

УДК 504.06:502 (063)

РИСК-АНАЛИЗ ОПОЛЗНЕВОГО ВЫБРОСА ПРИ ЭКСПРЕСС-ОЦЕНКАХ ЗОН ПОРАЖЕНИЯ

Алёшин Ю. Г.

Институт геомеханики и освоения недр НАН КР

Рассматривается эффективность применения эмпирических моделей искусственных нейронных сетей и регрессионного анализа для прогноза параметров оползневого выброса в зоне поражения на основе комплекса геоморфологических признаков. Предлагается метод оценки риска поражения объектов вследствие неправильно принятых решений.

Ключевые слова: оползневой выброс, геоморфологические признаки, искусственная нейронная сеть, регрессия, риск-анализ

ЗЫЯН ЗОНАЛАРЫН ЭКСПРЕССИ БААЛОО УЧУРУНДА ЖЕР КӨЧКҮ КОРКУНУЧУ ТАЛДЫКТОО

Алёшин Ю. Г.

КР УИАнын Геомеханика жана жер казынасын өздөштүрүү институту

Жасалма нейрон тармактарынын эмпирикалык моделдерин колдонуунун жана геоморфологиялык өзгөчөлүктөрдүн комплексинин негизинде жабыркаган аймакта жер көчкү түшүүсүнүн параметрлерин болжолдоо үчүн регрессиялык анализдин натыйжалуулугу каралат. Туура эмес чечимдерден улам объектилерге зыян келтирүү коркунучун баалоо ыкмасы сунушталган.

Баштапкы сөздөр: Жер көчкүнүн жарылышы, геоморфологиялык өзгөчөлүктөрү, жасалма нейрон тармагы, регрессиялык анализ, тобокелдиктерди талдоо

LANDSLIDE RISK ANALYSIS IN RAPID ASSESSMENTS OF AFFECTED AREAS

Алёшин Ю. Г.

Institute of Geomechanics and Development of Subsoil of the NAS KR

The effectiveness of using empirical artificial neural network models and regression analysis for predicting of landslide run-out parameters based on a set of geomorphological features is considered. The method is proposed to assess the risk for the damage of objects due to wrong decisions.

Keywords: landslide run-out, geomorphological features, artificial neural network, regression analysis, risk analysis.

Проблема прогноза оползневой опасности является комплексной, включающей в себя оценки как времени обрушения склона, так и показателей зоны поражения: скорости смещения оползневых масс, дальности оползневой смещения (так называемого "оползневой выброса"), объёма и мощности отложений в зоне аккумуляции. Смещающаяся с высокой скоростью грунтовая масса оползней подвергает высокой опасности территорию на пути своего движения, в особенности в тех случаях, когда перемещение этих масс достигает сотен метров или нескольких километров [1].

В Кыргызстане в бассейне любой реки можно обнаружить следы оползней большой протяжённости (Кугарт, Майлы-Суу, Чаткал и др.). В наибольшей мере это относится к склонам, сложенным породами мезокайнозойского комплекса, покрытых преимущественно четвертичными суглинками. На подобных участках средняя величина оползневой выброса по дальности поражения составляет величину $K_L = L_{max} / L_0 \approx 4$, по площади поражения $K_S = S_{max} / S_0 \approx 5$. За последние 30 лет в республике по данным МЧС в связи с оползнями отмечается от 2 до 100 ЧС (максимальное значение в 1994 году) с числом жертв от 3 до 4 на каждые 10 происшествий чрезвычайного характера, что сравнимо с потерями людей от произошедших землетрясений [2]. Между тем оползни, вызванные крупными землетрясениями, представляют особую большую опасность: во время Вэньчуаньского землетрясения в Китае в 2008 году произошло 19748 обрушений склонов на площади ~ 110 тыс. км², при этом погибло приблизительно 20 тыс. человек [3].

Известно, что развитие оползневой опасности и формирование его характеристик, в том числе в зоне оползневой опасности, определяются большим комплексом природных факторов: атмосферно-синоптических, гидрогеологических, геоморфологических, геолого-литологических, сейсмоструктурных, а также антропогенных воздействий [4,5,6]. В условиях скоротечного развития всех стадий оползневой опасности

зачастую не представляется возможным (в том числе по соображениям безопасности) провести детальное инженерно-геологическое изучение оползневого склона с выдачей прогнозных характеристик зоны оползневого поражения, которые крайне необходимы органам МЧС для принятия решений по экстренному выводу людей из этой зоны или реализации противооползневых мероприятий. В таких случаях, воспользовавшись методом геомеханических аналогий на основе статистики предыдущих оползневых обрушений, производится экспресс-прогноз характеристик зоны оползневого поражения с использованием нейросетевого автомата.

В настоящее время имеется лишь немного исследований, посвящённых изучению влияния комплекса различных факторов (инженерно-геологических, сейсмических, геоморфологических и др.) на показатели зон оползневого поражения. В своей работе мы попытались использовать два подхода к решению проблемы. Один из них основывается на нейросетевом анализе преимущественно качественных показателей оползневого склона, другой – на регрессионном анализе предикторов, выраженных преимущественно в числовой форме.

