

УДК 551.435.627/.628

DOI: 10.33764/2411-1759-2021-26-6-17-32

АНАЛИЗ МЕТОДОВ И СРЕДСТВ ИЗУЧЕНИЯ ДИНАМИКИ ПЕРЕМЕЩЕНИЙ ОПОЛЗНЕВЫХ СКЛОНОВ

Александр Петрович Карник

Сибирский государственный университет геосистем и технологий, 630108, Россия, г. Новосибирск, ул. Плеханова, 10, доктор технических наук, профессор, ректор, тел. (383)343-25-34, e-mail: rector@ssga.ru

Валерий Степанович Хорошилов

Сибирский государственный университет геосистем и технологий, 630108, Россия, г. Новосибирск, ул. Плеханова, 10, доктор технических наук, доцент, профессор кафедры космической и физической геодезии, тел. (383)361-08-66, e-mail: khoroshilovvs@mail.ru

Александр Владимирович Комиссаров

Сибирский государственный университет геосистем и технологий, 630108, Россия, г. Новосибирск, ул. Плеханова, 10, доктор технических наук, доцент, зав. кафедрой фотограмметрии и дистанционного зондирования, тел. (383)361-08-66, e-mail: a.v.komissarov@sgugit.ru

Реализация масштабных проектов строительства требует все большего внимания к исследованию экзогенных геологических процессов в сложных геоморфологических условиях. Склоновые процессы (развитие оползней, обвалов, лавин) относятся к одним из наиболее распространенных и опасных геологических процессов. Механизмы их формирования, выявление, а также регулярный контроль и мониторинг их состояния представляются наиболее важными элементами для качественной оценки оползневых явлений, включая своевременное выявление участков с наибольшей опасностью и ликвидацию их последствий. В статье представлены наиболее распространенные в настоящее время методы и средства выявления оползневых участков с целью эффективного управления рисками. Рассмотрены возможности традиционных подходов с использованием технологий дистанционного зондирования и возможностей наземных (TLS) и воздушных методов (ALS) лазерного сканирования для изучения оползневых явлений; методы фотограмметрии, геодезии, геофизики, геодинамики и математического моделирования; возможности ГИС в совокупности с алгоритмами машинного обучения, а также классические методы математической статистики с комплексной обработкой разнородных данных.

Ключевые слова: оползневый склон, мониторинг, геодезические наблюдения, цифровая модель рельефа, ГИС, математическое моделирование

Введение

Склоновые процессы (развитие оползней, обвалов, лавин) относятся к числу наиболее распространенных и опасных техногенных геологических процессов, способных надолго парализовать работу как отдельного звена, так и всей производственной цепочки и нанести значительный ущерб не только конкретному предприятию, но и всему региональному / межрегиональному производственному кластеру. Механизмы их формирования, а также выявление и мониторинг, включая своевременное выявление участков с наибольшей опасностью и ликвидацию последствий склоновых явлений [1], представляются авторам наиболее важными составляющими элементами для вы-

полнения качественной оценки динамики природных и техногенных процессов. Отметим, что если ранее вся необходимая информация о формировании склоновых процессов получалась по топографическим изменениям, вызванным данным событием, то современные подходы позволяют оценить исследуемые характеристики и динамические параметры на более высоком теоретическом уровне.

Методы и средства изучения динамики оползневых процессов

Следует признать, что характер динамики склоновых процессов строго индивидуален, а поэтому может быть систематизирован и классифицирован лишь в пределах общей

зоны мониторинга с близкими физико-геологическими свойствами [2, 3]. При этом значимость комплексного исследования и математического моделирования склоновых процессов бесспорна, однако, по мнению авторов, геодезические методы исследований пока все еще используются недостаточно эффективно. К ним мы относим не только результаты наблюдений за перемещениями склоновых масс, но и топографическую информацию о рельефе местности, ориентировании склонов, другие ландшафтные признаки, оказывающие существенное влияние на особенности движения склоновых масс. Так, в работе [4] обобщены и обоснованы геодезические методы изучения динамики оползней, позволяющие с высокой точностью одновременно контролировать разнообразные перемещения в пределах общих оползневых зон и проявление их особенностей. При этом геодезические данные о пространственно-временном плане и высотном перемещении контролируемых оползневых знаков представляют собой исключительно ценную интегральную и количественную характеристику результатов сложного взаимодействия целого ряда факторов, которые определяют динамику поведения оползней. Такие данные являются основой для выявления определенных закономерностей и особенностей развития склоновых процессов. При этом топография рельефа местности отражает степень влияния гравитационных сил на движение оползня, а ориентирование оползневого склона относительно сторон света и другие ландшафтные признаки определяют уровень инсоляции и характер сезонных изменений динамики изучаемых процессов.

Наряду с геодезическими наблюдениями оползнеопасных склонов предлагаются и другие подходы и методы регистрации развития процесса их перемещений. При этом выбор уравнений расчета определяется типом оползневого процесса и механизмом возможного смещения оползневых масс, что, в свою очередь, является прямым следствием геологического строения и упругих свойств грунтов. Пример оценки существующих методов прогноза динамики поведения оползневых процессов на основе математического ана-

лиза по нескольким оценочным параметрам цифровой модели рельефа (ЦМР), взятых с определенным весом, представлен в [5]. Возможности междисциплинарного подхода, использующего геологическую, геоморфологическую и геотехническую информацию с возможностями ГИС [6, 7], включающего данные о геометрии склона и его направленности, а также типе перемещения оползня и степени его активности, наряду со статистическим анализом множества факторов, связанных с оползнем в комплексе с различными эффективными алгоритмами его изучения, позволяют выполнить пространственное моделирование отдельных слоев оползневого склона, выявить степень их неустойчивости, возможные сроки возникновения, перемещения и т. п. Так, например, для прогнозирования динамики оползневой опасности в районе водохранилища «Трех ущелий» [8] была использована модель машины опорных векторов наименьших квадратов (GA-LSSVM) в сочетании с алгоритмом оптимизации параметров модели (GA); в результате были получены достоверные результаты раннего прогнозирования на примере оползня (Shuping landslide).

Анализ технической литературы позволяет утверждать, что разработка методов и средств мониторинга и прогнозирования оползневой опасности развивается преимущественно в двух направлениях. Первое включает разработку методов прогнозирования подверженности исследуемых территорий оползневой опасности, второе – создание эффективных моделей для прогнозирования динамики отдельных оползней. В ряде случаев разработка прогнозных моделей второго типа дает лучшие результаты в силу того, что они могут предсказать будущее развитие оползня.

Вопросы картирования территорий, подверженных оползневой опасности, являются наиболее актуальными в силу их географического положения, количества выпадающих осадков, больших температурных перепадов, изрезанности рельефа, возможных землетрясений и т. п. Поэтому многие исследования посвящены реализации методов машинного обучения и создания алгоритмов автоматического распознавания опасных в геологиче-

ском отношении участков для эффективного управления рисками. Достаточно хорошо в этом плане зарекомендовали себя следующие типы моделей машинного обучения. Пространственное моделирование оползневой опасности (LH) на основе статистического анализа воздействующих факторов для решения многомерных и нелинейных задач предсказания опасностей представлено в [9] путем создания класса моделей, построенных на основе деревьев решений (BFTREE), (Bag-BFTREE), (RF-BFTREE) и (RS-Bftree). Модель машины опорных векторов (SVM) [10] в сочетании с методом максимальной энтропии представляется нам качественным алгоритмом машинного обучения для составления зон рисков оползневой опасности с достаточно высоким уровнем точности прогнозов. В работах [11, 12] анализируются возможности обобщенной модели множественной регрессии (GLM) и модели логистической регрессии (LR) [13]. Особенности модели дерева регрессии с усилением (BRT) представлены в [11, 14], а в [15] – многомерные сплайны адаптивной регрессии (MARS). Для прогнозирования оползневой опасности используются и другие модели: так, модель модифицированного аналитического иерархического процесса (M-AHP) и модель машины опорных векторов (SVM) представлены в [10]; модель отношения частот (FR) в [16] и модель искусственной нейронной сети в [17]; модель, в основе которой заложены основы алгоритма теории нечеткой логики, рассматривается в работе [18]. Следует отметить, что прослеживается определенная тенденция в применении интегрированного подхода к выявлению зон оползневой опасности, в котором комбинируются эмпирические и физические методы исследований [19–21]. При этом устанавливаются связи между эмпирическими показателями оползней (объемом оползневого тела, топографией местности, геологическими и морфологическими особенностями) и физическими моделями, интегрированными в ГИС (например, с моделями AHP, WoE, LR) для последующего моделирования оползневой опасности (LSA).

В последнее время появились работы, в которых проведены глубокие исследования

по выявлению эффективных методов выделения зон оползневой опасности. Так, например, по результатам всестороннего анализа моделей машинного обучения GLM, MARS GAM, M-AHP [15] предпочтение было отдано модели M-AHP. В процессе исследования эффективности моделей SVM, MLP, RBF Neural Nets, KLR и LMT [22] для выявления зон оползневой опасности предпочтение было отдано модели нейронной сети MLP, а для выявления небольших оползней рекомендовано использовать модели ядерной логистической регрессии KLR и дерево логистической модели LMT.

