–3 этапы исследований – описательный анализ, построение и тренировка моделей).

Гедуева М. М. – введение, 4 этап исследований (создание карты-схемы селевых бассейнов РСО-А по типам селей), работа над текстом статьи, оформление статьи.

Лютикова Л. А. – научное редактирование статьи (часть – машинная обработка).

Корчагина Е. А. – анализ результатов, научное редактирование.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors

Elena V. Kyul – general scientific editing of the article, article structure, data processing and analysis, introduction, conclusions.

Elena M. Kazakova – computational data (1-3 stages of research – descriptive analysis, model building and training)

Maryana M. Gedueva – introduction; 4th stage of research (creation of the schematic map of mudflow basins by mudflow types); writing of the text; design of the article.

Larisa A. Lyutikova – part of the work on machine data processing.

Elena A. Korchagina – analysis of the results; scientific editing.

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest.