



Источник изображения: <https://stock.adobe.com/ru/search/free>

ОПЕРАТИВНАЯ КОЛИЧЕСТВЕННАЯ ОЦЕНКА ПОКАЗАТЕЛЕЙ ОПОЛЗНЕВОЙ ОПАСНОСТИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ БЕСПРОВОДНЫХ ДАТЧИКОВ И УПРАВЛЕНИЯ ДАННЫМИ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Принята к публикации 29.09.2025

Опубликована 25.11.2025

КШИРСАГАР П.Р.

Факультет искусственного интеллекта Инженерного колледжа имени Г.Х. Райсони, г. Нагпур, Индия
pravinrkr88@yahoo.com

МАНОХАРАН Х.

Факультет электроники и техники связи Технологического института «Панималар», адм. округ Пунамалли, г. Ченнаи, Индия

КАСИМ С.

Кафедра электротехники и вычислительной техники инженерного факультета Университета Короля Абдулазиза, г. Джидда, Саудовская Аравия

КХАН А.И.

Кафедра компьютерных наук факультета вычислительной техники и информационных технологий Университета короля Абдулазиза, г. Джидда, Саудовская Аравия

АЛАМ М.М.

Кафедра электротехники и вычислительной техники инженерного факультета Университета Короля Абдулазиза, г. Джидда, Саудовская Аравия

АБУШАРК Ю.Б.

Кафедра компьютерных наук факультета вычислительной техники и информационных технологий Университета короля Абдулазиза, г. Джидда, Саудовская Аравия

АБЕРА В.

Факультет пищевой инженерии Инженерно-технологического колледжа Университета Уольките, г. Уольките, Эфиопия
worku.abera@wku.edu.et

АННОТАЦИЯ

Предлагаем вниманию читателей немного сокращенный адаптированный перевод статьи исследователей из Индии и Саудовской Аравии «Оперативная количественная оценка показателей оползневой опасности с использованием беспроводных датчиков и управления данными на основе искусственного интеллекта». Эта работа была опубликована в рецензируемом журнале Computational Intelligence and Neuroscience («Вычислительный интеллект и нейронаука») издательством Hindawi по лицензии CC BY 4.0. Данная лицензия позволяет копировать и распространять статью на любом носителе и в любом формате, адаптировать, видоизменять и создавать новое, опираясь на нее, в любых целях, включая коммерческие, при указании ссылки на первоисточник. В данном случае полная ссылка на первоисточник приведена в конце перевода.

Возможности беспроводных сенсорных сетей позволили разработать крупномасштабные системы внутреннего мониторинга. Датчики могут играть большую роль в прогнозировании оползней: в составе беспроводной локальной сети они могут эффективно работать для картирования, выявления, анализа и прогнозирования оползневых процессов и явлений в удаленных районах и т.д. Беспроводная сенсорная сеть (БСС) состоит из автономных датчиков, распределенных в пространстве для мониторинга физических и других параметров окружающей среды, таких как температура, звук, давление и др. Соответствующий сервис дистанционного управления включает в себя систему мониторинга с получением расширенной информации и помогает пользователю понять проблему и сфокусироваться на ней, если работа БСС говорит о возможности катастрофического события и может в перспективе отследить его.

В данной публикации показана эффективность применения беспроводных сенсорных сетей и алгоритмов искусственного интеллекта (ИИ), в частности логистической регрессии, для мониторинга оползней в реальном времени. БСС выполняет наблюдение за факторами, вызывающими оползни, такими как количество атмосферных осадков, влажность грунта, поровое давление воды и смещения, в режиме реального времени. В статье рассматриваются проблемы, связанные с отслеживанием поведения склонов, а также результаты анализа данных, позволяющие их решать. Использование БСС и ИИ дает возможность мониторинга развития быстрых оползней в режиме реального времени. Предложенная система продемонстрировала выполнение мониторинга оползней в реальном времени, необходимое для своевременного информирования людей об опасных ситуациях через систему оповещения.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:

оползни; оползневая опасность; оперативный мониторинг оползней; прогнозирование оползней; беспроводные датчики; беспроводная сенсорная сеть; искусственный интеллект; машинное обучение; логистическая регрессия; метод опорных векторов; стохастический градиентный спуск.

ССЫЛКА ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ:

Кширсагар П.Р., Манохаран Х., Касим С., Кхан А.И., Алам М.М., Абушарк Ю.Б., Абера В. Оперативная количественная оценка оползневой опасности с использованием беспроводных датчиков и управления данными на основе искусственного интеллекта (сокр. пер. с англ.) // ГеоИнфо. 2025. Т. 7. № 3. С. 54–67. DOI:10.58339/2949-0677-2025-7-3-54-67.

EXPEDITE QUANTIFICATION OF LANDSLIDES USING WIRELESS SENSORS AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR DATA CONTROLLING PRACTICES

Accepted for publication 29.09.2025

Published 25.11.2025

KSHIRSAGAR P.R.

Department of Artificial Intelligence, G.H Raisoni College of Engineering, Nagpur, India
pravinrk88@yahoo.com

MANOHARAN H.

Department of Electronics and Communication Engineering, Panimalar Institute of Technology, Poonamallee, Chennai, India

KASIM S.

Department of Electrical and Computer Engineering, Faculty of Engineering, King Abdulaziz University, Jeddah, Saudi Arabia

KHAN A.I.

Computer Science Department, Faculty of Computing and Information Technology, King Abdulaziz University, Jeddah, Saudi Arabia

ALAM M.M.

Department of Electrical and Computer Engineering, Faculty of Engineering, King Abdulaziz University, Jeddah, Saudi Arabia

ABUSHARK Y.B.

Computer Science Department, Faculty of Computing and Information Technology, King Abdulaziz University, Jeddah, Saudi Arabia

ABERA W.

Department of Food Process Engineering, College of Engineering and Technology, Wolkite University, Wolkite, Ethiopia
worku.abera@wku.edu.et

ABSTRACT

We present to the readers a slightly abridged and adapted translation of the article “Expedite quantification of landslides using wireless sensors and artificial intelligence for data controlling practices” by Indian and Saudi Arabian researchers. This work was published in the peer-reviewed journal “Computational Intelligence and Neuroscience” by the Hindawi Publishing Corporation under the CC BY 4.0 license. This license permits copying and distributing the article in any medium and format, adapting, modifying, and creating new works based on it for any purpose, including commercial use, provided that the original source is referenced. In our case, the full reference to the original source is provided at the end of the translation.

The power of wireless network sensor technologies has enabled the development of large-scale in-house monitoring systems. The sensor may play a big part in landslide forecasting where the sensor linked to the WLAN protocol can usefully map, detect, analyze, and predict landslide distant areas, etc. A wireless sensor network (WSN) comprises autonomous sensors geographically dispersed for monitoring physical or environmental variables, comprising temperature, sound, pressure, etc. This remote management service contains a monitoring system with more information and helps the user grasp the problem and work hard when WSN is a catastrophic event tracking prospect.

This paper illustrates the effectiveness of Wireless Sensor Networks and artificial intelligence (AI) algorithms (i.e., Logistic Regression) for landslide monitoring in real-time. The WSN system monitors landslide causative factors such as precipitation, Earth moisture, pore-water-pressure, and motion in real-time. The problems associated with land life surveillance and the context generated by data are given to address these issues. The WSN and AI give the option of monitoring fast landslides in real-time conditions. A proposed system in this paper shows real-time monitoring of landslides to preternaturally inform people through an alerting system to risky situations.

KEYWORDS:

landslides; landslide hazard; operational landslide monitoring; landslide prediction; wireless sensors; wireless sensor network; artificial intelligence; machine learning; logistic regression; support vector machine; stochastic gradient descent.

FOR CITATION:

Kshirsagar P.R., Manoharan H., Kasim S., Khan A.I., Alam M.M., Abushark Y.B., Abera W. Operativnaya kolichestvennaya osnenka pokazatelei opolznevoi opasnosti s ispol'zovaniem besprovodnykh datchikov i upravleniya dannymi na osnove iskusstvennogo intellekta (sokr. per. s angl.) [Expedite quantification of landslides using wireless sensors and artificial intelligence for data controlling practices (abridged translation from English into Russian)]// Geoinfo. 2025. T. 7. № 3. S. 54–67. DOI:10.58339/2949-0677-2025-7-3-54-67.

ВВЕДЕНИЕ ►

Каждый год почти в каждом регионе происходят сотни оползней. Они случаются все чаще под действием многочисленных факторов, таких как изменения климата, деятельность человека и особенности рельефа [1]. Такие события обычно случаются во время сильных дождей, когда изменяются уровни подземных вод. В редких случаях оползни сходят неожиданно, когда никто не предвидел этого. Для отслеживания изменений незначительных элементов с целью прогнозирования и своевременного выявления оползней необходим постоянный мониторинг.