Анализ эффективности ряда моделей для прогнозирования динамики оползней представлен в работе [23]. Показано, что многомерная модель ELM имеет преимущества в сравнении с одномерной моделью и моделью Chaotic PSO-SVM в силу того, что в прогнозировании учитываются триггерные факторы в виде количества выпавших дождевых осадков и уровня воды в водохранилище, способствующих смещению оползневого тела. В работе [24] представлены результаты сравнения двух моделей для картирования оползневой опасности в районе (Yihuang area, China): модель двухклассного ядра логистической регрессии (KLR) и модель альтернативного дерева решений (ADT); отмечается, что в процессе моделирования зон оползневой опасности модель ADT позволяет получить более качественные результаты. В работе [25] обсуждаются особенности алгоритмов машинного обучения SVM и ее гибридных модификаций для картирования наиболее восприимчивых оползневых зон; в процессе сравнения четырех моделей наиболее удачной оказалась гибридная модель SVM-Boosting. Особенности применения двух типов нейронной сети для картирования зон оползневой опасности с использованием обучающего алгоритма Левенберга-Марквардта и байесовской регуляризации рассматриваются в [26]. Рассчитанные веса исследуемых факторов, полученные на этапе обучения, были применены в последующем для расчета индексов предрасположенности к оползням; при этом отмечается, что сетевая модель байесовской регуляризации оказалась более эф-

фективной. Отметим общую особенность: для успешного моделирования оползневой опасности (LSA) эффективно реализуются преимущества ГИС [16, 17, 27], представляющие возможность сохранять и обрабатывать данные топографии местности, спутниковые снимки, результаты полевых изысканий, а также особенности геологии, гидрологии и климатологии, растительного и земельного покрова и т. п. А в результате анализа и обработки данных с помощью различных моделей на основе ГИС и алгоритмов машинного обучения реализуются возможности для создания тематических слоев объектно-ориентированных данных, расчета различных индексов и установления весов для оценки оползневой опасности.

Традиционные подходы с использованием технологий дистанционного зондирования для построения цифровых моделей местности (ЦМР), включающих комплексные данные аэрокосмических и наземных съемок, воздушного (ALS) и наземного (TLS) лазерного сканирования, а также результаты измерений из сети GNSS-пунктов [28–30], предоставляют инструментарий для качественного распознавания оползней разных типов и выделения большинства признаков морфологии поверхности. При этом совместная обработка данных ALS до и после события с долгопериодическими сейсмическими записями от источника [31] позволяет получить полную историю оползня. Возможности лазерного сканирования (LiDAR) для выявления потенциально неустойчивых склонов с морфометрической фильтрацией и обработкой в ГИС с целью их картирования представлены в [32]. Весьма интересными представляются результаты создания точных ЦМР с высоким разрешением (HRDEM) или 3D-моделей [33], что в сочетании с геологической информацией позволяет прогнозировать чувствительные к перемещениям оползневые зоны, повысить качество картирования оползней, выявить их морфологические особенности, например, уступы, профиль уклона и т. п. [34]. Для технологии TLS созданы специальные приложения с целью определения ряда характеристик оползней [35], например, таких как интерпретация механизма возникновения оползней,

геотехнические характеристики устойчивости склонов, определение их границ и оценки объемов [36, 37]. В последнее время повсеместно применяются беспилотные летательные аппараты (БПЛА), позволяющие оперативно получать аэрофотоснимки высокого разрешения с целью последующего выявления и описания природных / техногенных опасностей и топографии поверхности [38, 39]. Оснащение БПЛА системой GPS-позиционирования с реализацией метода RTK для проведения наземной съемки обеспечило возможность создания цифровой модели рельефа и последующее выявление особенностей изображения местности [32, 40] в результате ее автоматизированного анализа. Эта технология особенно эффективна для небольших по площади оползней, а в сочетании с методом (MVS), основанном на алгоритмах компьютерного зрения [41, 42], имеется возможность получить ЦМР очень высокого разрешения, что позволяет выявлять и картировать многие геоморфологические особенности, вызванные эволюцией оползней. Например, в работах [43, 44] представлены исследования по созданию разновременных ЦМР для обнаружения смещений оползня, построенных по результатам съемки местности с помощью БПЛА и последующей обработки облака точек на основе метода радиальных базисных функций, что позволило оценить качество построенных цифровых моделей и выполнить сравнение с результатами GNSS-измерений.

В зоне активных оползневых процессов, способных привести к значительным жертвам, используют стационарные лазерные профиломеры, которые с периодичностью несколько раз в сутки выполняют съемку линии вдоль основного направления схода оползня. В результате сравнения полученных профилей выявляют происходящие изменения и на основе различных математических моделей делают прогнозы развития оползня [27, 30].

В целом ряде работ представлены исследования устойчивости оползневых склонов в зависимости от колебания уровня грунтовых вод. В них рассмотрены различные методы математического моделирования для прогнозирования динамических изменений уровня грунтовых вод с целью выявления

оценки устойчивости оползней. Так, в работе [45] рассматривается использование многоузловой модели SOM-RBFN, сочетающей теорию самоорганизующихся карт (SOM) и сети радиальных базисных функций (RBFN). Использование искусственной нейронной сети, обученной с помощью алгоритма байесовской регуляризации (BR), представлено в [46]. Пространственный анализ изменения уровня подземных вод с использованием универсального кригинга и последующим эмпирическим подбором моделей, наилучшим образом согласованных с экспериментальными моделями, рассматривается в [47]. В работе [48] для оценки устойчивости оползневого склона предлагается переходная модель с определенными допущениями, связанными с изменением напора грунтовых вод как реакции на дождевые осадки; модель способна предсказывать образование «быстрых» и «медленных» оползней при условии соблюдения ряда факторов. Прогнозирование временных рядов с коррелированными ошибками в каждый момент времени на основе байесовского подхода к прогнозированию, основанного на многомерной модели Холта-Винтерса и приводящего к традиционной модели многомерной регрессии, представлено в [49]. Результаты установления связи между параметрами модели динамического экспоненциального сглаживания и результатами колебания уровня грунтовых вод с изменением количества дождевых осадков и уровнем воды в водохранилище для описания эволюции глубинного оползня отражены в [50]. В работе [51] представлены результаты прогнозирования уровня подземных вод на основе модели, позволяющей имитировать подъем и внезапное понижение уровня воды с целью изучения физического поведения и режима разрушения насыщенно-ненасыщенного грунтового откоса. Периодические колебания уровня воды в водохранилище «Трех ущелий» в Китае и обильные ливни являются одним из наиболее важных факторов возникновения оползней. Для моделирования одного из них применялась гибридная многомерная модель ES-MELM [52], сочетающая возможности алгоритмов экспоненциального сглаживания (ES) и экстремального машинного обучения

(ELM) [53]. Результаты исследований показали высокую эффективность данной модели для предсказания оползневой опасности. Глубокий анализ представлен в работе [54], где на основе изменений уровня воды в водохранилище «Трех ущелий» исследовались прочностные геологические свойства грунтов береговых устоев, изменения которых влияют на колебания уровня подземных вод, что в свою очередь оказывает влияние на устойчивость склонов водохранилища.

Одним из ключевых методов в изучении динамики оползневых склонов является математическое моделирование. Многие авторы в качестве исходных данных для моделирования устойчивости склона привлекают ряд показателей физико-механических свойств пород, например, результаты полевого обследования с БПЛА в сочетании с традиционными геологическими и геофизическими методами для изучения свойств грунтов. Так, например, детальный анализ нескольких вариантов расчетов для изучения устойчивости склона представлен в [55], где рассматриваются метод предельного равновесия (LEM) и два метода конечных элементов: метод повышенной предельной прочности (ELSM) и метод снижения прочности (SRM), различающихся исходными данными и расчетными схемами. В результате сравнительного анализа были рассчитаны коэффициенты запаса прочности, формы и расположения поверхности скольжения. В работе [56] на основании данных о входных параметрах геометрии и свойствах склона методом конечных элементов были выполнены расчеты напряженно-деформированного состояния горных пород. Численное моделирование процесса разрушения твердых тел на основе закона поведения гипотупругих сред и специальная методика раздвоения точек расчетной сетки на физико-математической модели гипотупругой хрупкой среды [57] позволили решить пространственную задачу о деформировании и разрушении геологической среды, что как нельзя лучше подходит для описания процессов, происходящих при образовании оползней. В последнее десятилетие появились работы, связывающие результаты численного моделирования сил сложного поведения оползня от возник-

новения до его полной остановки в условиях изменения топографии [58]. В [59] представлены результаты моделирования изменений топографии и эрозии почвы вдоль склона и меняющегося состава грунтов движущегося оползня с последующим сравнением с зарегистрированными сигналами от сети сейсмических станций для получения подробной информации об изменении скорости оползня, его массе и объеме. На основе комбинирования данных ЦМР с сейсмическими данными методом численного моделирования были рассчитаны коэффициенты трения на каждом этапе движения оползня, его объем и площадь каждой зоны (очаговая зона, зона эрозии, зона оползня и зона аккумуляции) [60].

Сейсмический мониторинг активно применяется для дистанционного обнаружения и определения местоположения оползней. Разработанные методы и подходы базируются на изучении и соответствующей обработке сейсмических сигналов для получения уникальной информации о времени возникновения оползней, их внутренних свойствах и динамике их поведения. Большинство исследований основано на соответствующей обработке длиннопериодических сейсмических волн от сети существующих сейсмических станций [61–63]; при этом для изучения времени возникновения оползня, его длительности, скорости и последовательности событий [61] ряд авторов использует результаты преобразования сигналов совместно с данными полевых наблюдений и геопространственными данными; в ряде случаев устанавливается связь с высокочастотным сигналом [64] при изменении топографии вследствие повышенного перемешивания материала при его перемещении. Другие авторы применяют прямое моделирование сигналов для оценки массы или ускорения оползня и последующей интерпретации последовательности событий [62, 63]. Второй подход базируется на исследовании высокочастотных сигналов, более характерных для широкого диапазона различных по своим размерам оползней, но при условии непосредственной близости от места событий. Отметим, что данный подход более затруднителен для последующей интерпретации вследствие достаточно сложного меха-

низма источника сигнала, влияния топографии и побочных разнонаправленных эффектов рассеяния энергии оползня, таких как трение, растрескивание, пластическая деформация [65]. В то же время есть ряд работ по обработке сигналов данного типа для оценки массы и ускорения оползня, выявления материала поверхности скольжения на различных участках пути [66]. Так в [67] для распознавания сейсмического сигнала оползня предложено совместно анализировать частотно-временные характеристики сигнала в результате преобразования Фурье (STFT), полосового фильтра (BP-filter) и с помощью детектора совпадений фаз STA/LTA [62]; в [68] реализован метод численного моделирования для обработки сейсмических сигналов с помощью преобразования Hilbert-Huang, что в сочетании с полевыми данными позволяет восстановить динамику оползневого процесса и установить динамические характеристики каждой стадии оползня. Совместная обработка сейсмических сигналов с данными дистанционного зондирования [69] применялась для расчета объема оползня, выявления структурных изменений и последующего мониторинга неустойчивого склона. На наш взгляд, представляется достаточно эффективным применение алгоритмов принятия решений, основанных на машинном обучении с предварительным обучением по известным событиям на основе данных из региональных сейсмических сетей, что позволяет с высокой точностью идентифицировать сейсмические волны из уже существующей базы данных для всех возможных типов событий [70] и реализовать автоматическое определение типа события.

Так, например, в работе [71] представлены результаты анализа сигналов от сети постоянно действующих сейсмических станций; при этом методами многомерной линейной регрессии рассчитывались характеристики сейсмических сигналов с целью вычисления основных параметров оползня: высоты падения, объема, биения и потенциальной энергии с последующей верификацией этих характеристик по уже известным событиям, что является реальным инструментарием для автоматической классификации при обнаружении подобных явлений в будущем.

В последние десятилетия активно развивается такое направление расчета устойчивости склонов, как трехмерный анализ. Предложено большое количество методов трехмерной оценки устойчивости склонов как на основе численного моделирования, так и других подходов. В [72] представлены прогнозные результаты устойчивости оползневого склона с помощью моделей численного моделирования на основе трехмерных геологических и геотехнических технологий, а в [73] – результаты анализа устойчивости изучаемого склона на основе концепции предельного равновесия путем расчета коэффициента прочности сдвига. В работе [74] рассмотрены подходы к выявлению активизации оползневых процессов: установлены основные факторы, вызывающие смещение оползневых масс, которые в дальнейшем были использованы для построения физико-математических моделей и проведения необходимых расчетов. Выявлены преимущества и недостатки различных методов расчета (метод предельного равновесия конечных элементов, метод срезов и метод уменьшения прочности конечных элементов – SRM) для оценки трех случаев устойчивости: естественного откоса, заякоренного откоса с фильтрацией и заякоренного откоса с выемкой грунта. В результате вычисления таких параметров, как глубина поверхности скольжения, коэффициент запаса прочности и эффект привязки, предпочтение было отдано методу SRM.

В настоящее время с целью выявления начала возникновения и перемещения оползневого склона особое внимание уделяется разработке систем мониторинга оползневой опасности в реальном времени. Примером может служить система мониторинга, основанная на элементах искусственного интеллекта, содержащая различные элементы, необходимые для анализа данных и математической прогнозной модели вероятностного типа DeepAR [75], основанной на всестороннем анализе временных рядов. В этом плане интересны результаты исследований автоматического распознавания и классификации как больших, так и малых оползней в центральной Швейцарии на основе скрытых марковских моделей (НММ) при обработке

регистрируемых сейсмических данных [76]; а в совокупности с дополнительными методами оценки события и определения его местоположения, подобная гибридная модель может служить достаточно эффективным инструментом для обнаружения оползневой опасности в реальном времени.

Заключение

Обобщая результаты выполненных исследований, отметим следующее.

1. Многообразие представленных в статье методов и средств изучения оползневых процессов свидетельствует о все более нарастающем интересе многих исследователей к изучению механизмов их возникновения и динамики.

2. Рассмотрены возможности традиционных подходов с использованием технологий дистанционного зондирования и возможностей наземных (TLS) и воздушных методов (ALS) лазерного сканирования для изучения оползневых явлений; методы фотограмметрии, геодезии, геофизики, геодинамики и математического моделирования; возможности ГИС в совокупности с алгоритмами машинного обучения, а также классические методы математической статистики с комплексной обработкой разнородных данных.

3. Особый интерес представляет малоизученная динамика оползневых склонов, подверженных различным техногенным воздействиям. Как правило, имеются лишь данные нерегулярно организованного геодезического контроля за перемещением оползня и отсутствуют не только количественные, но и описательные характеристики пространственно-временных параметров техногенных воздействий. Очевидно, что в условиях неполноты исходной информации задача выявления закономерностей развития оползневого процесса представляет собой особую сложность и интерес.

4. На наш взгляд, на любой стадии развития оползневых явлений имеет смысл выполнять математическое моделирование на основе результатов комплексных и режимных наблюдений за изменением условий протекающих опасных геологических процессов.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Hungr O., Leroueil S., Picarelli L. The Varnes classification of landslide types, an update // *Landslides*. – 2014. – Vol. 11. – P. 167–194. doi: 10.1007/s10346-013-0436-y.
2. Кризек Р. Оползни: исследование и укрепление / пер. с англ. А. А. Варги, Р. Р. Тиздель // под ред. Г. С. Золотарева. – М. : Мир, 1981. – 368 с.
3. Van Den Eeckhaut M., Hervás J., Jaedicke C., Malet J.-P., Montanarella L., Nadim F. Statistical modeling of Europe-wide landslide susceptibility using limited landslide inventory data // *Landslides*. – 2012. – Vol. 9. – P. 357–369. doi: 10.1007/s10346-011-0299-z.
4. Симонян В. В. Изучение оползневых процессов геодезическими методами. – М. : МГСУ, 2011. – 172 с.
5. Баборыкин М. Ю., Жидиляева Е. В., Погосян А. Г. Выявление опасных геологических процессов при проведении инженерно-геологических изысканий на основе цифровых моделей рельефа // *Инженерные изыскания*. – 2015. – № 2. – С. 30–36.
6. Federici P. R., Puccinelli A., Cantarelli E., Casarosa N., D’Amato Avanzi G., Falaschi F., Giannecchini R., Pochini A., Ribolini A., Bottai M., Salvati N., Testi C. Multidisciplinary investigations in evaluating landslide susceptibility – An example in the Serchio River valley (Italy) // *Quaternary International*. – 2007. – Vol. 171-172. – P. 52–63. doi: 10.1016/j.quaint.2006.10.018.
7. Ali S., Biermanns P., Haider R., Reicherter K. Landslide susceptibility mapping by using a geographic information system (GIS) along the China–Pakistan Economic Corridor (Karakoram Highway), Pakistan // *Natural Hazards Earth System Sciences*. – 2019. – Vol. 19. – P. 999–1022. doi: 10.5194/nhess-19-999-2019.
8. Wen T., Tang H., Wang Y., Lin Ch., Xiong Ch. Landslide displacement prediction using the GA-LSSVM model and time series analysis: a case study of Three Gorges Reservoir, China // *Natural Hazards Earth System Sciences*. – 2017. – Vol. 17. – P. 2181–2198. doi: 10.5194/nhess-17-2181-2017.
9. Hosseinalizadeh M., Kariminejada N., Chen W., Pourghasemi H. R., Alinejad M., Behbahani A. M., Tiefenbacher J. P. Spatial modelling of gully headcuts using UAV data and four best-first decision classifier ensembles (BFTree, Bag-BFTree, RS-BFTree, and RF-BFTree) // *Geomorphology*. – 2019. – Vol. 349. – P. 184–193. doi: 10.1016/j.geomorph.2019.01.006.
10. Boogar A. R., Salehi H., Pourghasemi H. R., Blaschke T. Predicting Habitat Suitability and Conserving Juniperus spp. Habitat Using SVM and Maximum Entropy Machine Learning Techniques // *Water*. – 2019. – Vol. 11, Issue 10. – P. 2049. doi: 10.3390/w11102049.
11. Yousefi S., Pourghasemi H. R., Emami S. N., Pouyan S., Eskandari S., Tiefenbacher J. P. A machine learning framework for multi-hazards modeling and mapping in a mountainous area // *Scientific Reports*. – 2020. – Vol. 10. – P. 12144. doi: 10.1038/s41598-020-69233-2.
12. Yousefi S., Khatami R., Mountrakis G., Mirzaee S., Pourghazemi H. R., Tazeh M. Accuracy assessment of land cover/land use classifiers in dry and humid areas of Iran // *Environmental Monitoring and Assessment*. – 2015. – Vol. 187, Issue 10. – P. 641. doi: 10.1007/s10661-015-4847-1.
13. Greco R., Sorricco-Valvo M., Catalano E. Logistic Regression analysis in the evaluation of mass movements susceptibility: The Aspromonte case study, Calabria, Italy // *Engineering Geology*. – 2007. – Vol. 89, Issue 1-2. – P. 47–66. doi: 10.1016/j.enggeo.2006.09.006.
14. Pourghasemi H. R., Sadhasivam, Kariminejad N., Collins A. Gully erosion spatial modelling: Role of machine learning algorithms N. in selection of the best controlling factors and modelling process // *Geoscience Frontiers*. – 2020. – Vol. 11, Issue 6. – P. 2207–2219. doi: 10.1016/j.gsf.2020.03.005.
15. Pourghasemi H. R., Rossi M. Landslide susceptibility modeling in a landslide prone area in Mazandarn Province, north of Iran: a comparison between GLM, GAM, MARS and M-AHP methods // *Theoretical and Applied Climatology*. – 2017. – Vol. 130. – P. 609–633. doi: 10.1007/s00704-016-1919-2.
16. Huang F., Yao Ch., Liu W., Li Y., Liu X. Landslide susceptibility assessment in the Nantian area of China: a comparison of frequency ratio model and support vector machine // *Geomatics, Natural Hazards and Risk*. – 2018. – Vol. 9, Issue 1. – P. 919–938. doi: 10.1080/19475705.2018.1482963.
17. Pradhan B. A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS // *Computers & Geosciences*. – 2013. – Vol. 51. – P. 350–365. doi: 10.1016/j.cageo.2012.08.023.
18. Akgun A., Sezer E. A., Nefeslioglu H. A., Pradhan C. An easy-to-use MATLAB program (MamLand) for the assessment of landslide susceptibility using a Mamdani fuzzy algorithm // *Computers & Geosciences*. – 2012. – Vol. 38, Issue 1. – P. 23–34. doi: 10.1016/j.cageo.2011.04.012.

19. Do H. M., Yin K. L., Guo Z. Zh. A comparative study on the integrative ability of the analytical hierarchy process, weights of evidence and logistic regression methods with the Flow-R model for landslide susceptibility assessment // *Geomatics, Natural Hazards and Risk*. – 2020. – Vol. 11, Issue 1. – P. 2449–2485. doi: 10.1080/19475705.2020.1846086.
20. Hsu Y.-Ch., Chang Y.-L., Chang Ch.-H., Yang J.-Ch., Tung Y.-K. Physical-based rainfall-triggered shallow landslide forecasting // *Smart Water*. – 2018. – Vol. 3. – P. 3. doi: 10.1186/s40713-018-0011-8.
21. Gayen A., Pourghasemi H. R., Saha S., Keesstra S., Bai S. Gully erosion susceptibility assessment and management of hazard-prone areas in India using different machine learning algorithms // *Science of the Total Environment*. – 2019. – Vol. 668. – P. 124–138. doi: 10.1016/j.scitotenv.2019.02.436.
22. Bui D. T., Tuan T. A., Klempe H., Pradhan B., Revhaug I. Spatial prediction models for shallow landslide hazards: a comparative assessment of the efficacy of support vector machines, artificial neural networks, kernel logistic regression, and logistic model tree // *Landslides*. – 2016. – Vol. 13. – P. 361–378. doi: 10.1007/s10346-015-0557-6.
23. Huang F., Huang J., Jiang Sh., Zhou Ch. Landslide displacement prediction based on multivariate chaotic model and extreme learning machine // *Engineering Geology*. – 2017. – Vol. 218. – P. 173–186. doi: 10.1016/j.enggeo.2017.01.016.
24. Hong H. Y., Pradhan B., Xu C., Bui D. T. Spatial prediction of landslide hazard at the Yihuang area (China) using two-class kernel logistic regression, alternating decision tree and support vector machines // *Catena*. – 2015. – Vol. 133. – P. 266–281. doi: 10.1016/j.catena.2015.05.019.
25. Dou J., Yunus A. P., Bui D. T., Merghadi A., Sahana M., Zhu Z. F., Chen C. W., Han Z., Pham B. T. Improved Landslide assessment using support vector machine with bagging, boosting and stacking ensemble machine learning framework in a mountainous watershed, Japan // *Landslides*. – 2020. – Vol. 17. – P. 641–658. doi: 10.1007/s10346-019-01286-5.
26. Bui D. T., Pradhan B., Lofman O., Revhaug I., Dick O. B. Landslide susceptibility assessment in the Noa Binh province of Vietnam: a comparison of the Levenberg-Marquardt and Bayesian regularized neural networks // *Geomorphology*. – 2012. – Vol. 171-172. – P. 12–29. doi: 10.1016/j.geomorph.2012.04.023.
27. Кузин А. А., Санникова А. П. Методика оценки оползневой опасности при освоении территорий на основе геоинформационных систем по геодезическим данным // *Геодезия и картография*. – 2016. – №. 4. – С. 43–50.
28. Mantovani M., Devoto S., Forte E., Mocnik A., Pasuto A., Piacentini D., Soldati M. A multidisciplinary approach for rock spreading and block sliding investigation in the north-western coast of Malta // *Landslides*. – 2012. – Vol. 10, Issue 5. – P. 611–622. doi: 10.1007/s10346-012-0347-3.
29. *Topographic laser ranging and scanning: principles and processing* / Edited by Shan J., Toth K. – 2nd edition. – CRC Press, 2018. – 654 p.
30. Баборыкин М. Ю., Жидиляева Е. В. Мониторинг оползней с использованием лазерного сканирования и геодезических наблюдений // *Инженерные изыскания*. – 2014. – №. 3. – С. 16–24.
31. Yamada M., Kumagai H., Matsushi Y., Matsuzawa T. Dynamic landslide processes revealed by broadband seismic records // *Geophysical Research Letters*. – 2013. – Vol. 40, Issue 12. – P. 2998–3002. doi: 10.1002/grl.50437.
32. Godone D., Giordan D., Baldo M. Rapid mapping application of vegetated terraces based on high resolution airborne LIDAR // *Geomatics, Natural Hazards Risk*. – 2018. – Vol. 9, Issue 1. – P. 970–985. doi: 10.1080/19475705.2018.1478893.
33. Jaboyedoff M., Oppikofer Th., Abellan A., Derron M.-H., Loye A., Metzger R., Pedrazzini A. Use of LIDAR in landslide investigations: a review // *Natural Hazards*. – 2012. – Vol. 61. – P. 5–28. doi: 10.1007/s11069-010-9634-2.
34. Carter W., Shrestha R., Tuell G., Bloomquist D., Sartory M. Airborne laser swath mapping shines new light on Earth's topography // *Advancing Earth and Space science*. – 2001. – Vol. 82, Issue 46. – P. 549–555. doi: 10.1029/01EO00321.
35. Rowlands K. A., Jones L. D., Whitworth M. Landslide laser scanning: a new look at an old problem // *Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology*. – 2003. – Vol. 36. – P. 155–157. doi: 10.1144/1470-9236/2003-08.
36. Dunning S. A., Massey S. I., Rosser N. J. Structural and geomorphological features of landslides in the Bhutan Himalaya derived from Terrestrial laser Scanning // *Geomorphology*. – 2009. – Vol. 103, Issue 1. – P. 17–29. doi: 10.1016/j.geomorph.2008.04.013.

37. Mazzanti P., Schilirò L., Martino S., Antonielli B., Brizi E., Brunetti A., Margottini C., Mugnozza G. S. The Contribution of Terrestrial Laser Scanning to the Analysis of Cliff Slope Stability in Sugano (Central Italy) // *Remote Sensing*. – 2018. – Vol. 10, Issue 9. – P. 1475. doi: 10.3390/rs10091475.
38. Guo J., Yi Sh., Yin Y., Cui Y., Qin M., Li T., Wang Ch. The effect of topography on landslide kinematics: a case study of the Jichang town landslide in Guizhou, China // *Landslides*. – 2020. – Vol. 17, Issue 5. – P. 959–973. doi: 10.1007/s10346-019-0339-9.
39. Hu Sh., Qiu H., Pei Y., Cui Y., Xie W., Wang X., Yang D., Tu X., Zou Q., Cao P., Cao M. Digital terrain analysis of a landslide on the loess tableland using high-resolution topography data // *Landslides*. – 2019. – Vol. 16. – P. 617–632. doi: 10.1007/s10346-018-1103-0.
40. Овсюченко Н. И., Акопов Д. Н. Лазерное сканирование и мониторинг оползневых склонов // *Инженерные изыскания*. – 2012. – № 2. – С. 40–45.
41. Westoby M. J., Brasington J., Glasser N. F., Hambrey M. J., Reynolds J. M. ‘Structure-from-Motion’ photogrammetry: A low-cost, effective tool for geoscience applications // *Geomorphology*. – 2012. – Vol. 179. – P. 300–314. doi: 10.1016/j.geomorph.2012.08.021.
42. Cignetti M., Godone D., Wrzesniak A., Giordan D. Structure from Motion Multisource Application for Landslide Characterization and Monitoring: The Champlas du Col Case Study, Sestriere, North-Western Italy // *Sensors*. – 2019. – Vol. 19, Issue 10. – P. 2364. doi: 10.3390/s19102364.
43. Zeybek M., Sanlioglu I. Investigation of landslide detection using radial basis functions: a case study of the Taşkent landslide, Turkey // *Environmental Monitoring and Assessment*. – 2020. – Vol. 192, Issue 4. – P. 320. doi: 10.1007/s10661-020-8101-0.
44. Thoma C. T., Makridou K. N., Kaloudis D. E. and Vlachos C. G. Evaluating the Potential of Three-Dimensional Laser Surface Scanning as an Alternative Method of Obtaining Morphometric Data / *Annales Zoologici Fennici*. – 2018. – 55 (1-3). – P. 55–66. doi: 10.1002/ajpa.24204.
45. Chen L.-H., Chen C.-T., Pan Y.-G. Groundwater level prediction using SOM-RBFN multisite model // *Journal of Hydrologic Engineering*. – 2010. – Vol. 15, Issue 8. – P. 624–631. doi: 10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000218.
46. Mohanty S., Jha M. K., Kumar A., et al. Artificial neural network modeling for groundwater level forecasting in a river island of Eastern India // *Water Resources Management*. – 2010. – Vol. 24. – P. 1845–1865. doi: 10.1007/s11269-009-9527-x.
47. Gundoglu K. S., Guney I. Spatial analyses of groundwater levels using universal kriging // *Journal of Earth System Science*. – 2007. – Vol. 116. – P. 49–55. doi: 10.1007/s12040-007-0006-6.
48. Iverson R. M. Landslide triggering by rain infiltration // *Water Resources Research*. – 2000. – Vol. 36, Issue 7. – P. 1897–1910. doi: 10.1029/2000WR900090.
49. Bermúdez J. D., Corberán-Vallet A., Vercher E. Multivariate exponential smoothing: a Bayesian forecast approach based on simulation // *Mathematics and Computers Simulation*. – 2009. – Vol. 79, Issue 5. – P. 1761–1769. doi: 10.1016/j.matcom.2008.09.004.
50. Duan G., Chen D., Niu R. Forecasting Groundwater Level for Soil Landslide Based on a Dynamic Model and Landslide Evolution Pattern // *Water*. – 2019. – Vol. 11, Issue 10. – P. 2163. doi: 10.3390/w11102163.
51. Jia G. W., Zhan T. L. T., Chen Y. M., Fredlund D. G. Performance of a large-scale slope model subjected to rising and lowering water levels // *Engineering Geology*. – 2009. – Vol. 106, Issues 1-2. – P. 92–103. doi: 10.1016/j.enggeo.2009.03.003.
52. Huang F., Yin K., He T., Zhou Ch., Zhang J. Influencing factor analysis and displacement prediction in reservoir landslides – A case study of Three Gorges Reservoir (China) // *Tehnicki Vjesnik*. – 2016. – Vol. 23. – P. 617–626. doi: 10.17559/TV-20150314105216.
53. Huang F. M., Huang J. S., Jiang S. H., Zhou C. B. Landslide displacement prediction based on multivariate chaotic model and extreme learning machine // *Engineering Geology*. – 2017. – Vol. 218. – P. 173–186. doi: 10.1016/j.enggeo.2017.01.016.
54. Sun G., Zheng H., Tang H., Dai F. Huangtupo landslide stability under water level fluctuations of the Three Gorges reservoir // *Landslides*. – 2016. – Vol. 13, Issue 5. – P. 1167–1179. doi: 10.1007/s10346-015-0637-7.
55. Liu S. Y., Shao L. T., Li H. J. Slope stability analysis using the limit equilibrium method and two finite element methods // *Computers and Geotechnics*. – 2015. – Vol. 63. – P. 291–298. doi: 10.1016/j.compgeo.2014.10.008.
56. Кожогулов К. Ч., Нифадьев В. И., Усманов С. Ф. Прогнозирование устойчивости откосов и склонов на основе численного моделирования напряженно-деформированного состояния горных пород // *Фундаментальные и прикладные вопросы горных наук*. – 2017. – Т. 4, № 3. – С. 54–59.

57. Немирович-Данченко М. М. Численное моделирование трехмерных динамических задач сейсмологии // *Физическая мезомеханика*. – 2002. – Т. 5, № 5. – С. 99–106.
58. Guo J., Yi Sh., Yin Y., Cui Y., Oin M., Li T., Wang Ch. The effect of topography on landslide kinematics: a case study of the Jichang town landslide in Guizhou, China // *Landslides*. – 2020. – Vol. 17. – P. 959–973. doi: 10.1007/s10346-019-01339-9.
59. Moretti L., Allstadt K., Mangeney A., Capdeville Y., Stutzmann E., Bouchut F. Numerical modeling of the Mount Meager landslide constrained by its force history derived from seismic data // *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*. – 2015. – Vol. 120. – P. 2579–2599. doi: 10.1002/2014JB011426.
60. Bai X., Jian J., He S., Liu W. Dynamic progress of massive Xinmo landslide, Sichuan (China), from joint seismic signal and morphodynamic analysis // *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*. – 2019. – Vol. 78. – P. 3269–3279. doi: 10.1007/s10064-018-1360-0.
61. Allstadt K. Extracting source characteristics and dynamics of the August 2010 Mount Meager landslide from broadband seismograms // *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*. – 2013. – Vol. 118, Issue 3. – P. 1472–1490. doi: 10.1002/jgrf.20110.
62. Fuchs F., Lenhardt W., Bokelmann G., the AlpArray Working Group. Seismic detection of rockslides at regional scale: examples from the Eastern Alps and feasibility of kurtosis-based event location // *Earth Surface Dynamics*. – 2018. – Vol. 6. – P. 955–970. doi: 10.5194/esurf-6-955-2018.
63. Lin Ch.-H. Insight into landslide kinematics from a broadband seismic network // *Earth, Planets and Space*. – 2015. – Vol. 67. – P. 8. doi: 10.1186/s40623-014-0177-8.
64. Moretti L., Allstadt K., Mangeney A., Capdeville Y., Stutzmann E., Bouchut F. Numerical modeling of the Mount Meager landslide constrained by its force history derived from seismic data // *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*. – 2015. – Vol. 120, Issue 4. – P. 2579–2599. doi: 10.1002/2014JB011426.
65. Manconi A., Picozzi M., Coviello V., de Santis F., Elia L. Real-time detection, location, and characterization of rockslides using broadband regional seismic networks // *Geophysical Research Letters*. – 2016. – Vol. 43. – P. 6960–6967. doi: 10.1002/2016GL069572.
66. Walter M., Schwaderer U., Joswig M. Seismic monitoring of precursory fracture signals from a destructive rockfall in the Vorarlberg Alps, Austria // *Natural Hazards and Earth System Sciences*. – 2012. – Vol. 12, Issue 11. – P. 3545–3555. doi: 10.5194/nhess-12-3545-2012.
67. Yan Y., Cui Y., Tian X., Hu S., Guo J., Wang Z., Yin S., Liao L. Seismic signal recognition and interpretation of the “7.23” Shuicheng landslide by seismogram station // *Landslides*. – 2020. – Vol. 17, Issue 5. – P. 1191–1206. doi: 10.1007/s10346-020-01358-x.
68. Zh.-Y. Fend, Ch.-M. Lo, Q.-F. Lin. The characteristics of the seismic signals induced by landslides using a coupling of discrete element and finite difference methods // *Landslides*. – 2017. – Vol. 14. – P. 661–674. doi: 10.1007/s10346-016-0714-6.
69. Guinau M., Tapia M., Peres-Guillen C., Surinach E., Roig P., Khazaradze G., Torne M., Royan M. J., Echeverria A. Remote sensing and seismic data integration for the characterization of a rock slide and an artificially triggered rock fall // *Engineering Geology*. – 2019. – Vol. 257, P. 105113. doi: 10.1016/j.enggeo.2019.04.010.
70. Hilbert C., Ekstrom G., Stark C. P. Dynamics of the Bingham Canyon Mine landslides from seismic signal analysis // *Geophysical Research Letters*. – 2014. – Vol. 41, Issue 13. – P. 4535–4541. doi: 10.1002/2014GL060592.
71. Dammeier F., Moore J. R., Haslinger F., Loew S. Characterization of alpine rockslides using statistical analysis of seismic signals // *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*. – 2011. – Vol. 116, Issue F4. doi: 10.1029/2011JF002037.
72. M. Dong, H. Hu, J. Song. Combined methodology for three-dimensional slope stability analysis coupled with time effect: a case study in Germany // *Environmental Earth Sciences*. – 2018. – Vol. 77, Issue 8. – P. 311. doi: 10.1007/s12665-018-7497-0.
73. Saria P. T. K., Putria Y. E., Savitria Y. R., Amaliaa A. R., Marginia N. F., Nusantara D. A. D. The Comparison Between 2-D and 3-D Slope Stability Analysis Based on Reinforcement Requirements // *International Journal on Advanced Science Engineering and Information Technology*. – 2020. – Vol. 10, Issue 5. – P. 2082. doi: 10.18517/ijaseit.10.5.12815.
74. Zhang R., Zhao J., Wang G. Stability Analysis of Anchored Soil Slope Based on Finite Element Limit Equilibrium Method // *Mathematical Problems in Engineering*. – 2016. – Article ID 7857490. doi: 10.1155/2016/7857490.

75. Dong M., Wu H., Hu H., Azzam R., Zhang L., Zheng Z., Gong X. Deformation Prediction of Unstable Slopes Based on Real-Time Monitoring and DeepAR Model // *Sensors*. – 2021. – Vol. 21, Issue 1. – P. 14. doi: 10.3390/s21010014.

76. Dammeier F., Moore J. R., Hammer C., Haslinger F., Loew S. Automatic detection of alpine rockslides in continuous seismic data using hidden Markov models // *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*. – 2016. – Vol. 121, Issue 2. – P. 351–371. doi: 10.1002/2015JF003647/.

Получено 09.09.2021

© А. П. Карпик, В. С. Хорошилов, А. В. Комиссаров, 2021

ANALYSIS OF METHODS AND TOOLS FOR STUDYING THE DYNAMICS OF DISPLACEMENT OF LANDSLIDES

Alexander P. Karpik

Siberian State University of Geosystems and Technologies, 10, Plakhotnogo St., Novosibirsk, 630108, Russia, D. Sc., Professor, Rector, phone: (383)343-25-34, e-mail: rector@ssga.ru

Valery S. Khoroshilov

Siberian State University of Geosystems and Technologies, 10, Plakhotnogo St., Novosibirsk, 630108, Russia, D. Sc., Associate Professor, Department of Space and Physical Geodesy, phone: (383)343-29-11, e-mail: khoroshilovvs@mail.ru

Alexander V. Komissarov

Siberian State University of Geosystems and Technologies, 10, Plakhotnogo St., Novosibirsk, 630108, Russia, D. Sc., Associate Professor, Head of the Department of Photogrammetry and Remote Sensing, phone: (383)361-01-59, e-mail: a.v.komissarov@sgugit.ru

The implementation of large-scale construction projects requires particular attention to the study of exogenous geological processes in complex geomorphological conditions. Slope processes (development of landslides, landslides, avalanches) are the most widespread and dangerous geological processes. Mechanisms of their formation, identification, as well as regular control and monitoring of their condition seem to be the most important elements for a qualitative assessment of landslide phenomena, including the timely identification of the areas of greatest danger and elimination of their consequences. The article presents the currently most common methods and means of identifying landslide areas in order to manage risks efficiently. The possibilities of traditional approaches using remote sensing technologies and the possibilities of ground (TLS) and airborne (ALS) laser scanning methods for studying landslide phenomena are considered; methods of photogrammetry, geodesy, geophysics, geodynamics and mathematical modeling; GIS capabilities in combination with machine learning algorithms, as well as classical methods of mathematical statistics with complex processing of heterogeneous data.

Keywords: landslide slope, monitoring, geodetic observations, digital elevation model, GIS, mathematical modeling

REFERENCES

1. Hungr, O., Leroueil, S., & Picarelli, L. (2014). The Varnes classification of landslide types, an update. *Landslides*, 11, 167–194. doi: <https://doi.org/10.1007/s10346-013-0436-y>.

2. Krizek, R. (1981). *Opolzni: issledovanie i ukreplenie [Landslides: research and strengthening]*. A. A. Vargi, R. R. Tizdel' (Trans). G. S. Zolotareva (Ed.). Moscow: Mir Publ., 368 p. [in Russian].

3. Van Den Eeckhaut, M., Hervas, J., Jaedicke, C., Malet, J.-P., Montanarella, L., & Nadim, F. (2012). Statistical modeling of Europe-wide landslide susceptibility using limited landslide inventory data. *Landslides*, 9, 357–369. doi: <http://doi.org/10.1007/s10346-011-0299-z>.

4. Simonyan, V. V. (2011). *Izuchenie opolznevykh protsessov geodezicheskimi metodami [Study of landslide processes by geodetic methods]*. Moscow: MGSU Publ., 172 p. [in Russian].

5. Baborykin, M. Yu., Zhidilyaeva, E. V., & Pogosyan, A. G. (2015). Identification of dangerous geological processes during engineering and geological surveys based on digital elevation models. *Inzhenernye izyskaniya [Engineering Survey]*, 2, 30–36 [in Russian].
6. Federici, P. R., Puccinelli, A., Cantarelli, E., Casarosa, N., D'Amato Avanzi, G., Falaschi, F., Giannecchini, R., Pochini, A., Ribolini, A., Bottai, M., Salvati, N., & Testi, C. (2007). Multidisciplinary investigations in evaluating landslide susceptibility – An example in the Serchio River valley (Italy). *Quaternary International*, 171-172, 52–63. doi: <https://doi.org/10.1016/j.quaint.2006.10.018>.
7. Ali, S., Biermanns, P., Haider, R., & Reicherter, K. (2019). Landslide susceptibility mapping by using a geographic information system (GIS) along the China–Pakistan Economic Corridor (Karakoram Highway), Pakistan. *Natural Hazards Earth System Sciences*, 19, 999–1022. doi: <https://doi.org/10.5194/nhess-19-999-2019>.
8. Wen, T., Tang, H., Wang, Y., Lin, Ch., & Xiong, Ch. (2017). Landslide displacement prediction using the GA-LSSVM model and time series analysis: a case study of Three Gorges Reservoir, China. *Natural Hazards Earth System Sciences*, 17, 2181–2198. doi: <https://doi.org/10.5194/nhess-17-2181-2017>.
9. Hosseinalizadeh, M., Kariminejada, N., Chen, W., Pourghasemi, H. R., Alinejad, M., Behbahani, A. M., & Tiefenbacher, J. P. (2019). Spatial modelling of gully headcuts using UAV data and four best-first decision classifier ensembles (BFTree, Bag-BFTree, RS-BFTree, and RF-BFTree). *Geomorphology*, 349, 184–193. doi: <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2019.01.006>.
10. Boogar, A. R., Salehi, H., Pourghasemi, H. R., & Blaschke, T. (2019). Predicting Habitat Suitability and Conserving Juniperus spp. Habitat Using SVM and Maximum Entropy Machine Learning Techniques. *Water*, 11(10), P. 2049. doi: 10.3390/w11102049.
11. Yousefi, S., Pourghasemi, H. R., Emami, S. N., Pouyan, S., Eskandari, S., & Tiefenbacher, J. P. (2020). A machine learning framework for multi-hazards modeling and mapping in a mountainous area. *Scientific Reports*, 10, P. 12144. doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-020-69233-2>.
12. Yousefi, S., Khatami, R., Mountrakis, G., Mirzaee, S., Pourghasemi, H. R., & Tazeh, M. (2015). Accuracy assessment of land cover/land use classifiers in dry and humid areas of Iran. *Environmental Monitoring and Assessment*, 187(10), P. 641. doi: <https://doi.org/10.1007/s10661-015-4847-1>.
13. Greco, R., Sorricco-Valvo, M., & Catalano, E. (2007). Logistic Regression analysis in the evaluation of mass movements susceptibility: The Aspromonte case study, Calabria, Italy. *Engineering Geology*, 89(1-2), 47–66. doi: <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2006.09.006>.
14. Pourghasemi, H. R., Sadhasivam, N., Kariminejad, N., & Collins, A. (2020). Gully erosion spatial modelling: Role of machine learning algorithms in selection of the best controlling factors and modelling process. *Geoscience Frontiers*, 11(6), 2207–2219. doi: <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.03.005>.
15. Pourghasemi, H. R., & Rossi, M. (2017). Landslide susceptibility modeling in a landslide prone area in Mazandarn Province, north of Iran: a comparison between GLM, GAM, MARS and M-AHP methods. *Theoretical and Applied Climatology*, 130, 609–633. doi: <https://doi.org/10.1007/s00704-016-1919-2>.
16. Huang, F., Yao, Ch., Liu, W., Li, Y., & Liu, X. (2018). Landslide susceptibility assessment in the Nantian area of China: a comparison of frequency ratio model and support vector machine. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 9(1), 919–938. doi: <https://doi.org/10.1080/19475705.2018.1482963>.
17. Pradhan, B. (2013). A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS. *Computers & Geosciences*, 51, 350–365. doi: <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2012.08.023>.
18. Akgun, A., Sezerm E. A., Nefeslioglu H. A., & Pradhanm C. (2012). An easy-to-use MATLAB program (MamLand) for the assessment of landslide susceptibility using a Mamdani fuzzy algorithm. *Computers & Geosciences*, 38(1), 23–34. doi: <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.04.012>.
19. Do, H. M., Yin, K. L., & Guo, Z. Zh. (2020). A comparative study on the integrative ability of the analytical hierarchy process, weights of evidence and logistic regression methods with the Flow-R model for landslide susceptibility assessment. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 11(1), 2449–2485. doi: <https://doi.org/10.1080/19475705.2020.1846086>.
20. Hsu, Y.-Ch., Chang, Y.-L., Chang, Ch.-H., Yang, J.-Ch., & Tung, Y.-K. (2018). Physical-based rainfall-triggered shallow landslide forecasting. *Smart Water*, 3, P. 3. doi: <https://doi.org/10.1186/s40713-018-0011-8>.
21. Gayen, A., Pourghasemi, H. R., Saha, S., Keesstra, S., & Bai, S. (2019). Gully erosion susceptibility assessment and management of hazard-prone areas in India using different machine learning algorithms. *Science of the Total Environment*, 668, 124–138. doi: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.02.436>.
22. Bui, D. T., Tuan, T. A., Klempe, H., Pradhan, B., & Revhaug, I. (2016). Spatial prediction models for shallow landslide hazards: a comparative assessment of the efficacy of support vector machines, artificial