1. Подход нейросетевого программирования. Воспользовавшись методами многофакторного анализа с применением нейросетевого программирования применительно к базам данных по оползням бассейнов рек Кыргызстана, а также опубликованным данным в других странах, мы попытались установить и исследовать такие зависимости, которые могли бы использоваться в целях формирования достоверных прогнозов, таких показателей как тип или вид возможного оползня (поток или блок-поток, блоковый оползень, оплывина или спływ), его объём, дальности продвижения в катастрофической стадии движения и площадь поражения [4]. В качестве предикторов в задачах распознавания и регрессии использовались простейшие геоморфологические и геолого-тектонические признаки:

– наблюдатель № 1 низкой квалификации может представить данные об экспозиции склона (Э), его крутизне (К), формы в профиле (Ф), высоте над базисом разгрузки (В) и гидрогеологических проявлениях на поверхности (ГУ);

– наблюдатель № 2 высокой квалификации дополнительно к вышеперечисленным может предоставить информацию о генезисе склона (ГС) и типе отложений, слагающих склон (ТО).

В качестве выходных или прогнозируемых параметров выбраны следующие: дальность распространения оползневых масс (L), площадь оползневого поражения (S), объём неустойчивого массива (V), мощность оползневого тела (T). Ввиду очень широкого диапазона изменения выходных показателей использовалась логарифмическая шкала.

В условиях чрезвычайной ситуации формирование оперативного прогноза может опираться на различную, доступную в данный момент информацию, порой без детальных инженерных изысканий, а только на основе описания оползневой ситуации наблюдателями различной квалификации. Понятно, что качество прогноза при этом будет различным. Этот вопрос был специально исследован с оценкой качества прогноза в виде коэффициента множественной корреляции между фактическим и прогнозируемым показателем оползневой опасности по данным, которые сообщены подобными наблюдателями. При этом следует заметить, что информация о геометрических размерах оползня, выявленная в ходе инженерных изысканий, повышает качество прогноза дальности выброса не столь заметно по сравнению с визуальной оценкой оползневой площади в зоне его формирования.

Некоторые представления о качестве работы прогнозирующего автомата дают распределения вероятностей исходной выборки и результатов прогноза $\ln L$ и $\ln V$, приведённые на рис. 1, а также графики результатов тестирования моделей ANN для вычисления прогнозных величин по данным разных наблюдателей, приведённые на рис. 2.

Сразу же обратим внимание на два обстоятельства:

– довольно высокий коэффициент множественной корреляции между морфометрическими визуально устанавливаемыми данными по оползневому склону и прогнозируемыми показателями зоны оползневого поражения, составляющий в среднем 0,7619;

– незначительное отличие эффективности прогноза, оцениваемой всё по тому же коэффициенту множественной корреляции, от квалификации наблюдателей (в рамках тех данных, которые они могут определить визуально), отличие в среднем 8 %.

