МЕТОДЫ ГЕОГРАФИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ

УДК 551.4.01:04:08

С.В. Харченко[1,2], С.В. Шварев[3,4]

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ОПОЛЗНЕВОЙ ОПАСНОСТИ В ОКРЕСТНОСТЯХ КРАСНОЙ ПОЛЯНЫ НА ОСНОВЕ ЛИНЕЙНОГО ДИСКРИМИНАНТНОГО АНАЛИЗА

Дан пример приложения современных вероятностно-статистических методов (линейный дискриминантный анализ) для построения модели оценки оползневой опасности. Создана компьютерная модель для прогноза принадлежности участков территории к потенциально оползневым по результатам инвентаризации оползней в районе пос. Красная Поляна (Краснодарский край), ранее проведенной одним из авторов. Выделены участки с наибольшими уровнями оползневой опасности, показаны возможные «проблемные» инженерные объекты и сооружения.

К 2018 г. накоплена масса фактического материала по оползнеобразованию на ряде относительно небольших участков по всему миру и примеров построения математических моделей, объясняющих пространственные закономерности схода оползней. Охарактеризованы самые распространенные из ошибок, допускаемые исследователями при создании таких моделей. Показано также, что, по крайней мере, в англоязычной печати нет примеров вероятностно-статистического моделирования оползневой опасности на территории России.

Описаны структура и принципы работы расчетного алгоритма, реализованного в среде R, приведены характерные значения продолжительности выполнения его отдельных этапов и всего в совокупности на стандартном настольном ПК. Среди важных достоинств алгоритма: 1) пользователь не решает, какой именно набор характеристик должен тестироваться на предмет предсказательной силы, 2) для оценки «качества» модели используется не точность, а чувствительность, что более логично при условии, что оползневой процесс вряд ли реализовался на территории окончательно.

Созданная модель базируется на шести морфометрических характеристиках рельефа: минимум нормализованной высоты, минимум стандартизованной высоты, среднее значение т. н. «terrain view factor» в ячейке, среднее значение и стандартное отклонение т. н. «multiresolution index of valley bottom flatness», максимум отрицательной топографической открытости. Надежность прогноза по модели для рассматриваемой территории – 73%.

Ключевые слова: оползневая опасность, статистическое моделирование, линейный дискриминантный анализ, пос. Красная Поляна

Введение. Опасность, которую несут некоторые катастрофические геоморфологические процессы, в частности оползни, вынуждает исследователей искать более эффективные инструменты и подходы к их прогнозу. Развитие находят как комплексные методики анализа геоморфологических опасностей или безопасности территории [Болысов и др., 2016], так и конкретные методы для решения узких задач оценки местности в среднем и крупном масштабах.

В последние десятилетия в целях прогнозирования все чаще используют вероятностно-статистические методы. Под «геоморфологическим прогнозом» обычно понимают перспективную хронологию развития рельефа какого-либо участка. Однако прогнозом является, например, и определение принадлежности участка к группе потенциально оползневых (т. е. прогноз не «временной», а «пространственный» по принципу «участок № 1 принадлежит к классу участков А, а участок № 2 принадлежит к классу участков Б»). На текущий момент опубликовано огромное количество работ, посвященных поднятой проблеме, среди которых [Carrara, 1983; Gorsevski et al., 2006; Lee and Pradhan, 2007; von Ruette et al., 2011; He et al., 2012; Trigila et al., 2015; Aditian et al., 2018]. Перечислить все достойные внимания публикации не представляется возможным (существуют совсем недавние обзоры [Reichenbach et al., 2018]), однако, можно обобщить часто встречающиеся в подобных работах черты и, что особо важно, недостатки.

Самые популярные методы предсказания оползневых участков – частотное соотношение (frequency ratio), логистическая регрессия (далее – ЛР) и различные виды дискриминантного анализа (далее – ДА, например, линейный дискриминантный анализ).

[1] Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, географический факультет, кафедра геоморфологии и палеогеографии, ст. науч. с., канд. геогр. н.;

[2] Институт географии РАН, лаборатория геоморфологии, ст. науч. с.; *e-mail*: xar4enkkoff@yandex.ru

[3] Институт географии РАН, лаборатория геоморфологии, зав. лабораторией, вед. науч. с., канд. техн. наук;

[4] Институт физики Земли им. О.Ю. Шмидта РАН, вед. науч. с.; *e-mail*: s.v.shvarev@gmail.com

В последние годы все больше применяются новые, но уже активно используемые в других науках методы: деревья решений, случайный лес, нейронные сети, метод опорных векторов. Обычно применение новых методов в сравнении с традиционными дает небольшой прирост предсказательной силы модели или же не дает его вовсе.

Для построения моделей часто используются сходные наборы переменных. Среди количественных переменных по частоте использования лидируют крутизна, экспозиция, различные виды кривизны, абсолютная высота, проективное покрытие растительности, расстояние в плане до дренажной сети и пр. Часто используются и качественные переменные: состав горных пород, тип растительности, экспозиция склонов, приведенная к категориальной «шкале», классификация климата (например, схема В.П. Кёппена используется в [Gorsevski et al., 2006]) и т. д.

Основные недостатки (и математически не строгие допущения), встречающиеся в разных работах, можно свести в табл. 1. Приведенный перечень наверняка не полный и может уточняться и дополняться.

Уже упомянутая работа [Reichenbach et al., 2018] красноречиво свидетельствует о невысоком уровне внедрения вероятностно-статистических методов в предсказания оползневой опасности на территории России. Ее авторами были проанализированы 565 работ с примерами решения подобных задач несколькими статистическими методами. Все статьи опубликованы за 1983–2016 гг. в 105 различных журналах. В этих статьях проанализированы данные по инвентаризации оползней на 621 ключевом участке, расположенном в 65 странах во всех частях света, кроме Антарктиды. На территории России (12,5% обжитой суши) не находится ни один из них. Справедливости ради отметим, что анализировались только статьи на английском языке (есть редкие работы на русском, например, [Аньези и др., 2013]), что, однако, не сильно умаляет масштаб явления.

В статье анализируется индуктивный подход к прогнозу оползневой опасности, а также приводятся результаты по его использованию в бассейне р. Мзымта (Западный Кавказ), который был подвергнут значительному антропогенному воздействию при строительстве объектов зимней Олимпиады 2014 года.

Материалы и методы исследования. *Анализ существующих подходов к прогнозированию оползневой опасности.* Конкретные оползневые очаги возникают на участках, на которых совокупность геологических (прежде всего, гидрогеологических), геоморфологических и ландшафтных условий оказывается для этого оптимальна. Зная изменчивость по территории хотя бы лишь части характеристик, определяющих оползнеобразование (например, уклоны, близость активных разломов и т. д.), мы можем построить прогнозную модель принадлежности учас-

Таблица 1

Недостатки и допущения, встречаемые в публикациях о статистическом предсказании оползневой опасности

Недостаток/допущение	Примеры
Общеметодические проблемы	
Яркие диспропорции классов «фон» (безопасно) и «аномалии» (оползень) в тренировочных выборках приводят к обучению модели уверенно предсказывать только мажоритарный или фоновый класс. Общая высокая точность предсказаний созданной модели (за счет предсказания фона) может вводить в заблуждение о качестве прогноза аномалий.	Trigila et al., 2015
Использование «общей точности» (accuracy) или AUC [Fawcett, 2006] для прогноза не реализовавшегося окончательно процесса (оползни продолжают сходить). Как следствие, занижение качества модели за счет ее стремления при обучении научиться по имеющимся данным относить объективно потенциально оползневые участки к безопасным, ведь на них пока еще (!) не было оползневых событий.	Guo et al., 2015; Aditian et al., 2018 и др.
Проблемы, связанные с подбором исходных данных	
Волюнтаристский подход к выбору потенциальных показателей, игнорирование взаимовлияний переменных.	В большинстве работ
Вольное использование категориальных переменных (напр., необоснованное приведение категориальных переменных к бинарным псевдоколичественным и дальнейшая работа с ними как с интервальными данными).	Gorsevski et al., 2006 и др.
Использование показателя абсолютной высоты и других подобных параметров, могущих быть неодинаковыми у «аномалий» даже на соседних участках.	He et al., 2012; Aditian et al., 2018
Точечное представление данных об инвентаризации оползней (часто не ясно, относятся ли отмеченные позиции к очагам оползней или оползневым телам).	Lee and Pradhan, 2007; Ruette et al., 2011
Грубые ошибки	
Самые разнообразные. Как пример, в работе была занижена надежность полученного с помощью метода ЛДА прогноза оползневой опасности (8,9%), в сравнении с методами ядерного («kernel-based») ДА (91,1%) и ЛР (86,7%). При ближайшем рассмотрении оказывается, что величину 8,9% забыли инвертировать (100 – 8,9 = 91,1%).	He et al., 2012

тка к оползневым. По аналогии с эргодической теоремой Биркгофа–Хинчина [Каток, Хассельблат, 1999], высокой вероятности принадлежности участка к оползневому должно статистически соответствовать небольшое время до момента ближайшего оползневого события. Поэтому результат прогноза принадлежности следует понимать также двояко, в пространственно-временном смысле.

Триггером схода оползня обычно является труднопредсказуемая совокупность условий, если рассматривать их в отдельности. Перечень природных характеристик, которые в каждом конкретном случае были причинами (но не поводом!) реализации оползневого процесса, может сильно варьировать от места к месту. В этом смысле несколько упрощенными выглядят попытки построения моделей оползневой опасности по дедуктивному сценарию, когда: 1) определяется перечень характеристик, которые на взгляд создателя модели являются факторами оползня; 2) ранжируются/шкалируются распределения значений этих характеристик, например, склоны по крутизне – от пологих до очень крутых и отвесных; 3) суммируются ранжированные значения факторов. В результате получается распределение показателя оползневой опасности по исследованной территории.

Недостатки этого подхода известны. Во-первых, оптимальный набор характеристик, используемых для прогноза, не всегда одинаков, что предопределяет, прежде всего, его экспериментальное и статистическое обоснования. Во-вторых, сравнение разных характеристик между собой (присвоение им весов) если и проводится, то часто в отрыве от реальных процессов, по сути, волюнтаристским способом. И, в-третьих, игнорируется возможное взаимодействие между факторами, приводящее к непрогнозируемым таким путем результатам. Кроме всего этого, для дедуктивных моделей, как правило, невозможно или трудно дать оценку их надежности. При всей абстрактности подобных моделей они будут использоваться на территориях, не обеспеченных подробным фактическим материалом о проявлении оползнеобразования и возможных предикторах этого процесса.

К счастью, на ряде небольших хорошо изученных площадок по всему миру проведена детальная инвентаризация оползней, а также крупномасштабные геологическая и геоморфологическая съемки, что позволяет конструировать индуктивные модели, опирающиеся на фактический результат проявления оползневого процесса.

Объект исследования. В качестве объекта исследований выбрана территория, расположенная в окрестностях поселка Красная Поляна и горнолыжного курорта Роза-Хутор в г. Сочи Краснодарского края, которые располагаются в бассейне р. Мзымта. Здесь одним из авторов настоящей статьи проведены полевые исследования, дешифрирование дистанционных данных, и на основе этого построена крупномасштабная геоморфологическая карта. На этой карте, в числе прочего, выделены оползневые тела и стенки их срыва (всего 183 стенки).

Район исследования располагается в пределах Гагрско-Джавского складчато-глыбового поднятия [Милановский, 1968]. В рельефе оно выражено альпийскими средне- и высокогорьями Западного Кавказа. На рассматриваемом участке с поверхности залегают преимущественно нижне- и среднеюрские аргиллиты с прослоями алевролитов, песчаников, реже – с тонкими прослоями, включающими конкреции и стяжения пиритов и сидеритов. В южной части территории, на северном склоне хр. Аибга, залегает порфиритовая свита, представленная разновозрастными пачками туфов и базальтов с прослоями аргиллитов. Мощность юрских отложений на рассматриваемой территории достигает 2 км, местами – больше. Четвертичные отложения выражены фрагментарно: покровно-склоновым чехлом, по крайней мере, верхними его пачками, а также аллювием в днище долины р. Мзымты.

Территория изобилует разломами, к северу от участка вдоль оси главного хребта проходит крупнейший разлом Большого Кавказа. Параллельно ему, уже непосредственно через территорию исследования, проходит еще несколько разломов, области трещиноватости вдоль них прослеживаются до первых сотен метров по глубине [Крестин, Мальнева, 2015] и обеспечивают дополнительное обводнение водоносных горизонтов. Развитие оползней-потоков мелкого заложения происходит по поверхностям скольжения глинистых сланцев и аргиллитов. Небольшие оплывины и оползни бывают развиты в делювиальных и оползневых отложениях.

Годовое количество осадков составляет около 2000 мм [Почвенно-экологический …, 1999], с зимне-весенним максимумом, с которым ассоциировано большинство оползневых событий, и эпизодическими летними ливнями. Среднемноголетняя температура января 0,8°С. В холодную половину года (осень–весна) в горах часты переходы через 0°С, что способствует и активному физическому выветриванию, и активизации процессов транспорта наносов. Территория преимущественно залесена (на той части, которая не подвергнута антропогенному воздействию), тогда как верхний ярус хребтов Аибга, Псехако и других представлен сообществами субальпийских и альпийских лугов.

Методика исследований. На рассматриваемую территорию имеются ЦМР, по которым построены цифровые модели 65 морфометрических характеристик и растр расстояний до активных разломов в соответствии с геологической картой масштаба 1:200 000. Все модели, за исключением растра расстояний до разломов, построены в ГИС SAGA по ЦМР SRTM 1". Среди использованных характеристик связанные с геометрией сети потоков и бассейновой структурой территории (глубина долин, вертикальное расстояние до ближайшего элемента дренажной сети), гидрологические (водосборная площадь, индекс мощности потока, LS-фактор), инсоляционные (потенциальное поступление прямой и рассеянной радиации, фактор видимости неба, положительная и отрицательная топографичес-

кие открытости), позиционные (индекс топографический позиции), собственно топографические (абсолютная, нормализованная и стандартизованная высоты, крутизна по линии наибольшего ската, несколько видов кривизны, «северность» [King et al., 1999]). Перечислены только основные, наиболее широко используемые в науках о Земле показатели.

Следует оговориться, что для модели использованы «нормальные» оползневые тела, объем которых не превышает сотен тысяч м^3, а глубина заложения составляет порядка 5–10 м, развивающиеся автономно при сочетании фоновых природных факторов. Прогноз экстремальных оползневых проявлений, таких как гигантские или грандиозные оползни, в категорию которых по разным оценкам попадают оползни с объемом смещенной массы от 10^7 м^3 [Baoping et al., 2004; Korup et al., 2007] или сингенетически сопряженные оползни-сели [Федоренко, 1988], выходит за рамки данного исследования. Это обусловлено недостаточным для статистически обоснованных построений распространением подобных явлений на исследуемой территории. На всей территории Большого Кавказа выявлено около 30 таких образований [Жидков, 2000], хотя этот список, безусловно, не полный. К числу таких единичных экстремальных проявлений относится оползень в долине р. Пслух в северо-восточной части исследуемой площади [Шварев, 2015], обусловленный исключительным сочетанием структурно-геологических и сейсмотектонических условий. Пространственно-временной прогноз таких явлений требует (кроме выяснения индивидуальной структурной позиции каждого оползня) региональных оценок их распространения и выяснения долговременной периодичности и интенсивности экстремальных метеорологических и сейсмических воздействий.

Для создания прогнозной модели нами использовался метод линейного дискриминантного анализа. На языке R с применением ряда дополнительных пакетов (raster, rgdal, rgeos, velox, e1071, caret, MASS, unbalanced) подготовлен для этого соответствующий алгоритм. Он включает в себя следующие этапы:

1. Определяется расчетная сетка. Это может быть как существующая сетка контуров, так и сетка квадратов с пользовательским значением ширины окна (к примеру, когда данные имеются в наличии по сетке 1 км, а требуется провести расчет по сетке с таким же покрытием, но другим размером ячейки); либо (при отсутствии исходной сетки в любом виде) сетка квадратов, разбиваемая внутри выпуклой оболочки (т. н. «convex hull»), огибающей контуры оползневых стенок.

2. По построенной сетке рассчитываются зональные статистики распределения различных числовых характеристик рельефа, геологического строения и т. п. В каждую ячейку расчетной сетки попадают N числовых значений, по ним можно оценить различные характеристики статистического распределения величин: арифметическое среднее, стандартное отклонение, минимум, максимум, межквартильный размах, асимметрия, эксцесс. Результат сохраняется в таблице данных (в нашем случае – 7934 строки/наблюдения и 462 столбца/переменных).

3. Так как набор данных для создания сводной таблицы осуществляется механическим способом, для построения эффективной модели требуется сепарация переменных. Во-первых, удаляются переменные, имеющие близкую к нулевой дисперсию. Если значения переменной не отличаются от класса к классу объектов, то эта переменная не может быть сколько-нибудь информативной. Во-вторых, рассчитываются коэффициенты корреляции между всеми парами оставшихся переменных. При наличии сильно скоррелированных столбцов данных, удаляется один из каждой такой пары. И, в-третьих, среди столбцов разыскиваются такие, значения в которых являются линейными комбинациями значений из других столбцов. Простейший пример: если в таблице имеются столбцы «минимум», «максимум» и «размах» (разность между максимумом и минимумом), то переменная «размах» есть линейная комбинация первых двух переменных. В этом случае использование переменной «размах» избыточно.

4. Производится операция пересечения расчетной сетки и контуров оползневых стенок. Значения «1» присваивается тем ячейкам, в которые попадают (хотя бы частично) контуры стенок срыва, значения «0» – ячейкам, в которых они отсутствуют.

5. Применяются операции преобразования Бокса–Кокса (частным случаем которого является, например, логарифмирование логнормальных распределений данных) [Box, Cox, 1964], центрирования и шкалирования [Grus, 2015] к каждой переменной. Наличие сходных параметров распределения переменных необходимо для корректной работы метода ЛДА, являющегося параметрическим. Скажем, если средние высоты по ячейкам распределены нормально со средним арифметическим значением 1000 м и среднеквадратическим отклонением 200 м, а уклоны распределены логнормально и асимметрично со средним арифметическим 10°, то прямое сопоставление этих распределений нецелесообразно. Необходимо привести оба распределения, например, к среднему значению 0 и среднеквадратическому отклонению 1, а второе распределение еще и логарифмировать для приведения к симметричному виду.

6. При помощи алгоритма рекурсивного исключения переменных, из перечня оставшихся столбцов выбираются те, которые наилучшим образом сепарируют данные в классы с учетом взаимодействия переменных. Рекурсивный отбор переменных работает по принципу исключения поочередно переменных, наихудшим образом (вне связи с другими переменными) сепарирующих данные в классы. После чего различными критериями может проводиться проверка – помогло ли исключение данной переменной повысить или хотя бы сохранить информативность модели при уменьшении ее сложности.

В итоговой таблице данных остается индикатор класса и столбцы с выбранными переменными.

7. Производится разбивка всех наблюдений на две части. Меньшая часть – тренировочная, используется для создания модели (функции линейного дискриминанта). Для этих целей использовалось 20% всех наблюдений. Верификация модели проводилась на остальных 80% строк таблицы, принадлежность к классам которых была заранее известна. Сопоставление предсказанных классов принадлежности ячеек с априорными данными позволяет достоверно оценить надежность модели.

Расчеты по модели. Вся процедура расчета состояла в следующем: по 66 растрам исходных морфометрических характеристик рассчитывались 7 зональных статистик по 7934 ячейкам расчетной сетки, в каждой из которых в среднем 64 ячейки исходных растровых моделей. Суммарная продолжительность разных этапов расчета составила 27 мин. 40 сек. при следующих системных характеристиках: CPU – Intel Core i7 4790, объем ОЗУ – 16 Гб.

Для оценки надежности модели была построена матрица неточностей. В этой матрице представлены результаты сопоставления фактических и предсказанных классов для каждой ячейки. Существует несколько метрик оценки надежности модели по такой матрице. Наиболее часто используемые индикаторы – точность (отношение суммы истинно идентифицированных наблюдений к их общему числу, или (TP+TN)/(FP+FN+TP+TN[3])), а также индикатор AUC. Гораздо реже используют независимо специфичность (FP/TN+FP) или чувствительность (TP/FN+TP). Однако обычную интерпретацию матрицы неточностей (табл. 2) в нашем случае проводить нельзя, причин у этого ограничения две.

Во-первых, метод ЛДА стремится минимизировать общее число ошибок всех классов, а не ошибок распознавания конкретного класса объектов. В случаях, когда исходные данные резко несбалансированы (в табл. 2 фактически не оползневых ячеек в 6,5 раз больше, чем оползневых), происходит перекос прогноза в сторону мажоритарного класса или фона (а фон все же не оползневой). И даже такая некорректная модель будет давать оценку точности (сумма диагональных значений матрицы в отношении к сумме всех ячеек) – 86,6%. Даже «нулевая модель» (отнесение к фону вообще всех наблюдений) будет давать примерно такой же результат.

Во-вторых, если какая-либо ячейка расчетной сетки не пересекается с контуром оползневой стенки (то есть, фактическое значение принадлежности – 0), но по совокупности морфометрических характеристик ячейка относится к оползневым (прогноз – 1), это может трактоваться двояко. Либо ячейка ошибочно распознана как оползневая, либо скорее она является потенциально оползневой. Поэтому использование критерия «точность» при оценке надежности модели по матрице в нашей ситуации невозможно.

Для решения первой проблемы достаточно уравновесить классы. Наиболее простой вариант решения – случайным образом многократно выбрасывать «лишние» наблюдения в мажоритарном классе тренировочной (но не тестовой!) части выборки и рассчитывать надежность.

Для решения второй проблемы в качестве метрики надежности модели используем вместо «точности» (accuracy) «чувствительность» (sensitivity) – отношение числа истинно положительных наблюдений/ячеек к общему числу положительных (т. е. сумме истинно положительных и ложноотрицательных). Матрица неточностей построенной модели приводится в табл. 3.

Чувствительность созданной модели к идентификации оползневых участков составляет H≈73% или 728/(269+728). Перечень переменных, ранжированный в порядке убывания их предсказательной силы, дан в табл. 4.

В перечне метрик, дающих максимально эффективный прогноз, отсутствуют классические локальные показатели, такие как крутизна, различные виды кривизны, региональные морфометрические величины, вроде параметров аккумуляции поверхностного стока и т. д. Все эти метрики тоже тестировались, однако не давали такой же эффективный прогноз. Очевидно, что крутизна дневной поверхности или, например, поверхности водоупора – один из важнейших факторов оползнеобразования, однако его информативность для задач прогноза оказывается выше при использовании других характеристик, через которые он выражается косвенно. Нами не использовались никакие категориальные метрики (например, литология пород) в предположении, что и они должны находить выражение через морфологию рельефа. Достигнутая величина чувствительности модели (73%) была сочтена достаточной, хотя, скорее всего, может быть повышена еще.

Таблица 2

Пример матрицы неточностей, даваемой некорректной моделью

		Факт	
		0 (фон)	1 (оползни)
Прогноз	0 (фон)	5491	837
	1 (оползни)	11	8

Таблица 3

Матрица неточностей созданной прогнозной модели

		Факт	
		0 (фон)	1 (оползни)
Прогноз	0 (фон)	3602	269
	1 (оползни)	2910	728

[3] TP – true positive, TN – true negative, FP – false positive, FN – false negative.

Таблица 4

Морфометрические показатели, использованные для построения модели

Ранг	Показатель	Статистика	Физический смысл	Ссылка
1	Нормализованная высота (normalized height)	Минимум	Безразмерный показатель относительной высотной позиции точки в пределах локального водосбора. Изменяется от 1 у водоразделов до 0 тальвегов. Для конкретной позиции на склоне этот показатель будет зависеть от соотношения площади водосбора данной точки и всей площади локального водосбора.	Boehner, Selige, 2006
2	Стандартизованная высота (standardized height)	Минимум	Нормализованная высота (фактически, топологическая позиция в пределах элементарного склона), умноженная на абсолютную высоту. Измеряется в м.	Boehner, Selige, 2006
3	«Terrain view factor»	Среднее	Доля площади верхней полусферы, закрытая неровностями земной поверхности, в противоположность «sky view factor» – доли площади верхней полусферы, занятой видимой частью небосвода.	Dozier, Frew, 1990
4	«Multiresolution index of valley bottom flatness»	Среднее	Мультимастшабный фокальный показатель, принимающий только неотрицательные значения. Равен нулю на плоских междуречьях, а положительные значения принимает в широких, выровненных линейных понижениях – днищах балочно-долинной сети. Чем шире и ровнее эта поверхность – тем больше значение показателя.	Gallant, Dowling, 2003
5		Стандартное отклонение		
6	Отрицательная топографическая открытость (ОТО, negative topographic openness)	Максимум	Угол, отсчитываемый от надира до максимально высоко поднятой линии, проведенной таким образом, чтобы пересекать на заданном (10 км) удалении и по заданному азимуту только земную твердь (в противоположность линии прямой видимости). Усредняется по 8 румбам. Чем выше этот показатель, тем более закрыта топографическая позиция на искомом удалении. Скажем, наблюдатель, находящийся в карстовой воронке на вершине одиночного холма посреди низины, все равно будет иметь низкий показатель ОТО.	Prima et al., 2006; Yokoyama et al., 2002

Результаты и их обсуждение. На основании созданной модели сделан прогноз и определены вероятности принадлежности разных участков территории к оползневым, а также отношение к одному из 4 классов ячеек:

– ложноотрицательный прогноз (т. е. ячейка фактически оползневая, но прогноз получен обратный);

– истинно отрицательный прогноз (т. е. ячейка не оползневая);

– истинно положительный прогноз (ячейка оползневая);

– ложноположительный прогноз (ячейка либо ошибочно идентифицирована как оползневая, либо является просто потенциально оползневой).

Схемы приведены на рис. 1.

Размеры участка – 14×33 км, площадь ≈495 км^2. Весь участок был разбит на 7934 ячейки со стороной 250 м. Рельеф территории сильно расчлененный, преимущественно среднегорный, размах высот – от 330 до 2700 м. Субширотно участок сечет долина р. Мзымты, к ней справа примыкает долина наиболее крупного из притоков, протекающих по участку, – р. Лаура. Зарегистрированные оползни располагаются в основном вдоль оси территории – Мзымты, в меньшей степени в остальных частях области моделирования. На территории находятся поселок Красная Поляна, село Эстосадок, курорт Роза-Хутор, проходят автомобильная и железная дороги, возведены почти три десятка канатных дорог.

Рассчитаны значения апостериорной вероятности принадлежности ячеек модели к оползневым. Распределение этих значений имеет следующие характеристики. Минимум вероятности – 0,06. Наиболее низкие вероятности (<0,1) отмечаются в привершинных частях хребта Аибга (гор. Аибга-3 и Каменный Столб), гор. Бзерпи, а также в расширениях днища долины Мзымты в районе с. Эстосадок. В целом бросается в глаза, что величины вероятностей всего днища долинного комплекса рельефа и вершин близлежащих хребтов близки. Максимум вероятности – почти 0,94. Значения выше 0,9 приурочены строго к средним–нижним частям склонов долины Мзымты ниже впадения в нее р. Лауры, т. е. именно в окрестностях п. Красная Поляна.

Локализованы ячейки с высокой вероятностью принадлежности к оползневым, преимущественно в границах распространения терригенно-туфогенных отложений Краснополянской и Гойтхской серий, представленных аргиллитами, песчаниками с прослоями мергелей и известняков. Низшие значения вероятностей приурочены к редким «пятнам» выходов интрузивных массивов, например, на крайнем востоке участка в районе г. Аишха, участкам развития аллювиальных отложений в днище долины р. Мзымты, а также отдельным участкам выходов юрских аргиллитов, как правило, на пологих фрагментах вершинного пояса хребтов. Чаще всего это безлесные области (луговая растительность, а в

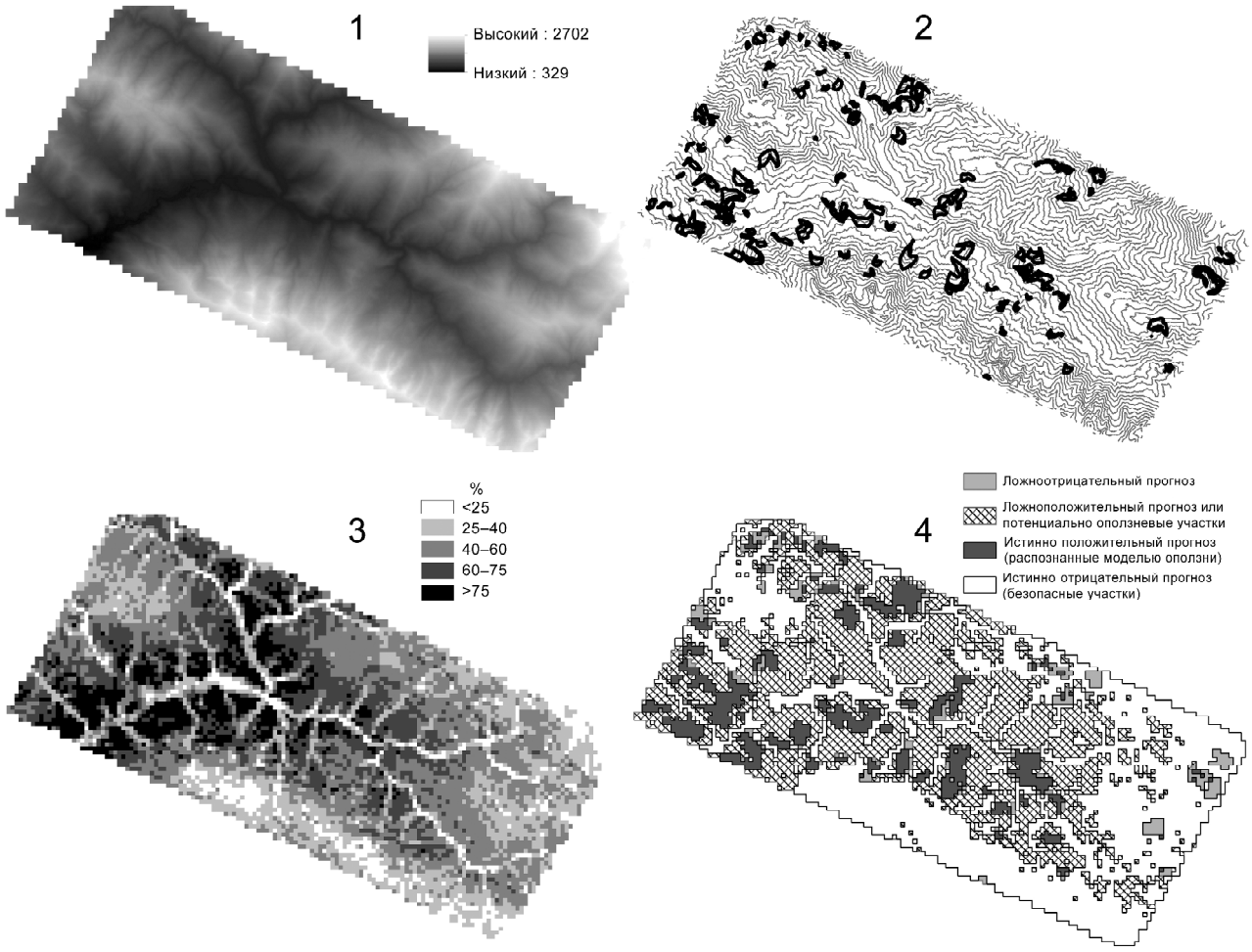

Рис. 1. Карты-схемы оценки оползневой опасности. 1 – исходная цифровая модель рельефа, 2 – рельеф участка в горизонталях через 100 м и расположение оползневых стенок, 3 – апостериорные вероятности принадлежности участка к оползневому, 4 – классы принадлежности участков

Fig. 1. Schematic maps of landslide susceptibility. 1) Basic digital elevation model. 2) Topography of the territory by 100 m contour lines and the positions of the scarps of sliding. 3) A posteriori probabilities of cell's attachment to landslide area. 4) Classes of cells

долине – застройка), и лишь в редких случаях площади безопасных ячеек покрыты лесом. Верно и обратное, большинство ячеек с высокой вероятностью покрыто лесом. Из этого не следует, что лесная растительность обуславливает развитие оползневых процессов, а только то, что факторы локализации ее и оползней могут быть сходны. Напрашивается такой пример: лесная растительность в днище долины как наиболее удобном для инженерного освоения месте почти полностью была сведена и осталась лишь на неудобьях. В то же время, именно к участкам расчлененного, неудобного рельефа приурочены более высокие значения вероятностей.

Распределение вероятностей относительно симметричное, со средним значением 0,501. С использованием стандартного значения отсечки – 0,5 – ячейки поделены на безопасные и оползневые (или потенциально оползневые). Если предсказанный и фактический класс ячейки совпал – на рис. 1 Г они показаны либо как истинноотрицательный прогноз (фон), либо как истиннположительный прогноз (оползни). При несовпадении классов ячейки относились в группы ложноотрицательного прогноза (ячейка пересекается с контуром стенки срыва, но распознана как безопасная) и ложноположительного прогноза (ячейка не пересекается с контуром стенки срыва, но морфометрия рельефа в ячейке и в «оползневых» ячейках близки). Последние две группы представляют для исследователей особый интерес. Ложноотрицательные ячейки являются индикаторами несовершенства модели – эти участки доподлинно оползневые, однако выбранный набор характеристик не позволил это распознать. Более пристальный взгляд на природные особенности в их границах поможет понять, какие факторы упущены из рассмотрения.

Нужно понимать, что при переносе модели на другие территории не удастся построить четырехчленную схему деления, как в нашем примере. Всю площадь удастся подразделить только на две категории. Если провести порог отсечения с использова-