neural networks, kernel logistic regression, and logistic model tree. *Landslides*, 13, 361–378. doi: <https://doi.org/10.1007/s10346-015-0557-6>.

23. Huang, F., Huang, J., Jiang, Sh., & Zhou, Ch. (2017). Landslide displacement prediction based on multivariate chaotic model and extreme learning machine. *Engineering Geology*, 218, 173–186. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.enggeo.2017.01.016>.

24. Hong, H. Y., Pradhan, B., Xu, C., & Bui, D. T. (2015). Spatial prediction of landslide hazard at the Yihuang area (China) using two-class kernel logistic regression, alternating decision tree and support vector machines. *Catena*, 133, 266–281. doi: <https://doi.org/10.1016/j.catena.2015.05.019>.

25. Dou, J., Yunus, A. P., Bui, D. T., Merghadi, A., Sahana, M., Zhu, Z. F., Chen, C. W., Han, Z., & Pham, B. T. (2020). Improved Landslide assessment using support vector machine with bagging, boosting and stacking ensemble machine learning framework in a mountainous watershed, Japan. *Landslides*, 17, 641–658. doi: <https://doi.org/10.1007/s10346-019-01286-5>.

26. Bui, D. T., Pradhan, B., Lofman, O., Revhaug, I., & Dick, O. B. (2012). Landslide susceptibility assessment in the Noa Binh province of Vietnam: a comparison of the Levenberg-Marquardt and Bayesian regularized neural networks. *Geomorphology*, 171–172, 12–29. doi: 10.1016/j.geomorph.2012.04.023.

27. Kuzin, A. A., & Sannikova, A. P. (2016). Methodology for assessing landslide hazard in the development of territories on the basis of geoinformation systems based on geodetic data. *Geodeziya i kartografiya [Geodesy and Cartography]*, 4, 43–50 [in Russian].

28. Mantovani, M., Devoto, S., Forte, E., Mocnik, A., Pasuto, A., Piacentini, D., & Soldati, M. (2012). A multidisciplinary approach for rock spreading and block sliding investigation in the north-western coast of Malta. *Landslides*, 10(5), 611–622. doi: 10.1007/s10346-012-0347-3.

29. Shan, J., & Toth, K. (Eds.). (2018). Topographic laser ranging and scanning: principles and processing (2nd ed.). CRC Press, 654 p.

30. Baborykin, M. Yu., & Zhidilyaeva, E. V. (2014). Landslide monitoring using laser scanning and geodetic observations. *Inzhenernye izyskaniya [Engineering Survey]*, 3, 16–24 [in Russian].

31. Yamada, M., Kumagai, H., Matsushi, Y., & Matsuzawa, T. (2013). Dynamic landslide processes revealed by broadband seismic records. *Geophysical Research Letters*, 40(12), 2998–3002. doi: 10.1002/grl.50437.

32. Godone, D., Giordan, D., & Baldo, M. (2018). Rapid mapping application of vegetated terraces based on high resolution airborne LIDAR. *Geomatics, Natural Hazards Risk*, 9(1), 970–985. doi: 10.1080/19475705.2018.1478893.

33. Jaboyedoff, M., Oppikofer, Th., Abellan, A., Derron, M.-H., Loye, A., Metzger, R., & Pedrazzini, A. (2012). Use of LIDAR in landslide investigations: a review. *Natural Hazards*, 61, 5–28. doi: 10.1007/s11069-010-9634-2.

34. Carter, W., Shrestha, R., Tuell, G., Bloomquist, D., & Sartory, M. (2001). Airborne laser swath mapping shines new light on Earth's topography. *Advancing Earth and Space science*, 82(46), 549–555. doi: 10.1029/01EO00321.

35. Rowlands, K. A., Jones, L. D., & Whitworth, M. (2003). Landslide laser scanning: a new look at an old problem. *Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology*, 36, 155–157. doi: <https://doi.org/10.1144/1470-9236/2003-08>.

36. Dunning, S. A., Massey, S. I., & Rosser, N. J. (2009). Structural and geomorphological features of landslides in the Bhutan Himalaya derived from Terrestrial laser Scanning. *Geomorphology*, 103(1), 17–29. doi: 10.1016/j.geomorph.2008.04.013.

37. Mazzanti, P., Schilirò, L., Martino, S., Antonielli, B., Brizi, E., Brunetti, A., Margottini, C., & Mugnozza, G. S. (2018). The Contribution of Terrestrial Laser Scanning to the Analysis of Cliff Slope Stability in Sugano (Central Italy). *Remote Sensing*, 10(9), P. 1475. doi: 10.3390/rs10091475.

38. Guo, J., Yi, Sh., Yin, Y., Cui, Y., Qin, M., Li, T., & Wang, Ch. (2020). The effect of topography on landslide kinematics: a case study of the Jichang town landslide in Guizhou, China. *Landslides*, 17(5), 959–973. doi: 10.1007/s10346-019-0339-9.

39. Hu, Sh., Qiu, H., Pei, Y., Cui, Y., Xie, W., Wang, X., Yang, D., Tu, X., Zou, Q., Cao, P., & Cao, M. (2019). Digital terrain analysis of a landslide on the loess tableland using high-resolution topography data. *Landslides*, 16, 617–632. doi: 10.1007/s10346-018-1103-0.

40. Ovsyuchenko, N. I., & Akopov, D. N. (2012). Laser scanning and monitoring of landslide slopes. *Inzhenernye izyskaniya [Engineering Research]*, 2, 40–45 [in Russian].