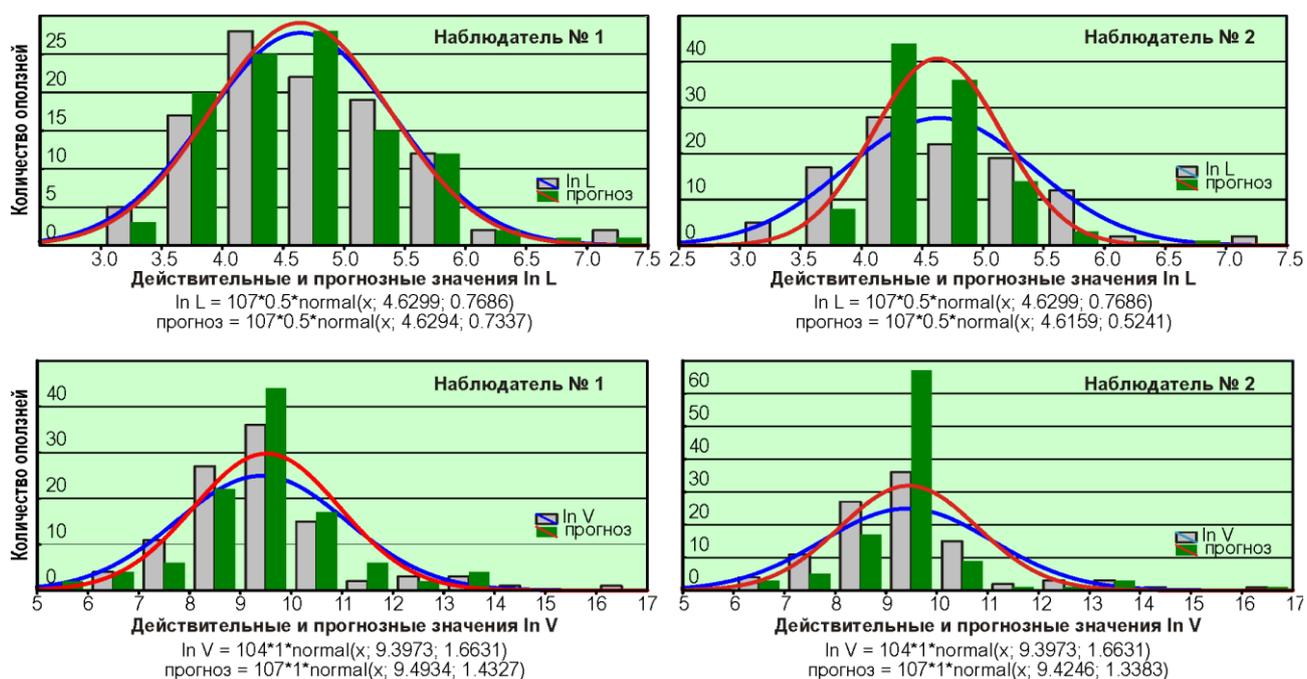


Рис. 3. Выходная статистика – действительная и прогнозная нейросетевого автомата. Бассейн р. Чаткал

Первое из них как раз и объясняет тот факт, что опытные инженеры-геологи, занимающиеся изучением оползневых процессов, могут довольно точно оценить размеры зоны оползневого поражения, опираясь на свою интуицию. Нейросетевой автомат просто формализует подобный многолетний опыт. Другое обстоятельство объясняется значительной взаимосвязью комплекса предикторов, изначально выбранных нами. Этот факт подтверждает ещё раз взаимосвязь между морфометрическими показателями горного склона и его геологическим строением. Тем не менее, поиск и использование новых информативных признаков для повышения достоверности оползневых прогнозов остаётся важной задачей, имея ввиду при этом, что обучение и переработка дополнительной информации для нейросетевого автомата не создаёт дополнительных сложностей как в отношении ресурсов, так и фактора времени.

2. *Подход регрессионного анализа.* Особой проблемой изучения оползневых процессов является установление зависимости между интенсивностью землетрясения в оползнеопасной зоне и показателями её оползневого поражения. В этой области оползневедения очень мало хорошо задокументированных фактических данных. Влияние сейсмических воздействий на дальность перемещения оползней,