Оползни со склонов могут представлять угрозу для расположенных поблизости зданий и сооружений [2]. Основная цель мониторинга оползней – защита людей и этих строительных объектов. При существующих технологиях модель может охватить огромную территорию, на которой возможны оползни. Но систему мониторинга невозможно развернуть во всех опасных местах, чтобы полностью защитить жителей и зоны движения транспорта [3]. В дополнение к получению информации для разработки мер по улучшению характеристик грунтовых массивов, слагающих склоны, еще одной целью мониторинга является своевременное и точное выявление оползней.

Одним из наиболее эффективных инструментов для оперативного оповещения о природных или техногенных бед-

стваиях является искусственный интеллект (ИИ). И здесь критически важно использование беспроводных сенсорных сетей (БСС), в том числе и для своевременно оказания медицинской помощи в условиях таких катастроф, как оползни. БСС могут работать крупномасштабно с обеспечением масштабируемости, гибкости, минимального технического обслуживания и т.д. [2, 3]. Несмотря на такие ограничения, как небольшой объем памяти, низкие мощность и пропускная способность, беспроводные сенсорные сети все равно являются одними из лучших систем мониторинга в режиме реального времени, поскольку могут работать в опасных условиях и характеризуются низкими требованиями к техническому обслуживанию.

За последние два десятилетия многие системы ИИ широко использовались в том числе для сейсмического анализа. Основные преимущества подходов на основе искусственного интеллекта заключаются в обеспечении точности количественных оценок и повторяемости результатов, в способности анализировать влияние различных факторов и возможности постоянного усовершенствования [4].

БСС можно рассматривать как систему для прогноза состояния грунтовой среды. Предлагаемая модель мониторинга оползней с использованием ИИ представлена на рисунке 1. На нем показана интеграция множества датчиков, беспроводных узлов, серверов, шлюзов и ин-

струментов прогнозирования с помощью искусственного интеллекта [5]. Эта система интегрирована в структуру склона, предрасположенного к оползням, для постоянного мониторинга параметров, влияющих на оползнеобразование, с помощью инклинометров, диэлектрических датчиков влажности, геофонов, тензометров и пьезометров [6]. Страграфически продуманное размещение беспроводных узлов в грунтовом массиве позволяет создать единую беспроводную ячейстую сеть для передачи информации с датчиков на компьютер через промежуточные беспроводные узлы.

БЕСПРОВОДНАЯ СЕНСОРНАЯ СЕТЬ ►

Для мониторинга, проверки, хранения и отображения данных, полученных через беспроводные узлы, связанные с множеством датчиков, а также для отправки местным органам власти и населению аудиовизуальных оповещений, SMS-сообщений и предупреждений по электронной почте о возможном сходе оползней используются алгоритмы прогнозирования этих событий на основе искусственного интеллекта.

Источник питания беспроводных узлов пополняется с помощью солнечной панели, заложенной в конструкцию системы [7, 8].

Обзор литературы ►

Джорджетти и др. [1] использовали сети геологических датчиков и датчиков

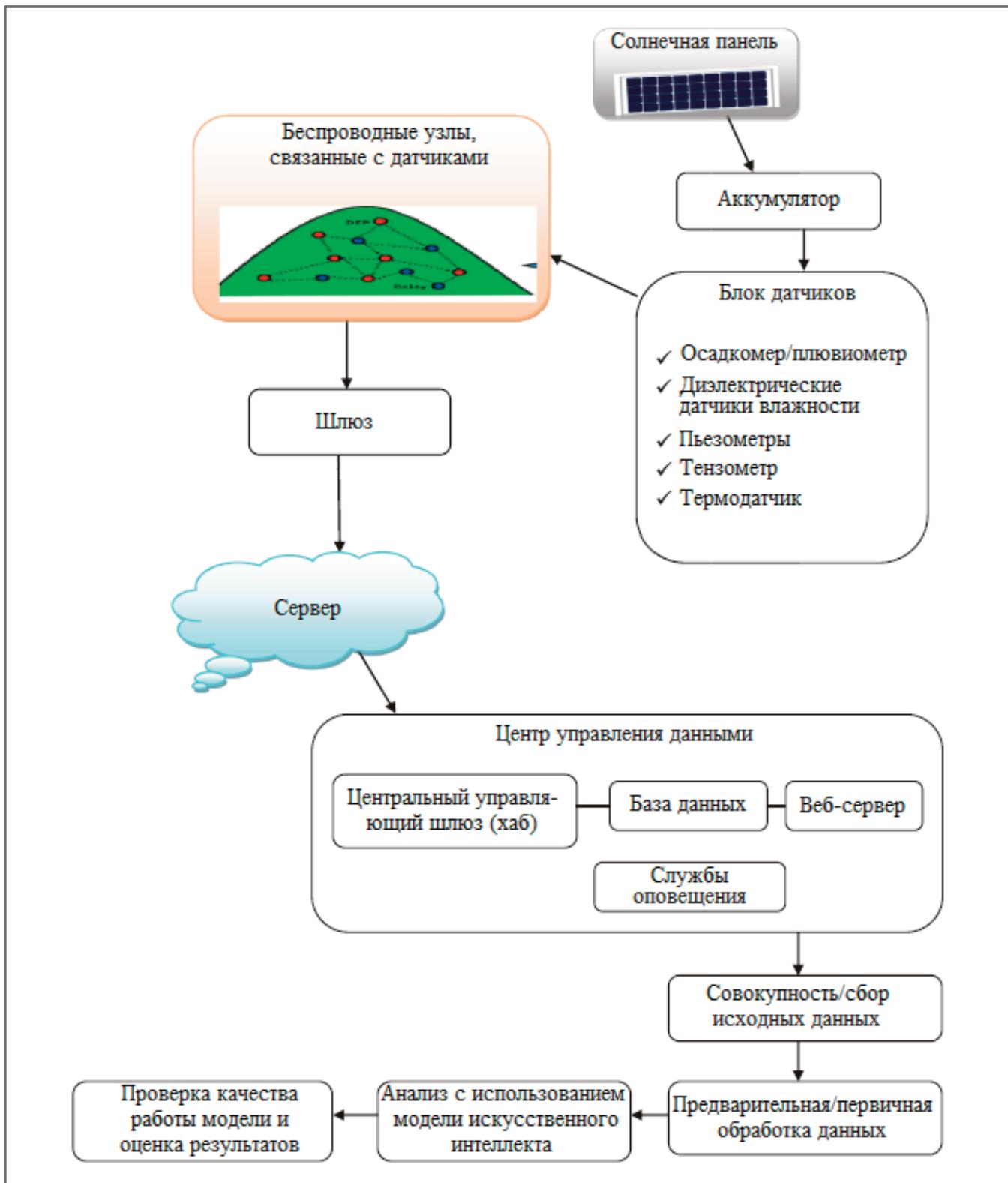


Рис. 1. Мониторинг оползней с использованием беспроводных датчиков и искусственного интеллекта

движения. Всякий раз, когда значение параметра, полученное узлом, превышало заданный порог, соответствующая информация передавалась в удаленный центр. Активировались датчики движения. Можно устанавливать колонны датчиков под землей – в специально пробуренных вертикальных скважинах глубиной, например, 30 м. Точность измерений

порового давления и смещений грунта на разной глубине можно повысить без использования камер благодаря большому количеству интеллектуальных устройств.

Канунго и др. [3] обсудили установку специального телескопа для мониторинга оползня Пакхи в Гархвальских/Западных Гималаях в Индии в режиме реального времени. Цель заключалась в вы-

явлении механики движения этого опасного оползня. Такой метод является дорогостоящим и нецелесообразным. Однако можно установить пороговое количество атмосферных осадков и при его превышении отправлять соответствующую информацию через систему оповещения (на основе данных, полученных от автоматических метеостанций).

Сурьяванши и Дешпанде [4] использовали различные виды датчиков. В том числе они рассмотрели подходы к созданию беспроводных сенсорных сетей для непрерывного мониторинга оползневых рисков в опасных местах. Их исследование включало применение множества сетевых интерфейсов для передачи данных с помощью технологий беспроводной связи ZigBee, WI-FI в удаленные аналитические центры. В некоторые системы также был встроен модуль GSM для передачи тревожных оповещений по мобильной связи жителям близлежащих районов.