41. Westoby, M. J., Brasington, J., Glasser, N. F., Hambrey, M. J., & Reynolds, J. M. (2012). 'Structure-from-Motion' photogrammetry: A low-cost, effective tool for geoscience applications. *Geomorphology*, 179, 300–314. doi: <http://doi.org/10.1016/j.geomorph.2012.08.021>.
42. Cignetti, M., Godone, D., Wrzesniak, A., & Giordan, D. (2019). Structure from Motion Multisource Application for Landslide Characterization and Monitoring: The Champlas du Col Case Study, Sestriere, North-Western Italy. *Sensors*, 19(10), P. 2364. doi: 10.3390/s19102364.
43. Zeybek, M., & Sanlioglu, I. (2020). Investigation of landslide detection using radial basis functions: a case study of the Taşkent landslide, Turkey. *Environmental Monitoring and Assessment*, 192(4), P. 320. doi: 10.1007/s10661-020-8101-0.
44. Thoma, C. T., Makridou, K. N., Kaloudis, D. E. and Vlachos, C.G. (2018). Evaluating the Potential of Three-Dimensional Laser Surface Scanning as an Alternative Method of Obtaining Morphometric Data / *Annales Zoologici Fennici* / 55 (1-3), P. 55–66. doi: 10.1002/ajpa.24204.
45. Chen L.-H., Chen C.-T., Pan Y.-G. Groundwater level prediction using SOM-RBFN multisite model // 45. Chen, L.-H., Chen, C.-T., & Pan, Y.-G. (2010). Groundwater level prediction using SOM-RBFN multisite model. *Journal of Hydrologic Engineering*, 15(8), 624–631. doi: 10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000218.
46. Mohanty, S., Jha, M. K., Kumar, A., & et al. (2010). Artificial neural network modeling for groundwater level forecasting in a river island of Eastern India. *Water Resources Management*, 24, P. 1845–1865. doi: 10.1007/s11269-009-9527-x.
47. Gundoglu, K. S., & Guney, I. (2007). Spatial analyses of groundwater levels using universal kriging. *Journal of Earth System Science*, 116, 49–55 doi: <https://doi.org/10.1007/s12040-007-0006-6>.
48. Iverson, R. M. (2000). Landslide triggering by rain infiltration. *Water Resources Research*, 36(7), 1897–1910. doi: 10.1029/2000WR900090.
49. Bermúdez, J. D., Corberán-Vallet, A., & Vercher, E. (2009). Multivariate exponential smoothing: a Bayesian forecast approach based on simulation. *Mathematics and Computers Simulation*, 79(5), 1761–1769. doi: 10.1016/j.matcom.2008.09.004.
50. Duan, G., Chen, D., & Niu, R. (2019). Forecasting Groundwater Level for Soil Landslide Based on a Dynamic Model and Landslide Evolution Pattern. *Water*, 11(10), P. 2163. doi: 10.3390/w11102163.
51. Jia, G. W., Zhan, T. L. T., Chen, Y. M., & Fredlund, D. G. (2009). Performance of a large-scale slope model subjected to rising and lowering water levels. *Engineering Geology*, 106(1-2), 92–103. doi: 10.1016/j.enggeo.2009.03.003.
52. Huang, F., Yin, K., He, T., Zhou, Ch., Zhang, J. (2016). Influencing factor analysis and displacement prediction in reservoir landslides – A case study of Three Gorges Reservoir (China). *Tehnicki Vjesnik*, 23, 617–626. doi: 10.17559/TV-20150314105216.
53. Huang, F. M., Huang, J. S., Jiang, S. H., Zhou, C. B. (2017). Landslide displacement prediction based on multivariate chaotic model and extreme learning machine. *Engineering Geology*, 218, 173–186. doi: 10.1016/j.enggeo.2017.01.016.
54. Sun, G., Zheng, H., Tang, H., & Dai, F. (2016). Huangtupo landslide stability under water level fluctuations of the Three Gorges reservoir. *Landslides*, 13(5), 1167–1179. doi: 10.1007/s10346-015-0637-7.
55. Liu, S. Y., Shao, L. T., & Li, H. J. (2015). Slope stability analysis using the limit equilibrium method and two finite element methods. *Computers and Geotechnics*, 63, 291–298. doi: 10.1016/j.compgeo.2014.10.008.
56. Kozhogulov, K. Ch., Nifad'ev, V. I., & Usmanov, S. F. (2017). Forecasting the stability of slopes and slopes on the basis of numerical modeling of the stress-strain state of rocks. *Fundamental'nye i prikladnye voprosy gornykh nauk [Fundamental and Applied Problems of Mining Sciences]*, 3(4), 54–59 [in Russian].
57. Nemirovich-Danchenko, M. M. (2002). Numerical modeling of three-dimensional dynamic problems of seismology. *Fizicheskaya mezomekhanika [Physical Mesomechanics]*, 5(5), 99–106 [in Russian].
58. Guo, J., Yi, Sh., Yin, Y., Cui, Y., Oin, M., Li, T., & Wang, Ch. (2020). The effect of topography on landslide kinematics: a case study of the Jichang town landslide in Guizhou, China. *Landslides*, 17, 959–973. doi: <https://doi.org/10.1007/s10346-019-01339-9>.
59. Moretti, L., Allstadt, K., Mangeney, A., Capdeville, Y., Stutzmann, E., & Bouchut, F. (2015). Numerical modeling of the Mount Meager landslide constrained by its force history derived from seismic data. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 120, 2579–2599. doi: 10.1002/2014JB011426.
60. Bai, X., Jian, J., He, S., & Liu, W. (2019). Dynamic progress of massive Xinmo landslide, Sichuan (China), from joint seismic signal and morphodynamic analysis. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 78, 3269–3279. doi: 10.1007/s10064-018-1360-0.

61. Allstadt, K. (2013). Extracting source characteristics and dynamics of the August 2010 Mount Meager landslide from broadband seismograms. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 118(3), 1472–1490. doi: 10.1002/jgrf.20110.
62. Fuchs, F., Lenhardt, W., Bokelmann, G., & the AlpArray Working Group. (2018). Seismic detection of rockslides at regional scale: examples from the Eastern Alps and feasibility of kurtosis-based event location. *Earth Surface Dynamics*, 6, 955–970. doi: 10.5194/esurf-6-955-2018.
63. Lin, Ch.-H. (2015). Insight into landslide kinematics from a broadband seismic network. *EARTH, PLANETS AND SPACE*, 67, P. 8. doi: 10.1186/s40623-014-0177-8.
64. Moretti, L., Allstadt, K., Mangeney, A., Capdeville, Y., Stutzmann, E., & Bouchut, F. (2015). Numerical modeling of the Mount Meager landslide constrained by its force history derived from seismic data. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 120(4), 2579–2599. doi: 10.1002/2014JB011426.
65. Manconi, A., Picozzi, M., Coviello, V., de Santis, F., & Elia, L. (2016). Real-time detection, location, and characterization of rockslides using broadband regional seismic networks. *Geophysical Research Letters*, 43, P. 6960–6967. doi: 10.1002/2016GL069572.
66. Walter, M., Schwaderer, U., & Joswig, M. (2012). Seismic monitoring of precursory fracture signals from a destructive rockfall in the Vorarlberg Alps, Austria. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 12(11), 3545–3555. doi: 10.5194/nhess-12-3545-2012.
67. Yan, Y., Cui, Y., Tian, X., Hu, S., Guo, J., Wang, Z., Yin, S., & Liao, L. (2020). Seismic signal recognition and interpretation of the "7.23" Shuicheng landslide by seismogram station. *Landslides*, 17(5), 1191–1206. doi: 10.1007/s10346-020-01358-x.
68. Fend, Zh.-Y., Lo, Ch.-M., & Lin, Q.-F. (2017). The characteristics of the seismic signals induced by landslides using a coupling of discrete element and finite difference methods. *Landslides*, 14, 661–674. doi: 10.1007/s10346-016-0714-6.
69. Guinau, M., Tapia, M., Peres-Guillen, C., Surinach, E., Roig, P., Khazaradze, G., Torne, M., Royan, M. J., & Echeverria, A. (2019). Remote sensing and seismic data integration for the characterization of a rock slide and an artificially triggered rock fall. *Engineering Geology*, 257, P. 105113. doi: 10.1016/j.enggeo.2019.04.010.
70. Hilbert, C., Ekstrom, G., & Stark, C. P. (2014). Dynamics of the Bingham Canyon Mine landslides from seismic signal analysis. *Geophysical Research Letters*, 41(13), 4535–4541. doi: 10.1002/2014GL060592.
71. Dammeier, F., Moore, J. R., Haslinger, F., & Loew, S. (2011). Characterization of alpine rockslides using statistical analysis of seismic signals. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 116(F4). doi: 10.1029/2011JF002037.
72. Dong, M., Hu, H., & Song, J. (2018). Combined methodology for three-dimensional slope stability analysis coupled with time effect: a case study in Germany. *Environmental Earth Sciences*, 77(8), P. 311. doi: 10.1007/s12665-018-7497-0.
73. Saria, P. T. K., Putria, Y. E., Savitria, Y. R., Amaliaa, A. R., Marginia, N. F., & Nusantara, D. A. D. (2020). The Comparison Between 2-D and 3-D Slope Stability Analysis Based on Reinforcement Requirements. *International Journal on Advanced Science Engineering and Information Technology*, 10(5), P. 2082. doi: 10.18517/ijaseit.10.5.12815.
74. Zhang, R., Zhao, J., & Wang, G. (2016). Stability Analysis of Anchored Soil Slope Based on Finite Element Limit Equilibrium Method. *Mathematical Problems in Engineering*, Article ID 7857490. doi: 10.1155/2016/7857490.
75. Dong, M., Wu, H., Hu, H., Azzam, R., Zhang, L., Zheng, Z., & Gong, X. (2021). Deformation Prediction of Unstable Slopes Based on Real-Time Monitoring and DeepAR Model. *Sensors*, 21(1), P. 14. doi: 10.3390/s21010014.
76. Dammeier, F., Moore, J. R., Hammer, C., Haslinger, F., & Loew, S. (2016). Automatic detection of alpine rockslides in continuous seismic data using hidden Markov models. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 121(2), 351–371. doi: 10.1002/2015JF003647/.

Received 09.09.2021

© A. P. Karpik, V. S. Khoroshilov, A. V. Komissarov, 2021