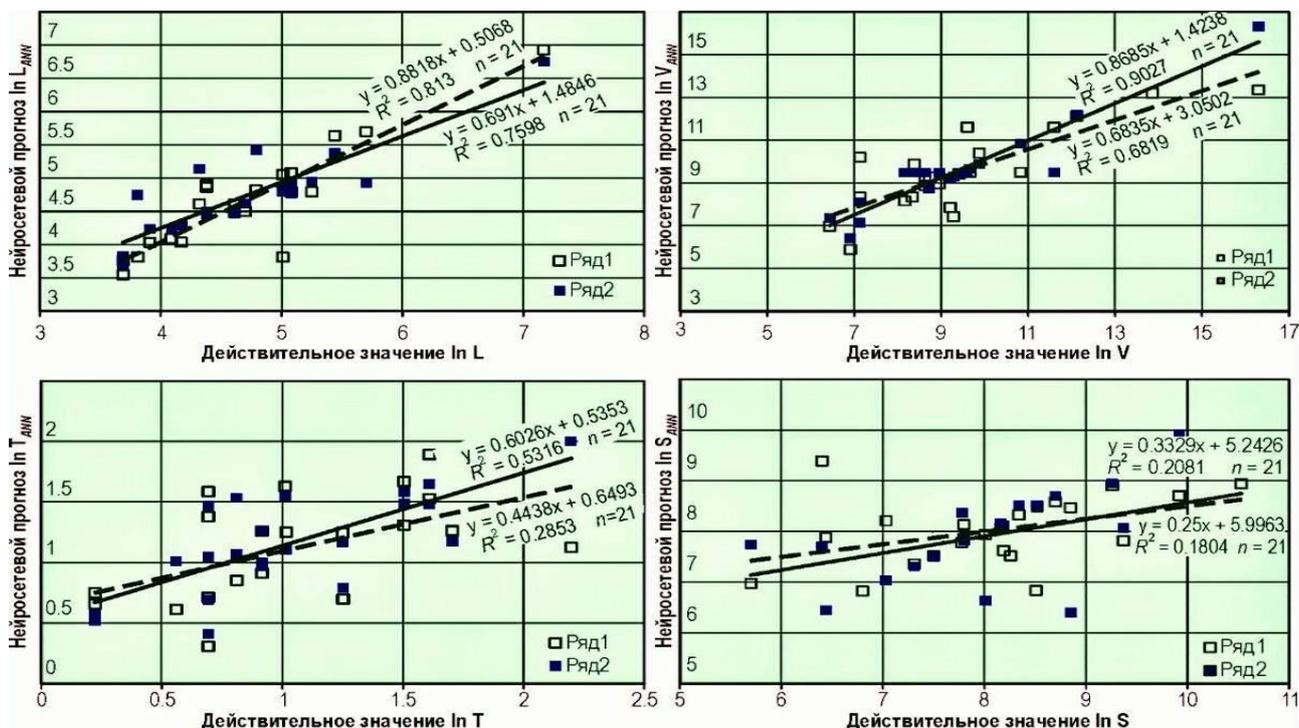


Рис. 2. Результаты обучения нейросетевого автомата

исследовал Kokusho и др. [5,6], которые показали значимость энергетического воздействия на этот показатель оползневой процесса при физическом моделировании в лабораторных условиях. В своём исследовании мы воспользовались небольшой базой данных Dering Guo и др. [3] и синтезировали ряд нейросетей, которые прогнозировали дальность перемещения оползней L_{\max} по 7 предикторам, отражающим геоморфологические, литогенетические показатели и фактор сейсмического воздействия в виде максимального пикового ускорения грунта (PGA , m/s^2), при этом коэффициент корреляции между фактическими и прогнозируемым показателями L_{\max} не был ниже 0,94 по любой из подвыборок – обучающей, тестовой, контрольной.

Традиционно, при использовании регрессионного анализа применяется геоморфологическая схематизация оползневого склона, приведённая на рис. 3.

Сейсмический фактор в прогнозных оценках зоны оползневого поражения входит в четвёрку наиболее значимых, хотя и не является главным. Его влияние сопоставимо с углом перегиба (складки) в основании оползневого склона β и площадью оползневого тела S в исходном состоянии. Прочностные характеристики породы, их литотип и

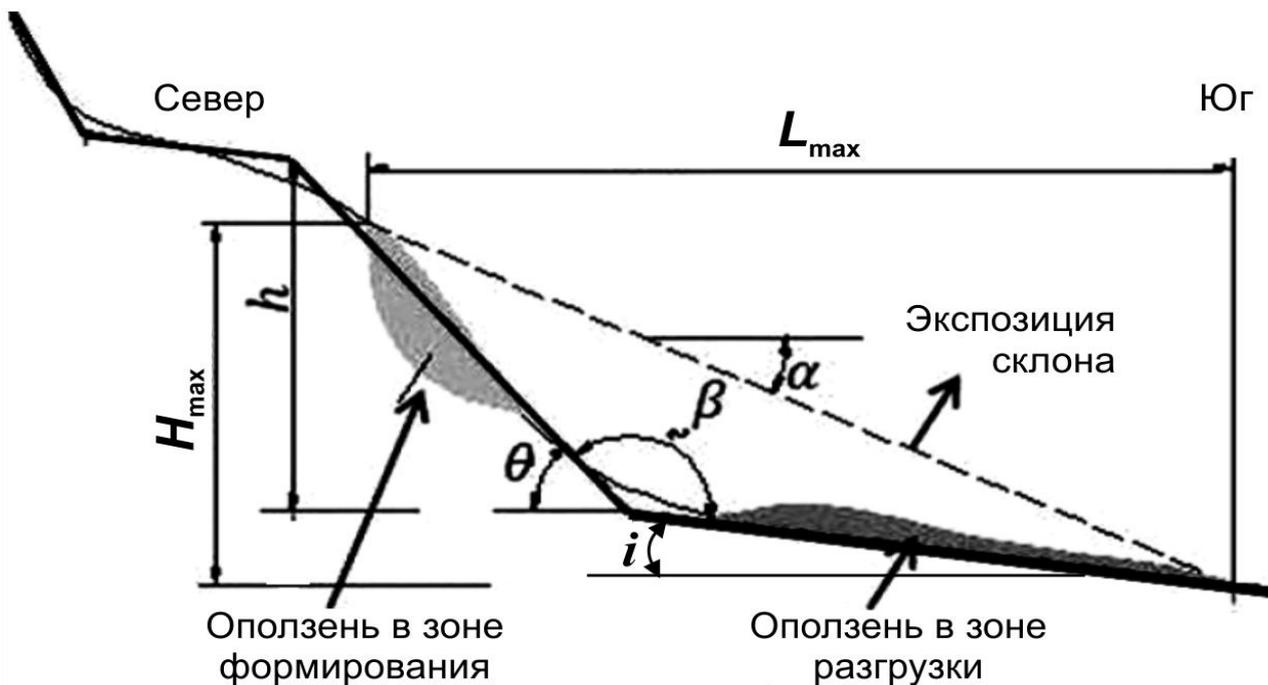


Рис. 3. Геоморфологические характеристики оползневого склона

состояние массива в условиях естественного залегания (показатель RT_j : $j = 1, 2, 3, 4$ по [3]) оказывают решающее влияние на дальность перемещения сейсмогенных оползней. Наибольшую опасность представляют: не выветренные и слабо выветренные магматические породы (диорит, базальт, андезит, гнейс, кварцит и др.), наименьшую – не выветренные или слабо выветренные сланец, аргиллит, сильно выветренные скальные породы, а также туф, филлит, мергель. По-видимому, в мягких породах с пределом прочности на сжатие $\sigma_{сж} < 15$ мПа бóльшая часть кинетической энергии затрачивается на трение, дробление и обрушившаяся масса будет перемещаться на более короткое расстояние. В целом, зависимость $L_{max}(PGA)$ очень слабо выражена для любого типа породы; важной ролью землетрясений является их триггерный эффект, создание начальных условий для оползнеобразования.