Вэй Чэнь и др. [5] рассказали о последних оползневых событиях, последствия которых становились все более серьезными, а различные исследования по борьбе с ними и защите от них стали привлекать все больше внимания. Одной из основных тем исследований стала возможность прогнозирования предрасположенности территории к оползням в зависимости от уровней грунтовых вод, что может быть использовано для планирования и проектирования в сферах землеустройства и градостроительства в холмистых районах.

Сюйдун [7] исследовал возможность использования такого ансамблевого метода машинного обучения, как стекинг. При этом в качестве базовых методов обучения были выбраны: метод опорных векторов, искусственная нейронная сеть, логистическая регрессия и наивный байесовский классификатор. Для оценки уровней их значимости совместно применялись метод повторной выборки и корреляционный анализ по Пирсону.

Ван Хоа и Такаяма [8] описали беспроводную сенсорную сеть для обнаружения катастроф в удаленных районах. Конструкция этой системы включала три компонента: локальную систему узлов, облачную систему и центральную систему (систему управления). Была разработана подходящая программа управления, в которой центральная система распределяла несколько типов данных (данные узлов, локальной системы узлов и др.) по группам для мониторинга состояния поля (текущего состояния территории) и состояния удаленных узлов. Центральная система и облачная система могли управляться с использованием аналогичных наборов данных.

В работе [9] рассматриваются следующие из наиболее распространенных типов оползней. *Ротационные/вращательные оползни* имеют поверхность скольжения выпуклой формы, то есть

в виде обратной стороны ложки, и движутся более или менее вращательно (вокруг горизонтальной оси. – Ред.). *Трансляционные/поступательные оползни* характеризуются перемещением основной массы дисперсных и скальных грунтов вперед/наружу или вниз и вперед/наружу (часто по плоской или слегка наклонной поверхности скольжения. – Ред.) с минимальным присутствием вращения или обратного наклона. В последних двух случаях может происходить опрокидывание (topple) – когда отдельный фрагмент скального грунта отделяется, отклоняется или движется вперед, вращаясь, падая, отскакивая или катясь вниз по склону. При мониторинге территории беспроводной сенсорный узел преобразует аналоговые данные, поступившие от датчика, в количественную информацию, необходимую для того, чтобы машина могла их воспринимать. Кроме того, эти данные передаются на шлюз. Микропроцессор беспроводной сенсорной сети, основанной на поправке IEEE 802.15.4e к стандарту IEEE 802.15.4, включает беспроводной приемопередатчик, источник питания, модуль энергосбережения и микроконтроллер, осуществляющий сбор аналоговых сигналов, поступающих от датчиков [10]. Программное обеспечение, встроенное в микросхему, обеспечивает возможность подключения сенсорных узлов к любому узлу, расположенному вблизи территории мониторинга, с использованием функций самоорганизации. Подключенное устройство анализирует полученную информацию и передает ее с использованием метода пошаговой/прыжковой передачи (hopping technique) на сенсорный узел и дальше [11]. Посредством многоступенчатой/многопрыжковой маршрутизации данные наблюдений передаются через ряд сетевых узлов и достигают шлюза.

Оползни – это очень сложные процессы и явления, на которые влияют несколько факторов, включая количество дождевых осадков, сейсмические события, погодные условия, динамику влажности, поровое давление, дренаж, подвижки склонов и др. В настоящее время для мониторинга оползней имеется множество технологий дистанционного зондирования с использованием спутниковых наблюдений [12]. Основным преимуществом таких подходов является то, что они позволяют обследовать огромные территории с высоким пространственным разрешением и возможностью трехмерного анализа. Методы дистанционного зондирования хорошо подхо-

дят для картирования уязвимостей, рисков и последствий катастроф. Но они имеют такое ограничение, как отсутствие возможностей для полноценного мониторинга в режиме реального времени, поскольку это требует долгосрочных повторных наблюдений со спутников [1, 13]. Для отслеживания огромных объемов подповерхностной среды применяются неинвазивные геофизические исследования с использованием сейсмических, электромагнитных, георадиолокационных/георадарных, электротомографических и многих других методов. Однако эти методы являются косвенными и приводят к неоднозначным выводам, что ограничивает их использование для достоверных оповещений [14].

Проведение мониторинга оползней основано на использовании геотехнического оборудования – экстензометров, инклинометров, пьезометров и др., позволяющих проводить точные измерения. Но такие измерения ограничиваются небольшими участками, на которых установлено то или иное устройство. Системы, основанные на применении подобных инструментов, все же могут использоваться для наблюдений за оползнями, угрожающими важным линейным объектам инфраструктуры, но они имеют ограничение по охвату территории при региональном мониторинге. Применение этих методов является чрезвычайно сложным и дорогостоящим, требующим мощного и трудноуправляемого оборудования для работы в тяжелых условиях с максимальной эффективностью и только при специализированной эксплуатации. Поэтому в действительности их можно использовать в основном для дополнительных исследований в целях уточнения, детализации [15].

Обзор недавних публикаций ►

Авторы одной из недавних статей [16] разработали модель мониторинга путем поиска всех возможных способов обнаружения оползней с использованием различных подходов, таких как анализ изображений и оценка предрасположенности к оползням, преимущественно с прогнозированием потенциальных оползней дистанционно. Но выделение на изображениях нужной информации является сложной задачей, которую нельзя решить с помощью очечных процедур. Поэтому, следуя модели дистанционной съемки, авторы работы [17] интегрировали программное обеспечение для поиска и интерпретации всех неявных особенностей. Одна-

ко при таком типе выявления оползней получается больше ошибок, поэтому для повышения точности применяются программы, позволяющие обрабатывать описания на естественном языке и интегрированные с предварительно полученными знаниями о выявлении оползневых зон на основе наблюдавшихся данных. При расширении этой программной модели было проведено моделирование с помощью программы на языке Python [18] в целях выполнения анализа всех неглубоких оползней на конкретной территории, на которой в случае обильных дождей может произойти инициирование или активизация оползней. В качестве новой технологии также был предложен метод картирования, учитывающий определенные аспекты окружающей среды [19], что является достаточно приемлемой моделью с комплексной параметрической оценкой.

Недостаточно изученные вопросы и обоснование необходимости исследований ►

С другой стороны, экономически эффективной и широко применяемой моделью своевременного предупреждения об оползневой опасности на основе пороговых количеств дождевых осадков является система раннего оповещения. Однако такие предупреждения подвержены большому количеству ложных срабатываний и не дают хорошего решения либо из-за недостатка необходимой информации, либо из-за отсутствия детализированных данных о количестве дождевых осадков в пространстве и во времени. Оповещения об опасности на большой территории являются весьма общими и могут быть уточнены для применения в конкретном месте. Кроме того, необходимы данные наблюдений за осадками за много лет, чтобы их можно было сопоставить с реальными оползневыми событиями [16–21]. Пороговые количества осадков имеют широкий диапазон значений. Кроме того, мониторинг лишь одного важного параметра, связанного с оползнеобразованием, недостаточен для уверенного решения проблемы раннего предупреждения об оползнях.

Цели исследований ►

Главная цель заключается в разработке высокоточных методов измерений и беспроводной мультисенсорной сети для сбора значений различных параметров, включая поровое давление воды, влажность грунта, характеристики сейсмических колебаний и количество дож-

девых осадков, для формирования точных ранних предупреждений, привязанных к конкретным участкам. Для обеспечения достаточной достоверности, надежности и своевременности ранних оповещений был использован метод, основанный на данных. На основе много-параметрических данных применяются алгоритмы искусственного интеллекта с учетом следующих ограничений:

- 1) на основе измерений количества осадков и порового давления можно получить прогноз устойчивости склона только на ближайшие 24 часа;
- 2) чтобы спрогнозировать состояние склона на ближайшее время, нужны статистические данные на основе анализа прошлых событий.

Прогнозирование значений параметров склоновых процессов в режиме реального времени стало возможным благодаря алгоритмам искусственного интеллекта, которые позволяют создавать надежно функционирующие системы для работы в условиях чрезвычайных ситуаций, когда недоступны точные данные. Еще одним использованием ИИ для работы с данными, получаемыми от мультисенсорной системы, является то, что информация о состоянии склона, накопленная и проанализированная за несколько лет, может применяться в качестве виртуального датчика, тогда как реальные датчики могут быть перенесены в другие места в целях ведения там измерений для расширения базы данных.

По сравнению с данными реальной БСС, все ранние предупреждения за 24 часа до потери устойчивости склона, а также прогнозы в режиме реального времени, полученные с помощью ИИ, проходят валидацию.