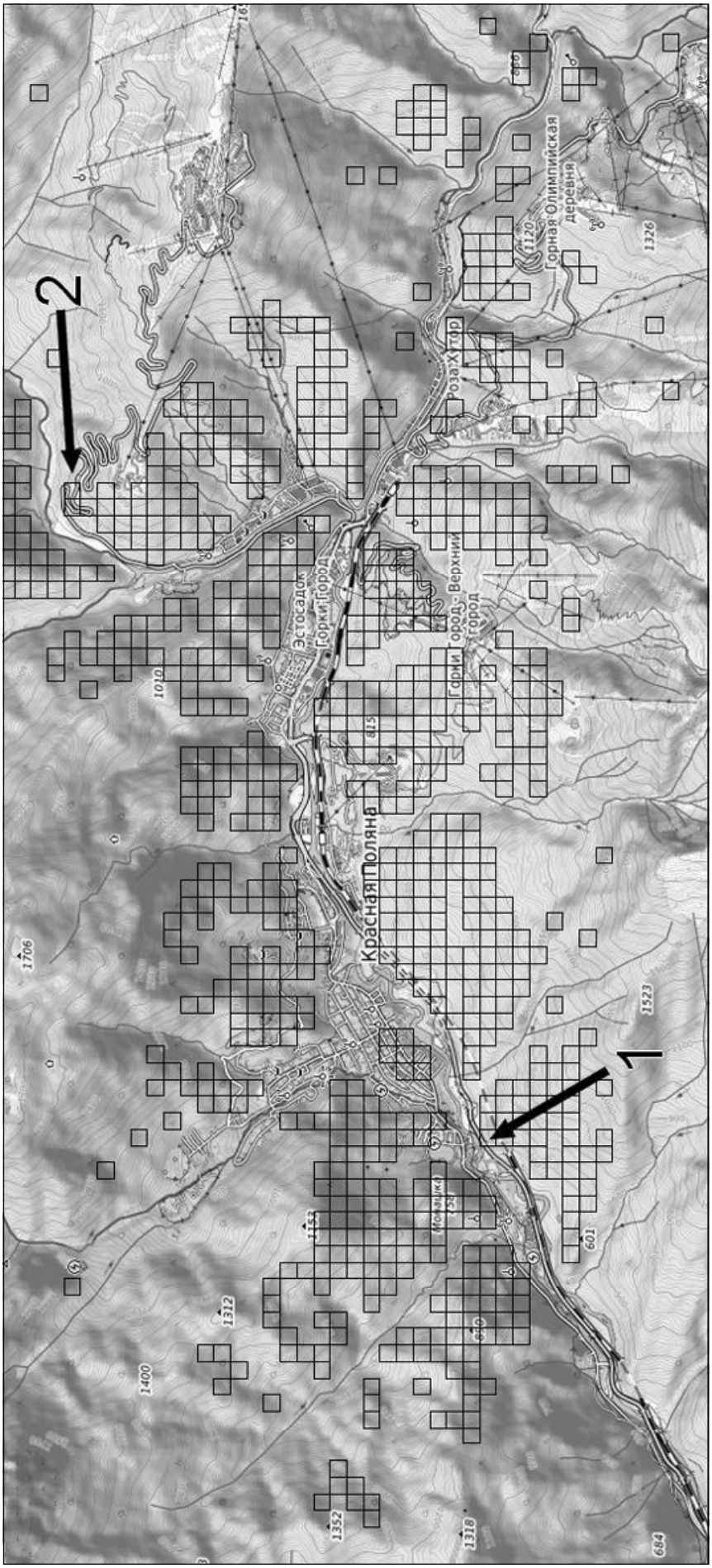

Рис. 2. Расположение ячеек модели со значением вероятности >0,75. Стрелками показано расположение противооползневых сооружений: сеток (1) и подпорных стенок (2)

Fig. 2. Position of model cells with predicted probabilities >0,75. Arrows mark the location of anti-landslide structures: grids (1) and retaining walls (2)

нием ROC-кривой [Green, Swets, 1966], то его величина окажется 0,544. То есть наибольшая точность (именно она, но не чувствительность) достигается при пороге разнесения ячеек в разные классы не 0,5, а немного больше. Это означает, что полученные площади потенциально оползневых участков на исследуемой территории могут быть незначительно преувеличены.

Если отбросить ячейки с вероятностью принадлежности участка к оползневым <0,75, окажется, что большая часть оставшихся ячеек локализована в ближайшей окрестности пос. Красная Поляна и с. Эстосадок. Однако жилые территории этими ячейками почти не охвачены. Единственное исключение – несколько кварталов в юго-западной части поселка. В то же время, в различных местах ячейки с высокой вероятностью оползневых событий перекрывают объекты дорожной сети. На ряде участков автодорог (показаны стрелками 1 и 2 на рис. 2) для предотвращения оползней проведены мероприятия по укреплению склонов: установлены противооползневые сетки (1) или поставлены подпорные стенки (2). Тот факт, что на этих участках склоновые и, в частности, оползневые процессы представляют опасность для движущегося транспорта, подтверждается эмпирически. Интересно, что железнодорожная ветка Адлер–Роза-Хутор построена таким образом, что нигде по поверхности не пересекает ячейки с высокой (более 75% вероятности) степенью оползневой опасности, исключение – лишь участки в тоннелях.

Отдельно отметим, что принципиально возможно включение в модель любого числа характеристик различных типов. Например, не учтенными остались такие категориальные факторы, как литология пород и тип растительного покрова. Их учет позволит в будущем поднять надежность модели выше полученного уровня 73%. Кроме того, возможно распространить данный подход на качественном (классификация) и количественном (регрессия) уровнях на предсказание наличия и темпов других процессов денудации в горах Кавказа в случае имеющейся инвентаризации этих процессов (путем стационарных и полустационарных наблюдений).

Выводы:

– создана индуктивная модель прогноза оползневой опасности территории пос. Красная Поляна, курорта Роза-Хутор и их окрестностей (в аспекте вероятности принадлежности территории к потенциально подверженной оползням). При подготовке модели учитывались недостатки многих других вероятностно-статистических моделей, созданных в разное время и в разных странах (Италия, Испания, Китай, Япония, США) геологами и геоморфологами. Такие модели не лишены недостатков, однако, являются гораздо менее субъектно-зависимыми, чем традиционные дедуктивные модели прогноза;

– для оценки качества прогноза по модели, призванного определять принадлежность территории к потенциально оползневым или потенциально безопасным участкам, нельзя использовать традиционные индикаторы оценки качества классификации (точность, «area under the curve» или AUC). Более логичным кажется использовать узкий критерий чувствительности и стремиться к его максимизации. Также крайне важно использование «равновесных» наборов данных для обучения модели, где разные классы представлены примерно одинаковым числом наблюдений, даже если частота их встречаемости по территории действительно значительно различается. Несоблюдение этих двух условий приводит к построению модели с кажущейся высокой эффективностью, которая, однако, в подавляющем большинстве случаев будет относить объекты миноритарного класса (например, «оползневые» ячейки) к мажоритарному;

– максимальную эффективность прогноза дал, в каком-то смысле, неожиданный набор переменных: минимум нормализованной высоты, минимум стандартизованной высоты, среднее значение т.н. «terrain view factor», среднее значение и стандартное отклонение «multiresolution index of valley bottom flatness», максимум отрицательной топографической открытости. Использование более традиционных наборов снижает эффективность. По-видимому, эти переменные являются комплексным отражением отдельных факторов оползнеобразования и их взаимодействия, что невозможно учесть, если использовать напрямую традиционные наборы (крутизна, площадь водосбора и др.). Возможны и другие объяснения, но факт достижения максимальной эффективности прогноза, да и просто правдоподобность итоговой схемы при использовании этих переменных – налицо;

– при надежности модели 73% полученные значения вероятности распределяются на исследуемой территории от 0,06 до 0,94. Наибольшие значения приурочены к средним и нижним частям склонов долины р. Мзымты ниже впадения в нее р. Лауры. В ячейках со значением вероятности >0,75 оказываются следующие инженерные объекты и сооружения: несколько кварталов застройки в юго-западной части территории пос. Красная Поляна, различные участки автодорог. В это же время железнодорожное полотно в пределах всей рассматриваемой территории находится в относительно «спокойных» условиях. Созданная модель может использоваться при планировании дальнейшего инженерного обустройства данной территории.

Благодарности. Моделирование оползневой восприимчивости территории выполнено при финансовой поддержке РНФ, проект № 19-17-00181. Расчет фокальных характеристик рельефа, использованных для прогноза, сделан за счет средств гранта РФФИ по проекту № 17-05-00765 «а».

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Аньези В., Костанзо Д., Минина М.В., Королев В.А., Ротильяно Э. Применение статистических непараметрических методов для оценки факторов оползневых процессов на территории районов Шиллато и Кальтавутуро (о. Сицилия) // Сергеевские чтения. Вып. 15. Материалы годичной сессии Научного совета РАН по проблемам геоэкологии, инженерной геологии и гидрогеологии. М.: РУДН, 2013. С. 101–105.

Болысов С.И., Бредихин А.В., Еременко Е.А. Комплексная мелкомасштабная оценка геоморфологической безопасности России // Вестн. Моск. ун-та. Сер. 5. Геогр. 2016. № 2. С. 3–12.

Жидков М.П. Условия возникновения крупных обвально-оползневых явлений на Большом Кавказе // Геоморфология. 2000. № 1. С. 73–82.