Проведённые исследования позволяют предложить простую методику риск-оценки дальности оползневого выброса в зону поражения. Она может быть основана на методе регрессионного анализа с включением в анализ лишь наиболее значимых факторов с использованием статистики, приведённой в работе Deping Guo с

соавторами [3]. В результате такой работы нами были получены следующие выражения, которые рекомендуются для оценки дальности выброса L_{\max} крупных оползней в зоне формирования объёмом V более 100 000 м³ или площадью S более 10 000 м²:

$$L_{\max 1} = 55,4 (\operatorname{tg} \theta)^{0,393} (\operatorname{tg} i)^{-0,359} V^{0,195} \exp(-0,279Rtj) = a_1 \times b_1 \quad (1)$$

или $L_{\max 2} = 15,82(PGA)^{0,272}(\theta)^{0,498}(i)^{-0,357} S^{0,293} \exp(-0,292Rtj) = k \times a_2 \times b_2, \quad (2)$

где: θ – угол падения оползневого склона, градусы;

i – угол падения подножья оползневого склона, градусы;

V – объём оползня в зоне формирования, м³;

S – площадь оползня в зоне формирования, м²;

Rtj – индекс типа горных пород, преимущественно участвующих в оползневом процессе, и характеризующий их прочностные показатели, числовые значения Rtj выбирается из ряда:

1,2,3,4 в соответствии с рекомендациями [3]; для песчано-

глинистых грунтов плотного сложения следует принять $Rtj = 4$;

для осадочных пород коры выветривания (мергели,

песчаники, алевролиты, известковистые глины и т.д.) следует принять $Rtj = 3$;

a_1 и a_2 – обобщённые геометрические показатели зоны транзита оползня, числовые значения, предварительно табулированные, выбираются с использованием таблиц;

b_1 и b_2 – обобщённые показатели оползневого блока, выбираются по графикам, приведённым на рис. 4а и 4б;

k – коэффициент, характеризующий влияние землетрясения; в зависимости от интенсивности J он принимает следующие значения: $k = 0,21J - 0,4$ при $J > 7$ баллов, и $k = 1$ при $J < 7$ баллов.

Качество прогнозных моделей хорошо демонстрирует диаграмма рассеяния "вход–выход" (рис. 5), на которой сопоставлены прогнозные и реальные данные обучающей выборки с оценкой коэффициента корреляции.

Погрешность прогнозных оценок оползневого выброса с использованием регрессионных соотношений (1,2) относительно фактических значений L^* определяется величиной среднеквадратической

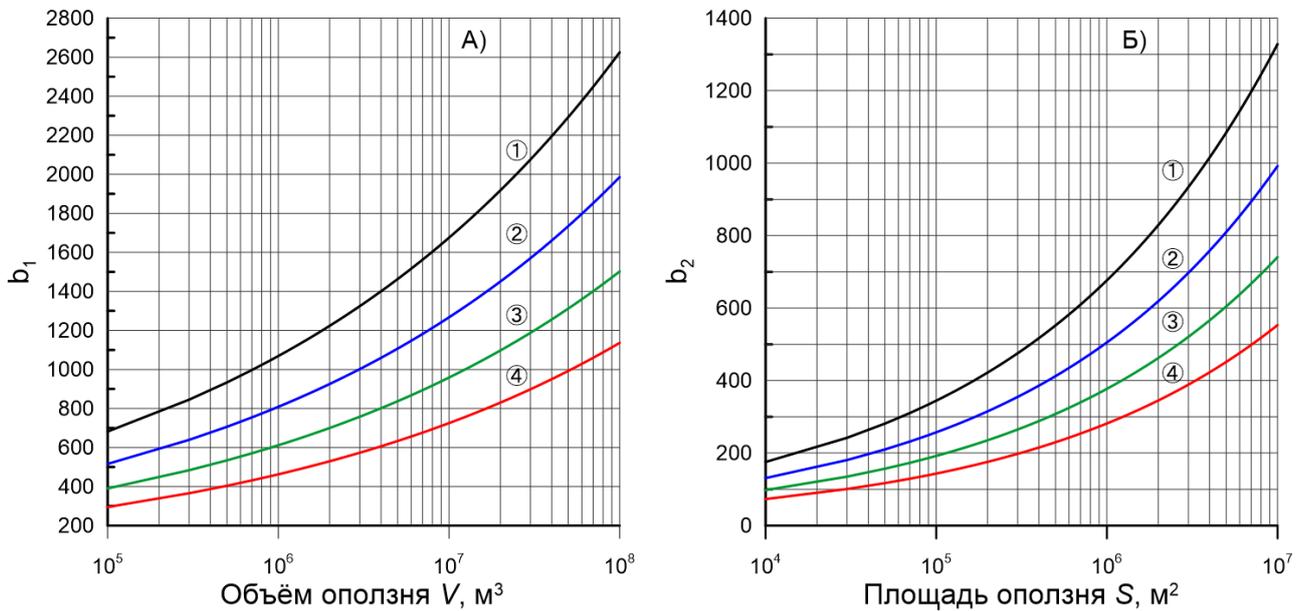


Рис. 4. Зависимость коэффициентов b_1 и b_2 от размеров оползня в зоне формирования и прочностных показателей пород, вовлечённых в оползневой процесс, характеризуемых индексом R_{tj} , $j = 1, 2, 3, 4$ в соответствии с номерами кривых