ЦЕНТР УПРАВЛЕНИЯ ДАННЫМИ. МОДЕЛЬ СИСТЕМЫ ►

Рассматриваемый метод обеспечивает непрерывную передачу данных наблюдений от сенсорных узлов в центр управления данными (ЦУД). В состав ЦУД входят сервер базы данных и аналитический модуль, который анализирует информацию о состоянии грунта и выполняет моделирование для оценки вероятности возникновения оползня. Информация по сети передается в режиме реального времени вместе с результатами анализа данных. Для оповещения специалистов о риске схода оползней, состояниях сети и контроле компонентов системы добавляются службы оповещения, такие как электронная почта, служба коротких со-

общений (SMS) и служба мультимедийных сообщений (MMS) [12]. Использование широкополосной мобильной связи с пакетной передачей данных обеспечивает возможность загрузки информации в режиме реального времени непосредственно на веб-страницу. В системе в том числе ведется постоянный мониторинг оставшегося заряда аккумуляторов и скорости их зарядки от солнечных панелей. Также анализируются данные всех беспроводных и геологических датчиков для выявления неисправных узлов и сенсорных систем [13]. С помощью механизма обратной связи непрерывно изменяется частота опроса геофизических датчиков в зависимости от изменений погодных условий в режиме реального времени.

Данные беспроводной сенсорной сети обрабатываются в режиме реального времени Центром управления данными, расположенным на территории этой сети. При этом:

- 1) есть ограничения по интенсивности и длительности непрерывного выпадения осадков;
- 2) важным фактором является коэффициент устойчивости склона (*factor of safety*, F_{os});
- 3) регистрируются шумы и вибрации, вызванные работой датчиков движения.

Если объединить значения угла на склоне, показателей свойств грунта и порового давления в заданном месте увлажненного склона, то полученная функция будет отражать условия устойчивости склона и ее можно будет вычислить. Эту статистику (функцию результатов наблюдений) можно представить в виде безразмерной сетки [12, 13]. Коэффициент устойчивости, или коэффициент запаса устойчивости (F_{os}), в модели Айверсона (Iverson) определяется по следующей формуле:

$$F_{os} = F_g + F_j + F_d = 1, \quad (1)$$

где F_g – фактор уклона, F_j – гидрогеологический фактор, F_d – фактор сцепления грунта, определяемые по формулам:

$$F_g = \frac{\operatorname{tg} \theta}{\operatorname{tg} \beta}, \quad (2)$$

$$F_j = \frac{-PWP(S, t)\rho_j \operatorname{tg} \theta}{\rho_r S \sin \beta \cos \beta}, \quad (3)$$

$$F_d = \frac{d}{\rho_r S \sin \beta \cos \beta}, \quad (4)$$

где θ – угол внутреннего трения грунта;

β – угол наклона поверхности грунта; d – удельное сцепление грунта; ρ_r – удельный вес грунта, средневзвешенный по глубине; ρ_j – удельный вес грунтовых вод; $PWP(S, t)$ – функция порового давления воды, изменяющаяся во времени и пространстве и связанная с гидростатическим напором, которая является быстро корректирующим коэффициентом в уравнении (3).

Значения θ , d и ρ_r определяются с помощью полевых испытаний грунта, тогда как β и ρ_j являются константами. При увеличении порового давления (PWP) снижается эффективное напряжение и уменьшается прочность грунта [1].

Коэффициент устойчивости (F_{os}) определяет вероятность разрушения склона и представляет собой отношение суммарных сдвигающих вниз по склону сил (включая силу тяжести) к суммарным удерживающим силам (включая сопротивление поровому давлению). В идеальном случае, если это отношение равно единице, то указанные силы находятся в равновесии.

Ограничения ►

Если коэффициент устойчивости превышает единицу ($F_{os} > 1$), то суммарное сопротивление грунта превышает сдвигающие силы, включая силу тяжести. Следовательно, склон на соответствующей глубине устойчив. При увеличении порового давления (PWP) уменьшается эффективное напряжение и, как следствие, сопротивление грунта сдвигу.

Если коэффициент устойчивости меньше единицы ($F_{os} < 1$), то склон на соответствующей глубине более подвержен разрушению.

При расчете глубины возможного сдвига на каждом склонном к разрушению участке в использовавшейся в представленном исследовании системе раннего предупреждения об оползнях применялись значения порового давления по показаниям пьезометров, установленных в этих конкретных местах, для расчета коэффициентов устойчивости в соответствующих точках на разной глубине. Система может непрерывно вести сбор таких данных в режиме реального времени и в этом же режиме анализировать изменения величин F_{os} в различных поровых зонах [14]. Коэффициент устойчивости отражает вероятность скорого схода оползня. Для оценки общей устойчивости всего склона часто используются кумулятивные значения F_{os} , полученные для нескольких его участков.

Датчики для выявления оползней. Параметрическая модель ►

Основная цель данной работы заключалась в определении типов датчиков, необходимых для мониторинга и выявления оползней. Правильный выбор геотехнических датчиков требует глубокого понимания природы и характеристик оползневых процессов и явлений, а также гидрологических и гидро-геологических условий их распределения. В оползнеопасных регионах индуцированные оползни часто случаются после очень интенсивных дождей или продолжительных дождей средней интенсивности. При обильных осадках инфильтрация воды в грунт, слагающий склон, приводит к снижению коэффициента запаса устойчивости, к изменениям поровых (в том числе капиллярных) давлений и уровней подземных вод, уменьшению удельного сцепления грунта, увеличению веса грунта и снижению угла естественного откоса (угла устойчивого равновесия) [10–12]. Эти процессы активизируются, когда интенсивность осадков превышает способность уже водонасыщенного грунта пропускать воду. Наиболее важными характеристиками, подлежащими мониторингу для своевременного раннего предупреждения об оползнях, являются: изменения влажности грунта и порового давления в нем; количество, интенсивность и длительность осадков; смещения и вибрации грунта. После длительного анализа для изучения этих явлений были выбраны и применены геофизические датчики следующих типов [1].

1. Диэлектрические датчики влажности. Были выбраны датчики влажности грунта ёмкостного типа, определяющие диэлектрические свойства или проницаемость грунта, в котором они установлены.

2. Пьезометры для измерения порового давления. С увеличением количества осадков дождевая вода скапливается в порах грунта и создает дополнительное напряжение, которое ослабляет прочность грунта [2, 3]. Поэтому нужны измерения с помощью пьезометров магнитного или тензометрического (с со струнным тензометром) типов.

3. Тензометры. Для контроля движений слоев грунта нужен датчик давления, подключенный к глубинной зондовой системе датчиков (deep earth probe, DEP). Точность этого глубинного зонда должна давать возможность выявления нарушений (отклонений) размером 0,5 мм на метр [5]. При установке авто-

ры настоящей статьи использовали измерения деформаций с различным усилием выходного сигнала (100×, 350×, 1000×).

4. Инклинометры. Инклинометры применяются для измерения движений слоев грунта, таких как очень медленные ползучие либо резкие смещения. В таких случаях необходимы высокоточные инклинометры.

5. Геофоны. Геофоны используются для выявления вибраций, связанных с оползневыми процессами и явлениями. Для изучения характеристик, имеющих отношение к оползню, требуется оценка частот вплоть до 250 Гц. Точность измерений не должна превышать 0,1 Гц. Наблюдения необходимо проводить в режиме реального времени [8].

6. Плювиометры (дождемеры, датчики осадков). Влияние атмосферных осадков на состояние склона (в том числе на основные уровни подземных вод, увеличение массы слоев грунта, снижение устойчивости дисперсных или скальных грунтов) способно изменить всасывающее давление грунта и положительные градиенты давления, что может привести к возникновению оползня [4, 5]. Авторы представленной статьи использовали дождемер с опрокидывающейся ёмкостью, переворот которой фиксировался датчиком с шагом 0,001 мм осадков. Годовое количество осадков достигало 5000 мм.

7. Датчики температуры. Что касается температуры, то ее изменения вызывают изменения физических свойств грунта и подземных вод. При измерениях каждые 15 минут подходит точность измерений 0,1 °C.

Приведем формулы использованных статистических показателей:

$$\text{MSE} = \frac{1}{G} \sum_{j=1}^G (x_i - \hat{x}_i)^2, \quad (5)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{G} \sum_{j=1}^G (x_i - \hat{x}_i)^2},$$

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \times 100\%,$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \times 100\%, \quad (6)$$

$$\text{Specificity} = \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FP}} \times 100\%,$$

где RMSE (Root Mean Squared Error) – корень из среднеквадратической ошибки (в русской версии: СКО –

среднеквадратическое отклонение); MSE (Mean Squared Error) – среднеквадратическая ошибка (в русской версии: (СКО)² – квадрат среднеквадратического отклонения, или дисперсия); x_i – спрогнозированные значения, – соответствующие фактические значения по данным наблюдений; G – общее количество переменных; Accurasy – точность, то есть общая доля правильных прогнозов (как положительных, так и отрицательных) от всех наблюдений; TP (true positive) – количество истинно положительных ответов, которые в действительности положительные и которые модель правильно определила как положительные; TN (true negative) – количество истинно отрицательных ответов, которые в действительности отрицательные и которые модель правильно определила как отрицательные; FP (false positive) – количество ложноположительных ответов, которые в действительности отрицательные, но модель ошибочно определила их как положительные; FN (false negative) – количество ложноотрицательных ответов, которые в действительности положительные, но модель ошибочно определила их как отрицательные; Sensitivity – чувствительность, которая показывает долю реальных положительных случаев, которые модель правильно определила как положительные; Specificity – специфичность, которая показывает долю реальных отрицательных случаев, которые модель правильно определила как отрицательные.