Каток А.Б., Хассельблат Б. Введение в современную теорию динамических систем. М.: Факториал, 1999. 768 с.

Крестин Б.М., Мальнева И.В. Активность оползневого и селевого процессов на территории Большого Сочи и ее изменения в начале XXI века // Геоэкология. Инженерная геология, гидрогеология, геокриология. 2015. № 1. С. 58–66.

Милановский Е.Е. Новейшая тектоника Кавказа. М.: Недра, 1968. 483 с.

Почвенно-экологический атлас Краснодарского края / Виднов А.С. и др. Краснодар: КЗРЗ КК, 1999. 20 с.

Федоренко В.С. Горные оползни и обвалы, их прогноз. М.: МГУ, 1988. 214 с.

Шварев С.В. Анализ параметров древнего катастрофического оползня в долине реки Пслух (Западный Кавказ) с использованием данных лазерного сканирования // Геоморфология. 2015. № 4. С. 90–98.

Aditian A., Kubota T., Shinohara Y. Comparison of GIS-based landslide susceptibility models using frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network in a tertiary region of Ambon, Indonesia. *Geomorphology*, 2018, vol. 318, p. 101–111.

Baoping W., Sijing W., Enzhi W., Jianmin Z. Characteristics of rapid giant landslides in China. *Landslides*, 2004, no. 1, p. 247–261.

Boehner J., Selige T. Spatial prediction of soil attributes using terrain analysis and climate regionalization. SAGA – Analysis and Modelling Applications, Goettingen, Goettinger Geographische Abhandlungen, 2006, p. 13–28.

Box G.E.P., Cox D. R. An analysis of transformations. *Journal of the Royal Statistical Society*, Series B, 1964, no. 26 (2), p. 211–252.

Carrara A. Multivariate Models for Landslide Hazard Evaluation. *Mathematical Geology*, 1983, vol. 15, no. 3, p. 403–426.

Dozier J., Frew J. Rapid calculation of terrain parameters for radiation modeling from digital elevation data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, no. 28, p. 963–969.

Fawcett T. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 2006, no. 27, p. 861–874.

Gallant J.C., Dowling T.I. A multiresolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. *Water Resources Research*, 2003, no. 39(12), p. 1347–1360.

Gorsevski P.V., Gessler P.E., Foltz R.B., Elliot W.J. Spatial prediction of landslide hazard using logistic regression and ROC analysis. *Transactions in GIS*, 2006, vol. 10, no. 3, p. 395–415.

Green D.M., Swets J.A. Signal detection theory and psychophysics. New York, NY: John Wiley and Sons Inc., 1966, 234 p.

Grus J. Data Science from Scratch. Sebastopol, CA: O'Reilly, 2015, 320 p.

Guo Ch., Montgomery D.R., Zhang Y., Wang K., Yang Z. Quantitative assessment of landslide susceptibility along the Xianshuihe fault zone, Tibetan Plateau, China. *Geomorphology*, 2015, vol. 248, p. 93–110.

He S., Pan P., Dai L., Wang H., Liu J. Application of kernel-based Fisher discriminant analysis to map landslide susceptibility in the Qinggan River delta, Three Gorges, China. *Geomorphology*, 2012, no. 171–172, p. 30–41.

King D., Bourennane H., Isambert M., Macaire J.J. Relationship of the Presence of a Non-Calcareous Clay-Loam Horizon to DEM Attributes in a Gently Sloping Area. *Geoderma*, 1999, no. 89(1–2), p. 95–111.

Korup O., Clague J.J., Hermanns R.L., Hewitt K., Strom A.L., Weidinge J.T. Giant landslides, topography and erosion. *Earth and Planetary Science Letters*, 2007, no. 261, p. 578–589.

Lee S., Pradhan B. Landslide hazard mapping at Selangor, Malaysia using frequency ratio and logistic regression models. *Landslides*, 2007, vol. 4, no. 1, p. 33–41.

Prima O.D.A., Echigo A., Yokoyama R., Yoshida T. Supervised landform classification of Northeast Honshu from DEM-derived thematic maps. *Geomorphology*, 2006, vol. 78, p. 373–386.

Reichenbach P., Rossi M., Malamud B.D., Mihir M., Guzzetti F. A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth-Science Reviews*, 2018, no. 180, p. 60–91.

Trigila A., Iadanza C., Esposito C., Scarascia-Mugnozza G. Comparison of logistic regression and random forests techniques for shallow landslide susceptibility assessment in Giampilieri (NE Sicily, Italy). *Geomorphology*, 2015, vol. 249, p. 119–136.

von Ruette J., Papritz A., Lehmann P., Rickli C., Or D. Spatial statistical modeling of shallow landslides – Validating predictions for different landslide inventories and rainfall events. *Geomorphology*, 2011, vol. 133, no. 1–2, p. 11–22.

Yokoyama R., Shirasawa M., Pike R.J. Visualizing topography by openness: A new application of image processing to digital elevation models. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2002, vol. 68, p. 251–266.

Поступила в редакцию 05.05.2019
После доработки 15.09.2019
Принята к публикации 20.12.2019

S.V. Kharchenko[1,2], S.V. Shvarev[3,4]

FORECASTING OF LANDSLIDE HAZARDS IN THE VICINITY OF KRASNAYA POLYANA BASING ON LINEAR DISCRIMINATORY ANALYSIS

Application of modern statistical methods (LDA) for landslide susceptibility assessment is discussed. A computer model was created to forecast if an area falls into the category of potentially landslide-hazardous. The model is based on the landslides inventory carried out earlier by one of the authors in the vicinity of the Krasnaya Polyana settlement (Russia, Krasnodarskiy Krai). The sites with the highest landslide susceptibility were identified, and the landslide-prone objects and buildings were revealed.

By 2018, a lot of factual data on landslide formation has been accumulated for a number of relatively small areas around the world. There are many examples of the elaboration of mathematical models explaining the spatial patterns of landslides. The most common errors during the construction of such models are characterized. It is also shown that, at least in English-language publications, there are no examples of statistical probabilistic modeling of the landslide hazard in the territory of Russia.

The structure and the operation mode of computational algorithm implemented in the R environment are described. The characteristic durations of each computational stage and the whole algorithm using common desktop PC are presented. Two most important advantages of the algorithm are as follows: 1) the user does not decide which particular set of characteristics should be tested for predictive power, 2) «sensitivity», rather than «accuracy», is used to evaluate the model's «quality», which is more coherent considering the incompletion of landslide processes within the territory.

The model is based on six geomorphometric parameters of terrain: the minimum normalized height, the minimum standardized height, the average «terrain view factor» in a cell, the mean and standard deviation of the «multiresolution index of valley bottom flatness», the maximum negative topographic openness. The reliability of forecast by the model for the territory under study is 73%.

Key words: landslide susceptibility, statistical modeling, linear discriminatory analysis, Krasnaya Polyana settlement

Acknowledgements. Modeling of landslide susceptibility of the territory was financially supported by the Russian Science Foundation (project № 19-17-00181). Focal parameters of relief used for forecasting were calculated with financial support by the Russian Foundation for Basic Research (project № 17-05-00765 «a»).

REFERENCES

Aditian A., Kubota T., Shinohara Y. Comparison of GIS-based landslide susceptibility models using frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network in a tertiary region of Ambon, Indonesia. *Geomorphology*, 2018, vol. 318, p. 101–111.