ошибки (с.к.о.) аппроксимации σ данных обучающей выборки этими выражениями. В данном случае $\sigma \sim 0,4$ в логарифмических единицах, хотя с использованием нейросетевого программирования нам удалось её снизить до 0,2. Подобное положение, вообще, типично для любых прогнозов, поскольку безошибочных из них не бывает, но важно уметь правильно и обоснованно определять погрешности оценок и те риски, к которым они приводят. В данном случае возникает два типа рисков, соответствующие двум ситуациям в практике работы МЧС.

Ситуация 1: объект находится в зоне оползневого поражения на расстоянии L^* от стенки отрыва / трещины оползневого закона; получен прогноз дальности оползневого выброса $L_{\max} > L^*$ с погрешностью, характеризуемой величиной с.к.о. σ . Последняя определяет тот факт, что на самом деле объект может быть и не поражён. Вероятность такого события определяется величиной ошибки первого рода α :

$$\alpha = P(L < L^* / L_{\max} > L^*) = 1 - \Phi(\ln(L_{\max} / L^*) / \sigma), \quad (3)$$

где $\Phi(\bullet)$ – функция нормированного нормального распределения [7]. Поэтому принятие решения о превентивных мероприятиях, связанных с обеспечением безопасности объекта, влечёт за собой риск напрасного

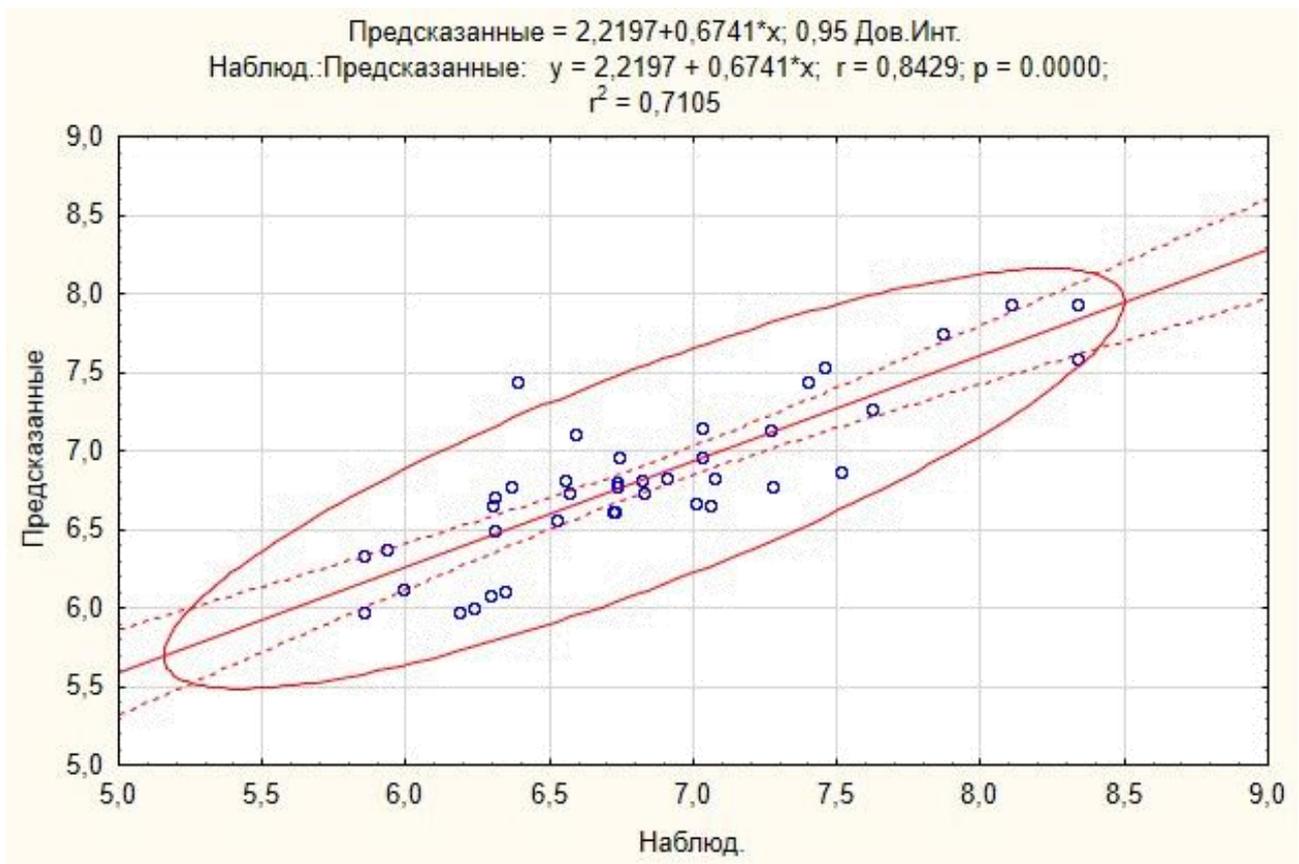


Рис. 5. Диаграмма рассеивания "вход–выход" для регрессионной модели (2) расходования средств, хотя в случае обеспечения безопасности людей такая альтернатива не рассматривается.