Все перечисленные ранее геофизические датчики были оснащены беспроводными сенсорами, которые могут в режиме реального времени с минимальным вмешательством оператора определять значения необходимых параметров, используя указанные выше статистические показатели.

Модули сбора данных ►

Модули сбора данных предназначены для сбора данных с геофизических датчиков (как аналоговых, так и цифровых) в интеграции с глубинными зондовыми системами датчиков (deep earth probes, DEP). На данном уровне обеспечивается прием цифровой информации от множества датчиков с использованием соответствующих драйверов [13]. Для обработки данных, поступающих от цепей датчиков и возбуждающих/стимулирующих цепей, используются аналоговые драйверы. Для выявления древних событий на террито-

рии мониторинга были собраны различные источники данных – исторические сведения, полученные от Управления гражданской обороны, а также информация из государственных отчетов и на основе опросов местных жителей [22]. Для прогнозирования оползневых событий и управления кэшами каждого узла (во избежание потерь данных) требуются крупные и сложные системы мониторинга. Ключевым элементом, в котором могут обрабатываться все входные и выходные сигналы беспроводных сенсорных узлов, является блок анализа данных [15].

Основные функции этих модулей заключаются в планировании событий и управлении кэшами в распределенной системе.

В маршрутизацию были добавлены четыре следующих важнейших функциональных компонента.

1. Блок сбора данных с датчиков. Этот блок предназначен для обеспечения надежной связи между геофизическими датчиками и подключенным беспроводным сенсорным узлом через специализированные сопрягающие цепи. Он может получать и собирать данные измерений с частотой опроса датчиков, установленной пользователем. Затем эти данные передаются в модуль управления буферной памятью [19].

2. Блок мониторинга состояния системы. Этот компонент отслеживает состояние удаленной системы и ее узлов. Функция мониторинга состояния узла позволяет отображать уровень его питания, время работы аккумулятора и другие необходимые параметры. Функция мониторинга состояния сети используется для регулярного обновления адресации соседних узлов с целью обнаружения в сети неактивных узлов. Эти сетевые адреса соседних узлов применяются для эффективной маршрутизации данных к шлюзу зонда [10, 11].

3. Блок энергосбережения. Этот блок обеспечивает беспроводные сенсорные узлы энергосберегающими технологиями. В него интегрирована функция удаленных изменений состояния того или иного узла системы, то есть переключений между такими режимами, как: «спящий», «только мониторинг (частично активный)», «полностью рабочий/активный» и «отключеный» (sleep, monitor, active, off соответственно). Дополнительно повысить энергоэффективность может интеграция функции переключений режимов работы геофизических датчиков [20].

Точность и оценка качества классификации могут быть рассчитаны с использованием следующих уравнений.

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \times 100\%, \quad (7)$$

$$F = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Sensitivity}}{\text{Precision} + \text{Sensitivity}} \times 100\%,$$

где Precision – точность положительного класса, то есть доля правильно предсказанных положительных результатов среди всех случаев, которые модель определила как положительные; TP (true positive) – количество истинно положительных ответов, которые в действительности положительные и которые модель правильно определила как положительные; FP (false positive) – количество ложноположительных ответов, которые в действительности отрицательные, но модель ошибочно определила их как положительные; F – F-мера, служащая для оценки качества классификации (в данном случае того, насколько правильно модель или система интерпретирует данные датчиков, то есть каков общий уровень корректности и полноты оценки данных сенсорной системы); Sensitivity – чувствительность (см. формулу (6)).

ОПТИМИЗАЦИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ►

Для оценки целесообразности использования искусственного интеллекта в целях анализа и отслеживания оползневых процессов и явлений были выбраны три разных типа алгоритмов ИИ [15]. Использование технологий ИИ имеет ряд преимуществ, поскольку они могут адаптировать свою внутреннюю структуру к текущим данным. Кроме того, искусственный интеллект может автоматически извлекать информацию из больших наборов данных. Для включения точного метода анализа данных по оползням модели ИИ являются экономически эффективными и более быстрыми в работе, чем традиционные модели, и могут быть расширены для охвата больших территорий. Они способны к контролируемому обучению (по прогнозированию динамики изменений факторов). Их применение экономически эффективнее, чем у стандартных моделей [16].

В этой работе мониторинг оползней проводился с использованием трех передовых подходов на основе ИИ, которые различаются по сложности. Для оценки их эффективности были использованы

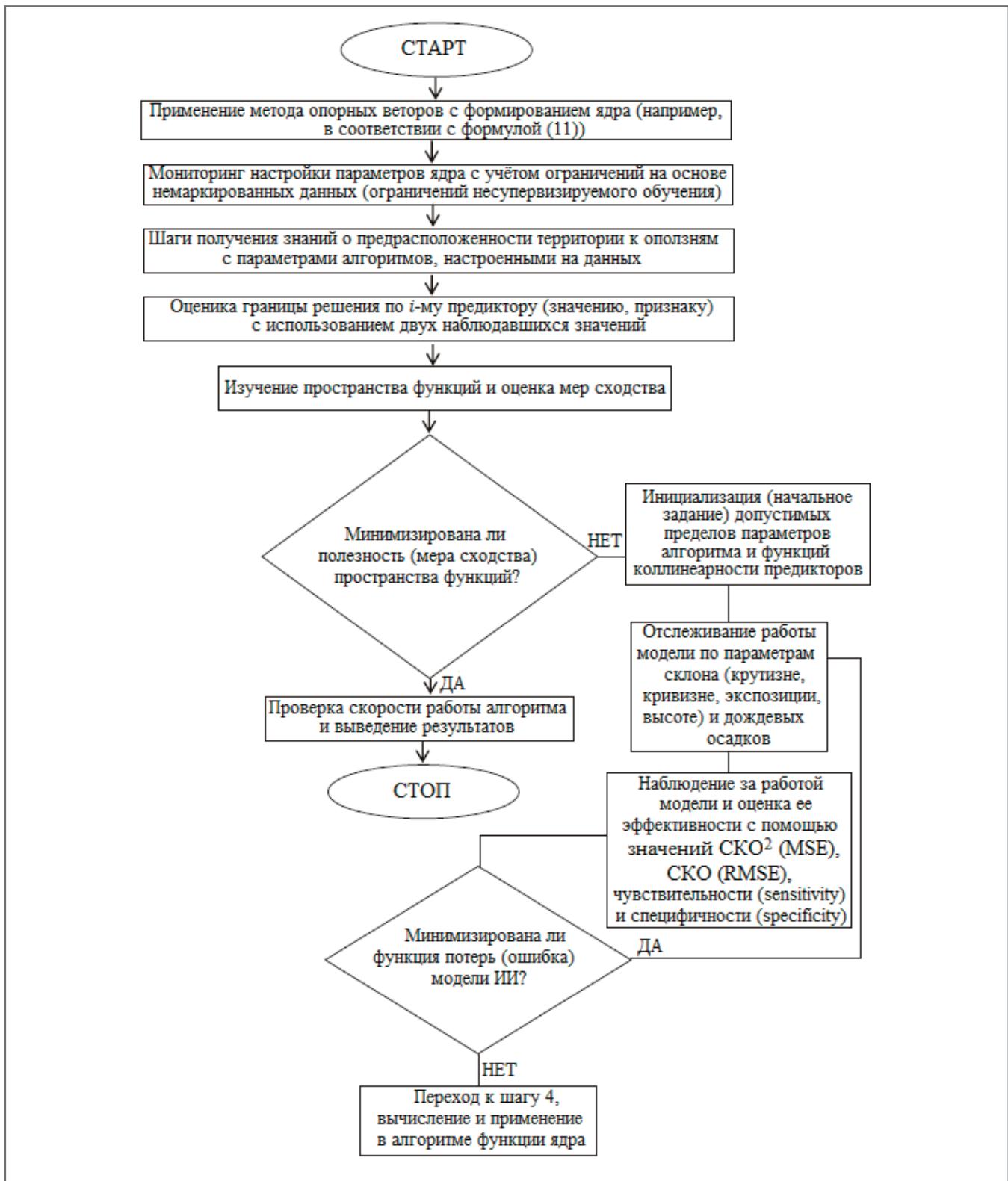


Рис. 2. Предлагаемая блок-схема применения метода опорных векторов для обнаружения оползней с использованием функций ядра. Расшифровка аббревиатур: ИИ – искусственный интеллект; СКО – среднеквадратическое отклонение (в английской версии – RMSE, Root Mean Squared Error – корень из среднеквадратической ошибки); $(\text{СКО})^2$ – квадрат среднеквадратического отклонения, или дисперсия (в английской версии – MSE, Mean Squared Error – среднеквадратическая ошибка)

следующие методы: алгоритм стохастического градиентного спуска (Stochastic Gradient Descent Algorithm, SGDA), логистическая регрессия (Logistic Regression, LR) и машина/метод опорных векторов (Support Vector Machine, SVM). Эти методы будут рассмотрены ниже.