Anezi V., Kostanzo D., Minina M.V., Korolev V.A., Rotilyano E. Primenenie statisticheskih neparametricheskih metodov dlya ocenki faktorov opolznevyh processov na territorii rajonov Scillato i Caltavuturo (o. Sicilia) [Application of statistical non-parametric techniques for the assessment of landslide factors within the territory of Scillato and Caltavuturo communes (Sicilia)] Academician Sergeev's readings, vol. 15, Moscow, Peoples' Friendship University of Russia Publ., 2013, p. 101–105. (In Russian)

Baoping W., Sijing W., Enzhi W., Jianmin Z. Characteristics of rapid giant landslides in China. *Landslides*, 2004, no. 1, p. 247–261.

Boehner J., Selige T. Spatial prediction of soil attributes using terrain analysis and climate regionalization. SAGA – Analysis and Modelling Applications, Goettingen, Goettinger Geographische Abhandlungen, 2006, p. 13–28.

Bolysov S.I., Bredikhin A.V., Eremenko E.A. Kompleksnaya melkomasshtabnaya otsenka geomorfologicheskoj bezopasnosti Rossii [Integral small-scale assessment of the geomorphologic safety of Russia]. *Vestn. Mosk. un-ta*, Ser. 5, Geogr., 2016, no. 2, p. 3–12. (In Russian)

Box G.E.P., Cox D.R. An analysis of transformations. *Journal of the Royal Statistical Society*, Series B, 1964, no. 26(2), p. 211–252.

Carrara A. Multivariate Models for Landslide Hazard Evaluation. *Mathematical Geology*, 1983, vol. 15, no. 3, p. 403–426.

Dozier J., Frew J. Rapid calculation of terrain parameters for radiation modeling from digital elevation data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, no. 28, p. 963–969.

Fawcett T. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 2006, no. 27, p. 861–874.

Fedorenko V.S. Gornye opolzni i obvaly, ih prognoz [Landslides and rock falls, and their forecasting], Moscow, MGU Publ., 1988, 214 p. (In Russian)

Gallant J.C., Dowling T.I. A multiresolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. *Water Resources Research*, 2003, no. 39(12), p. 1347–1360.

Gorsevski P.V., Gessler P.E., Foltz R.B., Elliot W.J. Spatial prediction of landslide hazard using logistic regression and ROC analysis. *Transactions in GIS*, 2006, vol. 10, no. 3, p. 395–415.

Green D.M., Swets J.A. Signal detection theory and psychophysics. New York, NY: John Wiley and Sons Inc., 1966, 234 p.

Grus J. Data Science from Scratch. Sebastopol, CA: O'Reilly, 2015, 320 p.

[1] Lomonosov Moscow State University, Faculty of Geography, Department of Geomorphology and Palaeogeography, Senior Scientific Researcher, PhD. in Geography;

[2] RAS, Institute of Geography, Laboratory of Geomorphology, Senior Scientific Researcher; *e-mail*: xar4enkkoff@yandex.ru

[3] RAS, Institute of Geography, Laboratory of Geomorphology, Head of the laboratory, Leading Scientific Researcher, PhD. in Engineering;

[4] RAS, The Schmidt Institute of Physics of the Earth, Laboratory no. 302, Leading Scientific Researcher; *e-mail*: s.v.shvarev@gmail.com

Guo Ch., Montgomery D.R., Zhang Y., Wang K., Yang Z. Quantitative assessment of landslide susceptibility along the Xianshuihe fault zone, Tibetan Plateau, China. *Geomorphology*, 2015, vol. 248, p. 93–110.

He S., Pan P., Dai L., Wang H., Liu J. Application of kernel-based Fisher discriminant analysis to map landslide susceptibility in the Qinggan River delta, Three Gorges, China. *Geomorphology*, 2012, no. 171–172, p. 30–41.

Katok A.B., Hassel'blat B. Vvedenie v sovremennuyu teoriyu dinamicheskih system [Introduction to the modern theory of dynamic systems], Moscow, Faktorial Publ., 1999, 768 p. (In Russian)

King D., Bourennane H., Isambert M., Macaire J.J. Relationship of the Presence of a Non-Calcareous Clay-Loam Horizon to DEM Attributes in a Gently Sloping Area. *Geoderma*, 1999, no. 89(1–2), p. 95–111.

Korup O., Clague J.J., Hermanns R.L., Hewitt K., Strom A.L., Weidinger J.T. Giant landslides, topography and erosion. *Earth and Planetary Science Letters*, 2007, no. 261, p. 578–589.

Krestin B.M., Malneva I.V. Aktivnost opolznevogo i selevogo processov na territorii Bolshogo Sochi i ee izmeneniya v nachale XXI veka [Landslide and debris flow activity in Sochi agglomeration and its changes in the beginning of XXI century], *Geoecology, Engineering Geology, Hydrogeology, Geocriology*, 2015, no. 1, p. 58–66.

Lee S., Pradhan B. Landslide hazard mapping at Selangor, Malaysia using frequency ratio and logistic regression models. *Landslides*, 2007, vol. 4, no. 1. p. 33–41.

Milanovskij E.E. Novejshaya tektonika Kavkaza [Recent tectonics of the Caucasus], Moscow, Nedra Publ., 1968, 483 p. (In Russian)

Pochvenno-ekologicheskij atlas Krasnodarskogo Kraya [Soil-environmental atlas of the Krasnodar Krai] Ed. Vidnov A.S. et al. Krasnodar, KZRZ KK Publ., 1999, 20 p. (In Russian)

Prima O.D.A., Echigo A., Yokoyama R., Yoshida T. Supervised landform classification of Northeast Honshu from DEM-derived thematic maps. *Geomorphology*, 2006, vol. 78, p. 373–386.

Reichenbach P., Rossi M., Malamud B.D., Mihir M., Guzzetti F. A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth-Science Reviews*, 2018, no. 180, p. 60–91.

Shvarev S.V. Analiz parametrov drevnego katastroficheskogo opolznya v doline reki Psluh (Zapadnyj Kavkaz) s ispol'zovaniem dannyh lazernogo skanirovaniya [Analysis of the parameters of an ancient catastrophic landslide in the valley of the Psluh River (Western Caucasus) using the laser scanning data], *Geomorfologiya*, 2015, no. 4, p. 90–98. (In Russian)

Trigila A., Iadanza C., Esposito C., Scarascia-Mugnozza G. Comparison of logistic regression and random forests techniques for shallow landslide susceptibility assessment in Giampilieri (NE Sicily, Italy). *Geomorphology*, 2015, vol. 249, p. 119–136.

Von Ruette J., Papritz A., Lehmann P., Rickli C., Or D. Spatial statistical modeling of shallow landslides – Validating predictions for different landslide inventories and rainfall events. *Geomorphology*, 2011, vol. 133, no. 1–2, p. 11–22.

Yokoyama R., Shirasawa M., Pike R.J. Visualizing topography by openness: A new application of image processing to digital elevation models. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2002, vol. 68, p. 251–266.

Zhidkov M.P. Usloviya vozniknoveniya krupnyh obval'no-opolznevyh yavlenij na Bol'shom Kavkaze [Factors of large landslides and rock falls in the Great Caucasus], *Geomorfologiya*, 2000, no. 1, p. 73–82. (In Russian)

Received 05.05.2019
Revised 15.09.2019
Accepted 20.12.2019