Ситуация 2: тот же объект, как и в ситуации 1, но получена оценка оползневого выброса $L_{\max} < L^*$ с той же погрешностью (с.к.о. σ). В этом случае ошибка связана с тем, что на самом деле оползень может пройти дистанцию больше, чем L^* , и возможно поражение объекта, хотя формальное правило принятия решения не требует проведения превентивных мероприятий по обеспечению безопасности. Риск, связанный с возможностью подобной катастрофы определяется величиной ошибки второго рода β :

$$\beta = P(L > L^* / L_{\max} < L^*) = 1 - \Phi(\ln(L^* / L_{\max}) / \sigma), \quad (4)$$

Неприятие превентивных мер безопасности в этой ситуации связано с возможными тяжёлыми последствиями оползневого поражения объекта.

Числовая интерпретация ошибок в вероятностной форме, которые могут быть получены как следствие применения уравнений (1) и (2) для

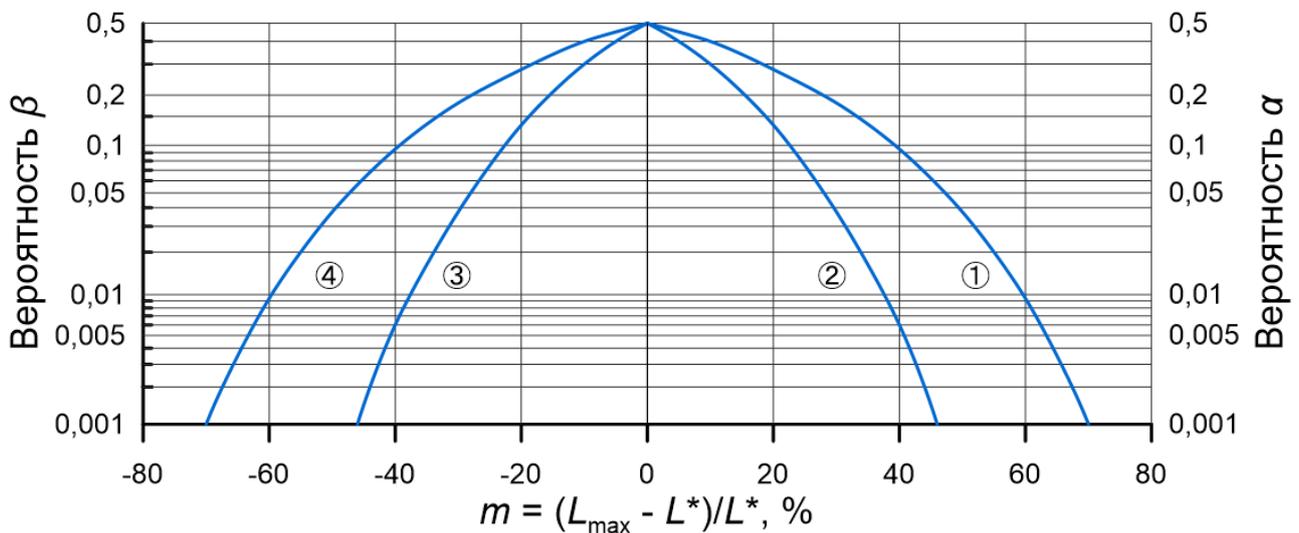


Рис. 6. Зависимость вероятностных значений ошибок первого (α) и второго (β) рода от результатов оценки дальности оползневой выброса для объекта в зоне поражения. Графики 1 и 4 – при использовании аналитических зависимостей (1) и (2), графики 2 и 3 – при использовании нейросетевого программирования

прогноза дальности оползневой выброса с использованием (3) и (4), представлена в виде графиков $P(\bullet) = f(m)$ на рис. 6. По оси абсцисс здесь отложена относительная величина превышения в процентах, полученная в результате расчётов оценки дальности оползневой выброса фактического расстояния от трещины оползневой отрыва до объекта в зоне поражения: $m = ((L_{\max} - L^*) / L^*) \times 100 \%$. Для сравнения здесь же приведены кривые, характеризующие ошибки, которые могут быть получены при синтезе решающего правила на основе нейросетевого программирования. Эти графики при известном L^* демонстрируют, в частности, следующее:

– при получении оценки оползневой выброса $L_{\max} > L^*$, т.е. $m > 0$ (например, $m = 30 \%$) решение о том, что объект будет несомненно поражён в случае отсутствия превентивных мер, принимается с ошибкой первого рода или с риском по вероятности $\alpha = f_1(m)$ (в данном примере $\alpha = 0,18$ или 18 %, кривая 1, а при использовании нейросетевого автомата $\alpha = 0,0376$ или 3,76%, кривая 2);

– при получении оценки оползневой выброса $L_{\max} < L^*$, т.е. $m < 0$ (напр., $m = -20 \%$) решение о том, что объект находится в безопасности принимается с ошибкой второго рода или с риском по вероятности

$\beta = f_2(m)$ (в данном примере $\beta = 0,2843$ или 28,43 %, кривая 4, а при использовании нейросетевого автомата $\beta = 0,133$ или 13,3%, кривая 3);

– в процедурах принятия решений на основе допустимых рисков доверие могут вызывать только те оценки дальности оползневого выброса, которые гарантируют малые ошибки принятия решений (в особенности это касается ошибок второго рода β); если допустимый риск по вероятности β^* априорно задан (например, $\beta^* = 0,01$), то безоговорочно принимаются только такие оценки $L_{\max} < L^*$ или, соответственно, значения $-m$, при которых $\beta < \beta^*$ (в данном примере это обеспечивается при m меньше минус 58 % при использовании выражений (1) и (2) или m меньше минус 36 % при использовании нейросетевого автомата), что определяет, вообще говоря, пригодность рекомендуемого метода применительно к конкретной ситуации.

В тех случаях, когда по результатам инженерных изысканий определены более или менее достоверно площадь S и объём V оползневого тела в области формирования, то следует использовать в расчётах дальности выброса L_{\max} обе оценки (1) и (2) и выбрать из них наибольшую, предполагающую повышенную опасность для объекта в предполагаемой зоне поражения при принятии управленческих решений. Не следует ожидать полного совпадения этих двух оценок, поскольку они основаны на вероятностной методике их получения.

В заключение следует отметить, что использованная в настоящей работе база данных не содержала каких-либо сведений о грунтовых водах. Поровое давление вызывает значительное снижение прочности пород на сдвиг и приводит к более мобильному движению обрушившейся массы во время скольжения. Дополнительно к этому и классификация литотипов пород была ограничена лишь четырьмя их широкими группами. Поэтому предметом дальнейших более детальных исследований должен быть учёт этих важных факторов, оказывающих влияние на перемещение оползневых масс, что, несомненно, повысит качество прогнозных оценок. Важным элементом многофакторного анализа оползневой опасности конкретного горного склона является контроль если не порового давления и воздействия уровня грунтовых вод, то хотя бы фиксация гидрогеологических условий их проявления на поверхности (в особенности у подножья склона): появление влаголюбивой

растительности, участков заболачивания, родников, мочажин и т. д. Как показали наши исследования [4] информативность этого качественного показателя для оценки характеристик зоны оползневого поражения велика – он занимает одно из ведущих мест в системе предикторов. Определённые надежды можно возлагать на систематический спутниковый мониторинг конкретной оползнеопасной территории. При этом трудно надеяться, что удастся в натуральных условиях получить массовые данные (в особенности по величине порового давления), да ещё приуроченные к кануну реального землетрясения. Тем не менее применительно к конкретным условиям полученные зависимости могут оказать значительную помощь органам МЧС, местным администрациям, проектным организациям в оценке оползневого риска на участке горной территории при её хозяйственном освоении.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ниязов Р. А. Оползни в лёссовых породах– Ташкент: ФАН. 1974 – 148 с.
2. Мониторинг, прогнозирование опасных процессов и явлений на территории Кыргызской Республики. Изд. 17-е с изм. и доп. – Бишкек. Изд-во МЧС КР. – 2020. 789 с.
3. Guo D. et al. An empirical model for landslide travel distance prediction in Wenchuan earthquake area //Landslides. – 2014. – Т. 11. – №. 2. – С. 281-291. DOI: 10.1007/s10346-013-0444-y
4. Aleshin Y., Torgoev I. Landslide prediction based on neural network modelling //Landslide Science and Practice. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2013. – С. 311-317. DOI: 10.1007/978-3-642-31319-6_41
5. Kokusho T., Motoyama R., Motoyama H. Wave energy in surface layers for energy-based damage evaluation //Soil Dynamics and Earthquake Engineering. – 2007. – Т. 27. – №. 4. – С. 354-366. DOI: 10.1016/j.soildyn.2006.08.002
6. Kokusho T., Ishizawa T., Nishida K. Travel distance of failed slopes during 2004 Chuetsu earthquake and its evaluation in terms of energy //Soil Dynamics and Earthquake Engineering. – 2009. – Т. 29. – №. 7. – С. 1159-1169. DOI: 10.1016/j.soildyn.2009.02.001
7. Капур К., Ламберсон Л. Надёжность и проектирование систем / Пер. с. англ. М.: Мир, 1980. – 604 с.