Алгоритм стохастического градиентного спуска ►

Стохастический градиентный спуск представляет собой значительно упрощенный метод по сравнению с традиционным градиентным спуском, поскольку по этому алгоритму для вычис-

ления градиента функции потерь при решении задачи оптимизации этой функции используется только одна небольшая случайная обучающая выборка, а не весь набор данных при каждом обновлении параметров (это итерационный алгоритм оптимизации в ма-

Таблица 1. Результаты диагностики мультиколлинеарности факторов, влияющих на возникновение оползней

Фактор/признак	Статистические показатели коллинеарности	
	Толерантность (tolerance=1/VIF)	Фактор/коэффициент инфляции дисперсии (Variance Inflation Factor, VIF)
Крутизна склона	0,799	1,176
Экспозиция/ориентация склона	0,689	1,780
Высота склона	0,456	2,768
Плановая кривизна склона	0,675	1,499
Количество дождевых осадков	0,411	2,458

шинном обучении, который корректирует внутренние параметры моделей для минимизации функции потерь. Он выполнит аппроксимацию градиента функции потерь для всего набора данных на основе градиента потерь, вычисленного только для одной случайно выбранной обучающей выборки, в отличие от обычного градиентного спуска, при котором каждый раз обрабатывается весь набор данных. – Ред.). Размер используемой мини-выборки (батча, пакета данных) из общего набора данных определяется количеством обучающих данных для классификатора, которые одновременно обрабатываются моделью/классификатором за один шаг обучения [17]. Из-за небольшого размера батча сходимость при рассматриваемом методе может обновляться чаще, чем при обычном градиентном спуске. В предельных случаях при размере батча, равном единице, достигается наибольшая частота обновлений весов и используется более простой метод, напоминающий обучение перцептрона (простейшего вида нейронной сети, который обычно обучается методом онлайн-обновлений, то есть по одному примеру за шаг. – Ред.). При работе алгоритма стохастического градиентного спуска веса классификатора/модели обновляются по следующей формуле:

$$R^{y+1} = R^y + \beta_y \frac{\delta}{\delta R} (L(i, R)) - \frac{P}{Q} \sum_g |R_g|, \quad (8)$$

где Q – размер батча; P – метапараметр, регулирующий уровень защиты модели от переобучения (определяющий степень регуляризации модели); R – счетчик итераций; β_y – скорость обучения; R_g – весовой коэффициент (вес) параметра; $L(i, R)$ – условная логарифмическая правдоподобность для i -го обучающего наблюдения (примера, объекта выборки).

Логистическая регрессия ►

Одним из распространенных численных методов для измерения предрасположенности территории к оползням является логистическая регрессия (которая позволяет предсказать вероятность наступления события на основе исторической информации путем подгонки данных к логистической кривой. – Ред.). Этот метод определяет многомерную зависимость между набором независимых переменных (предикторов) и зависимой переменной. Могут использоваться циклические, периодические переменные или оба их типа [15, 16].

Алгоритм логистической регрессии рассчитывает вероятность возникновения конкретного оползня по наибольшему прогнозируемому значению. При решении задачи предсказания схода оползня объектом выборки (наблюдением) является один случай с зависимой переменной (есть оползень или нет оползня). Этот алгоритм можно выразить следующим образом:

$$A = \frac{1}{1 + e^{-h}}, \quad (9)$$

где A – вероятность произошедшего в прошлом оползневого события; h – величина, определяемая по следующей формуле:

$$h = b_0 + b_1 z_1 + b_2 z_2 + \dots + b_n z_n, \quad (10)$$

где n – общее число факторов; b_0 – интерсепт модели (то есть свободный член – значение зависимой переменной, которое наблюдается при нулевых значениях всех независимых переменных. – Ред.); b_i , где $i = 1, 2, \dots, n$, – регрессионные коэффициенты; z_i , где $i = 1, 2, \dots, n$, – значения/признаки факторов.

Метод/машина опорных векторов ►

Один из известных методов категоризации, предложенных в 1990-х го-

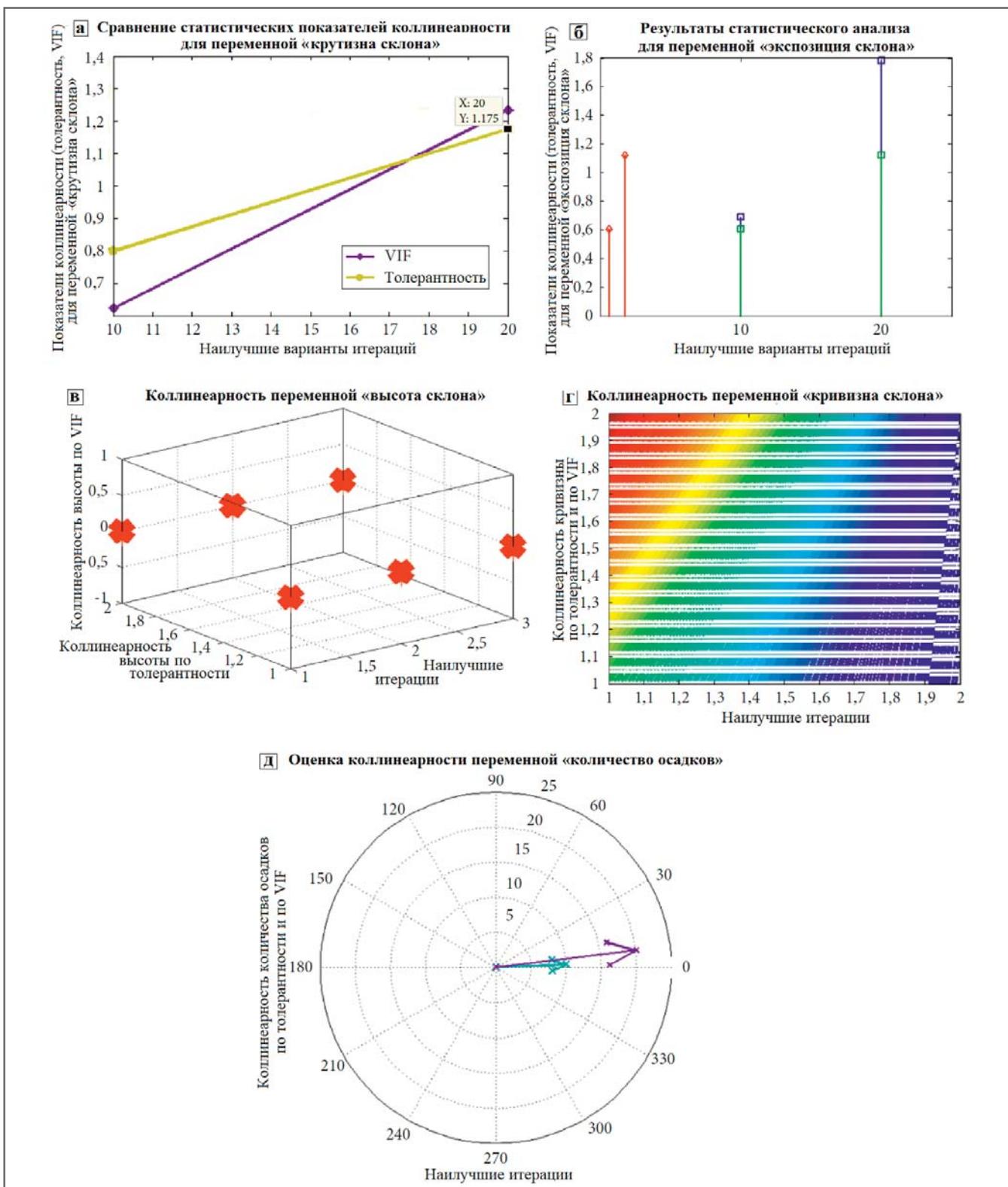
дах, – машина опорных векторов. Он считается одним из наиболее гибких методов во многих отношениях и дает превосходные результаты [18]. В методе опорных векторов при машинном обучении используются функции ядра, или просто ядра, для расширения пространства функций и определения уровня сходства между двумя наблюдениями, являющимися объектами обучающей выборки, в пространстве признаков (то есть сходства между векторами признаков), чтобы смоделировать нелинейную границу при решении задачи классификации под контролем обучающей выборки (контролируемой классификации). Например, следующая формула определяет популярное ядро, называемое радиальным (то есть ядром на основе радиальной функции):

$$U(d_{ji}, d_{ji}) = \exp\left(-\theta \sum_{i=1}^p (d_{ji} - d_{ji})^2\right) = e^{-\theta \sum_{i=1}^p (d_{ji} - d_{ji})^2}, \quad (11)$$

где d_{ji} , d_{ji} – j -я пара наблюдений для i -го предиктора (значения, признака); p – число предикторов (значений, признаков); θ – параметр настройки, учитывающий гладкость/плавность границы решения; U – функция ядра.

РЕЗУЛЬТАТЫ ►

В ходе мониторинга оползней большое значение имеет проверка работы модели. Для ее выполнения использовались различные статистические методы, однако традиционные стандарты проверки до сих пор вызывают споры [19]. Для оценки точности прогнозов применялись: чувствительность (sensitivity), специфичность (specificity), точность (Accuracy, ACC), F-мера (F), СКО – среднеквадратическое отклонение (в английской версии – RMSE, Root Mean Squared Error – корень из среднеквадратической ошибки); $(\text{СКО})^2$ – квадрат среднеквадратического отклонения, или дисперсия (в английской



версии – MSE, Mean Squared Error – среднеквадратическая ошибка). В таблице 1 представлены значения так называемого фактора/коэффициента инфляции дисперсии (VIF, Variance Inflation Factor), то есть меры мультиколлинеарности между предикторами в мо-

дели регрессии или машины опорных векторов, а также значения толерантности ($\text{tolerance} = 1/\text{VIF}$) для пяти рассмотренных в данной работе факторов, которые обуславливают возникновение оползней. Анализ показал, что максимальное значение VIF равно 2,768,

а максимальная величина толерантности составляет 0,456. Это соответствует критическим значениям (толерантности более 0,1 или VIF менее 10) и демонстрирует отсутствие мультиколлинеарности среди пяти параметров, влияющих на возникновение

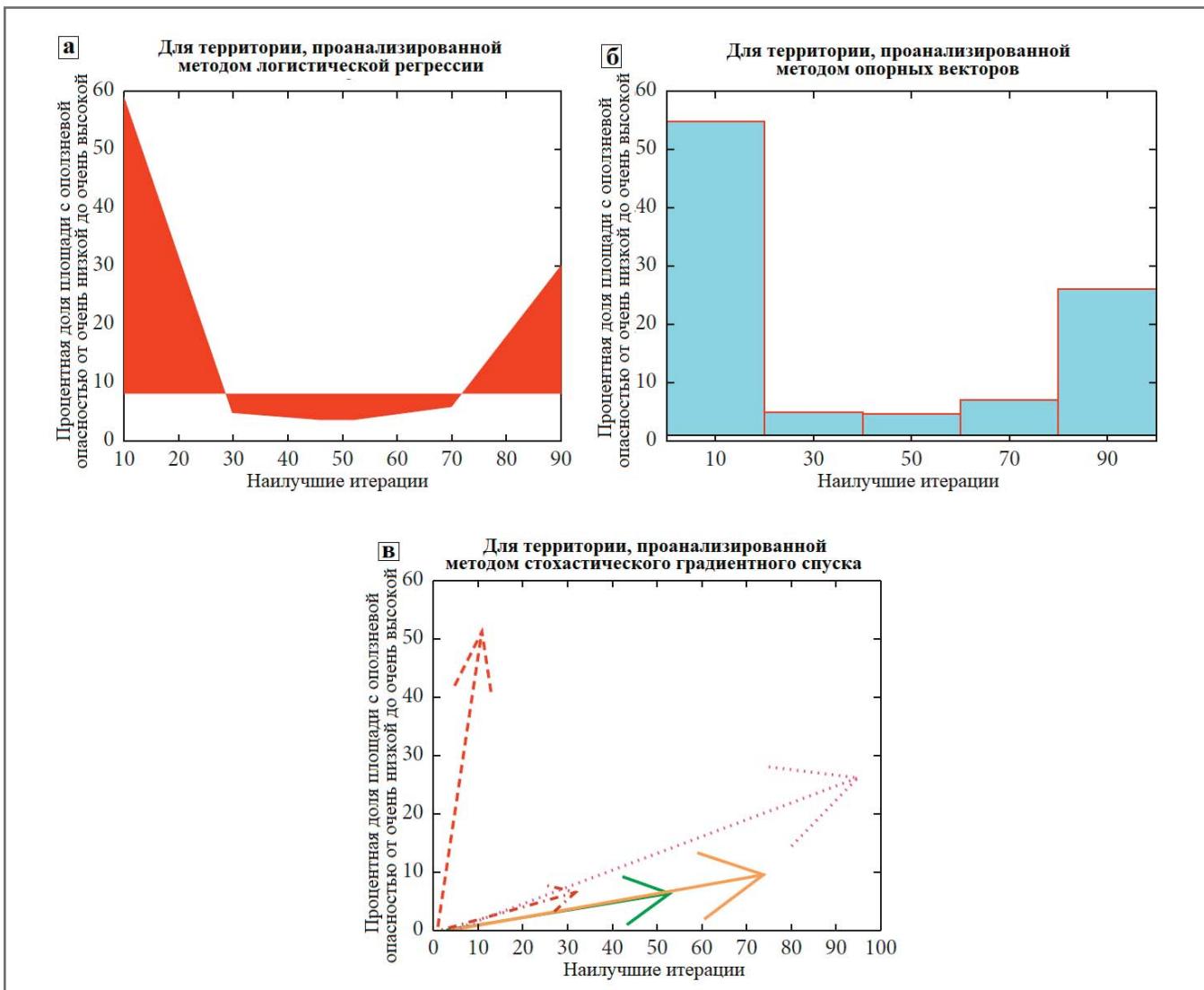


Рис. 4. Процентные доли территорий с оползневой опасностью разных классов, проанализированных методами логистической регрессии (а), опорных векторов (б) и стохастического градиентного спуска (в) (следует отметить, что авторы исходной статьи (Kshirsagar et al., 2022) не расшифровали обозначения цветов и типов линий для рисунка «в». – Ред.)

Таблица 2. Процентные доли территорий с оползневой опасностью разных классов

Метод анализа (модель ИИ)	Оползневая опасность (предрасположенность к оползням)				
	очень низкая	низкая	средняя	высокая	очень высокая
Логистическая регрессия	58,90	4,78	3,45	5,89	29,90
МашинаОпорных векторов	54,78	4,89	4,78	6,90	29,78
Стохастический градиентный спуск	51,34	6,45	6,23	9,43	26,01

оползней, что проиллюстрировано на рисунке 3.

Этот анализ показал, что мониторинг оползней возможен с использованием искусственного интеллекта (методов логистической регрессии, опорных векторов, стохастического градиентного спуска).

Из рисунка 4 видно, что для территории, проанализированной с использованием метода логистической регрессии, 58,90% площади относено к зонам

с очень низкой оползневой опасностью, 29,90% – с очень высокой, 5,89% – с высокой, 4,78% – с низкой, 3,45% – со средней (таблица 2).

Что касается метода опорных векторов, то для 54,78% территории, оцененной с его помощью, показана очень низкая оползневая опасность, для 29,78% – очень высокая, для 6,90% – высокая, для 4,89% – низкая, для 4,78% – средняя (см. рис. 4, таблицу 2).

Если говорить о территории, проанализированной с применением алгоритма стохастического градиентного спуска, то 51,34% ее площади отнесено к зонам с очень низкой оползневой опасностью, 26,01% – с очень высокой, 9,43% – с высокой, 6,45% – с низкой, 6,23% – со средней (см. рис. 4, таблицу 2).

В таблице 3 представлены результаты оценки эффективности трех рассмотренных выше методов. В случае аппрок-

Таблица 3. Эффективность трех моделей ИИ

Метод (модель ИИ)	Статистические показатели эффективности модели					
	СКО ² (MSE), мин. в данном наборе	СКО (RMSE), макс. в данном наборе	Точность (accuracy, ACC), %	Чувствительность (sensitivity), %	Специфичность (specificity), %	F-мера (F-measure), д.ед.
Логистическая регрессия	0,045	0,126	93,78	92,76	99,78	0,95
МашинаОпорных векторов	0,167	0,345	84,89	77,67	96,87	0,84
Стохастический градиентный спуск	0,234	0,378	86,78	84,78	93,12	0,83

симации функции оползневой опасности самую высокую эффективность продемонстрировал метод логистической регрессии. Его чувствительность составила 92,76%, а у алгоритма стохастического градиентного спуска она была 84,78%, у машины опорных векторов – 77,67%. Метод логистической регрессии показал также наибольшие специфичность (99,78%), точность (93,78%) и F-меру (0,95) и при этом наименьшие СКО=RMSE (0,126) и СКО²=MSE (0,045) (см. таблицу 3).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ ►

Оползни относятся к числу самых масштабных и опасных природных явлений на Земле. Используя данные беспроводных датчиков, авторы представленной статьи создали системы на основе искусственного интеллекта, спо-

собные точно предсказывать сдвиговые смещения грунтов. С помощью беспроводной сенсорной сети можно вести непрерывное наблюдение в режиме реального времени за ключевыми факторами, влияющими на оползнеобразование (атмосферными осадками, вертикальными и горизонтальными составляющими наклона массивов пород, смещениями грунтов, движением подземных вод), в целях прогнозирования оползней.

Основными целями данной работы были анализ и оценка эффективности использования трех передовых технологий наблюдения за оползнями на основе искусственного интеллекта, то есть таких методов, как логистическая регрессия, машина опорных векторов и алгоритм стохастического градиентного спуска (SGDA). Полученные результаты пока-

зали высокую конкурентоспособность моделей логистической регрессии. В дальнейшем планируется использование методов глубокого обучения.

Наборы данных, использованные и/или проанализированные в ходе этого исследования, могут быть предоставлены по обоснованному запросу, направленному авторам по указанным адресам электронной почты.

Проект, по которому проводилась данная работа, финансировался Управлением научных исследований (Deanship of Scientific Research, DSR) Университета Короля Абдулазиза в г. Джидде в рамках гранта D-994-135-1443. В связи с этим авторы выражают благодарность DSR за техническую и финансовую поддержку.

Источник для перевода ► (Source for the translation) ►

Kshirsagar P.R., Manoharan H., Kasim S., Khan A.I., Alam M.M., Abushark Y.B., Abera W. Expedite quantification of landslides using wireless sensors and artificial intelligence for data controlling practices // Computational Intelligence and Neuroscience. Hindawi Publishing Corporation, 2022. Vol. 2022. Article ID 3211512. 11 p. <https://doi.org/10.1155/2022/3211512>.

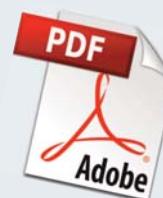
Список литературы, использованной авторами переведенной статьи ► (References used by the authors of the translated paper) ►

1. Giorgetti A., Lucchi M., Tavelli E. et al. A robust wireless sensor network for landslide risk analysis: system design, deployment, and field testing // IEEE Sensors Journal. 2016. Vol. 16. № 16. P. 6374–6386.
2. Muhamad W., Hakim A. WSN and IoT Based Landslide Monitoring System // Test Engineering and Management. 2020. Vol. 83. P. 10926–10932.
3. Kanungo D.P., Maletha A.K., Singh M., Sharma N. Ground based wireless instrumentation and real time monitoring of Pakhi landslide, Garhwal Himalayas, Uttarakhand (India) // Advancing Culture of Living with Landslides. Proceedings of the 4th World Landslide Forum (WLF4), 2017, Ljubljana, Slovenia, Europe (edited by M. Mikos et al.). Springer International Publishing, 2017. Vol. 3. Advances in Landslide Technology. DOI:10.1007/978-3-319-53487-9_33.

4. Suryawanshi S.R., Deshpande U.L. Review of risk management for landslide forecasting, monitoring and prediction using wireless sensors network // Proceedings of the 2017 International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems (ICIIECS). Coimbatore, India, 2017. Vol. 3. P. 1006–1011.
5. Chen W., Chen X., Peng J., Panahi M., Lee S. Landslide susceptibility modeling based on an6s with teaching-learningbased optimization and satin bowerbird optimizer // Geoscience Frontiers. 2021. Vol. 12. № 1. P. 93–107.
6. Chawla A., Pasupuleti S., Chawla S., Rao A.C.S., Sarkar K., Dwivedi R. Landslide susceptibility zonation mapping: a case study from darjeeling district, eastern Himalayas, India // Journal of the Indian Society of Remote Sensing. 2019. Vol. 47. № 3. P. 497–511.
7. Xudong H. Landslide susceptibility mapping using the stacking ensemble machine learning method in lushui, southwest China // Applied Science. 2020. Vol. 10. P. 2–22.
8. Van Khoa V., Takayama S. Wireless sensor network in landslide monitoring system with remote data management // Measurement. 2017. Vol. 118.
9. Pitambar P. IoT based landslide detection and monitoring // International Journal of Research and Analytical Reviews (IJRAR). 2019. P. 25–32.
10. Romdhane R.F., Lami Y., Genon-Catalot D., et al. Wireless sensors network for landslides prevention // Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications (CIVEMSA), IEEE, Annecy, France. 2017. P. 222–227.
11. Chavan S., Pangotra S., Nair S., More V., Nair V. Effective and efficient landslide detection system to monitor Konkan railway tracks // Proceedings of the 2015 International Conference on Technologies for Sustainable Development (ICTSD), IEEE, Mumbai, India. 2015. P. 1–6.
12. Kim J., Kim Y., Jeong S., Hong M. Rainfall-induced landslides by deficit field matric suction in unsaturated soil slopes // Environmental Earth Sciences. 2017. Vol. 76. № 23. Article 808.
13. Zhang Z., Glaser S.D., Bales R.C., Conklin M., Rice R., Marks D.G. Technical report: the design and evaluation of a basin-scale wireless sensor network for mountain hydrology // Water Resources Research. 2017. Vol. 53. № 5. P. 4487–4498.
14. Nasseri M., Kim J., Green R., Alam M. Identification of the optimum relocalization time in the mobile wireless sensor network using time-bounded relocalization methodology // IEEE Transactions on Vehicular Technology. 2017. Vol. 66. № 1. P. 344–357.
15. Pham B.T., Pradhan B., Tien Bui D., Prakash I., Dholakia M.B. A comparative study of different machine learning methods for landslide susceptibility assessment: a case study of Uttarakhand area (India) // Environmental Modelling & Software. 2016. Vol. 84. P. 240–250.
16. Azarafza M., Azarafza M., Akgun H., Atkinson P.M., Derakhshani R. Deep learning-based landslide susceptibility mapping // Scientific Reports. 2021. Vol. 11. Article 24112.
17. Qi T., Zhao Y., Meng X., Chen G., Dijkstra T. AI-based susceptibility analysis of shallow landslides induced by heavy rainfall in Tianshui, China // Remote Sensing. 2021. Vol. 13. № 9. Article 1819.
18. Sufi F.K. AI-Landslide: software for acquiring hidden insights from global landslide data using Artificial Intelligence // Software Impacts. 2021. Vol. 10. № 1. Article 100177.
19. Kshirsagar P., More V., Hendre V., Chippalkatti P., Paliwal K. IOT based baby incubator for clinic // Lecture Notes in Electrical Engineering. Proceedings of the ICCCE-2019 (ed. by A. Kumar, S. Mozar). Singapore: Springer, 2020. Vol. 570. P. 349–355.
20. Fanos A.M., Pradhan B., Mansor S., Yusoff Z.M., Abdullah A.F.B. A hybrid model using machine learning methods and GIS for potential rockfall source identification from airborne laser scanning datafication from airborne laser scanning data // Landslides. 2018. Vol. 15. Vol. 9. P. 1833–1850.
21. Xi C. GIS-based landslide susceptibility assessment using optimized hybrid machine learning methods // CATENA. Elsevier BV, 2021. Vol. 196. Article 104833.
22. Oza S. IoT: the future for quality of services // Lecture Notes in Electrical Engineering. Singapore: Springer, 2020. Vol. 570. Proceedings of the ICCCE-2019 (ed. by A. Kumar, S. Mozar). P. 291–301.

ГеоИнфо
Независимый электронный журнал

WWW.GEOINFO.RU



С 2022 года журнал «ГеоИнфо»
выходит в формате *PDF.
4 выпуска в 2025 году