

МЕТОД ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ЗОНЫ ОПОЛЗНЕВОГО ПОРАЖЕНИЯ

Алешин Ю.Г. Email: Aleshin1798@scientifictext.ru

*Алешин Юрий Георгиевич - кандидат технических наук, заведующий лабораторией,
лаборатория горной геофизики,
Институт геомеханики и освоения недр,
Национальная академия наук Кыргызской Республики, г. Бишкек, Кыргызская Республика*

Аннотация: достоверный прогноз показателей зоны оползневого поражения, являющийся важнейшей задачей органов МЧС местных администраций, позволяет избежать человеческих жертв и крупных материальных и финансовых потерь в оползнеопасных горных районах. В статье приводятся результаты исследования метода прогнозирования показателей зоны оползневого поражения на основе использования нейросетевого программирования. Показана эффективность многофакторного подхода к прогнозу дальности выброса оползневых масс. Анализируется влияние различных факторов, которые просто могут быть получены в процессе обследования оползневого склона. Выделено влияние землетрясений и типа горной породы на показатели дальности оползневого выброса.

Ключевые слова: оползень, зона оползневого поражения, землетрясение, оползневой выброс.

METHOD OF THE ASSESSMENT OF INDICATORS OF THE ZONE OF LANDSLIDE DEFEAT

Aleshin Yu.G.

*Aleshin Yuriy Georgiyevich - Candidate of Technical Sciences, head of the laboratory,
laboratory of Mountain geophysics,
Institute of geomechanics and development of a subsoil,
National academy of Sciences Kyrgyz Republic,
Bishkek, Kyrgyz Republic*

Abstracts: the reliable prediction of landslide-affected area indicators is the most important task of MES bodies and local authorities, which allows to avoid casualties and considerable material and financial losses in the landslide-prone mountainous regions. This paper presents the results of a study of a method for predicting of landslide-prone area indicators based on using an artificial neural network. The efficiency of multifactor approach to predict landslide run out distances is presented. The influence of various factors that are readily available during the investigation on the landslide slopes, is analysed. The influence of earthquakes and rock types on the landslide run-out distance is highlighted.

Keywords: landslide, landslide-prone area, earthquake, run-out distance of landslides, artificial neural network.

УДК 624.131: 504. 6

Проблема прогноза оползневого риска является комплексной, включающей в себя оценки как времени обрушения склона, так и показателей зоны поражения: скорости смещения оползневых масс, дальности оползневого смещения (так называемого «оползневого 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 (рис. 1).

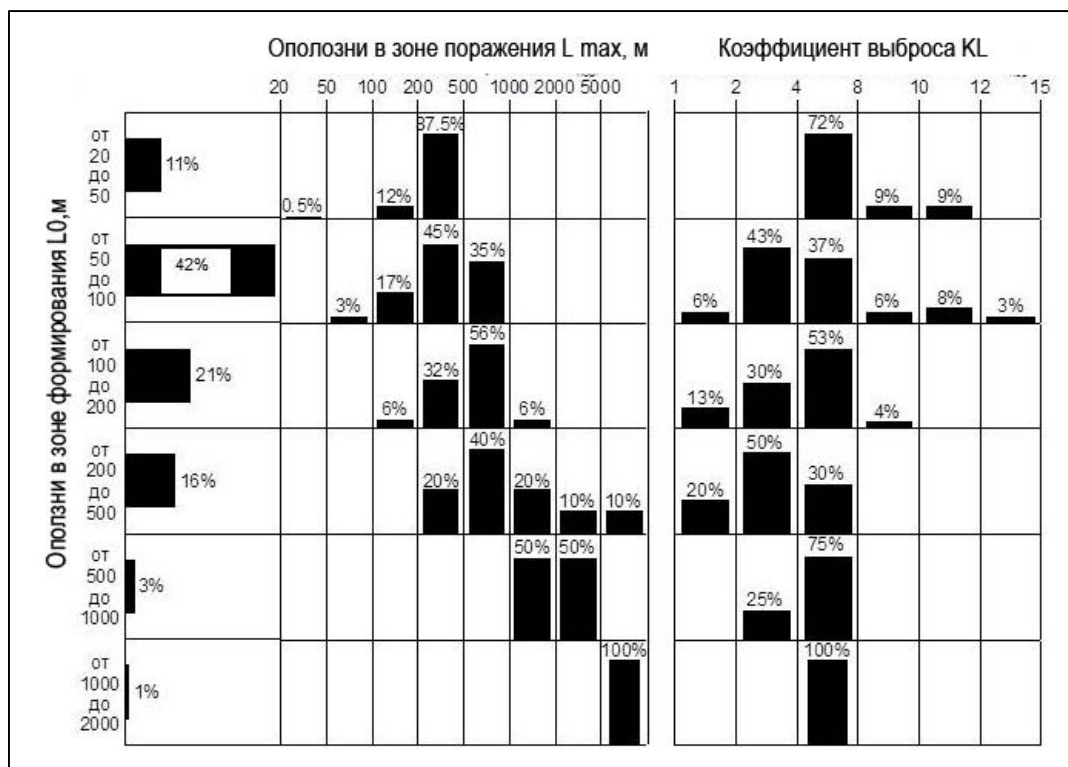


Рис. 1. Оползневой выброс L_{max} оползней юго-западного Тянь-Шаня в лёссовых грунтах

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 оползневого 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 15 лет в республике по данным МЧС в связи с оползнями отмечено более 270 ЧС с числом жертв не менее 107, что сравнимо с потерями людей от произошедших землетрясений [1]. Между тем, оползни, вызванные крупными землетрясениями представляют особую большую опасность: во время Вэньчуанского землетрясения в Китае в 2008 году произошло 19748 обрушений склонов на площади ~ 110 тыс. км², при этом погибло приблизительно 20 тыс. человек [2].

В настоящее время имеется лишь немного исследований, посвящённых изучению влияния комплекса различных факторов (инженерно-геологических, сейсмических, геоморфологических и др.) на показатели зон оползневого поражения. 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 [3]. В качестве предикторов в задачах распознавания и регрессии использовались простейшие геоморфологические и геолого-тектонические признаки (рис. 2).

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 подобных наблюдателей.

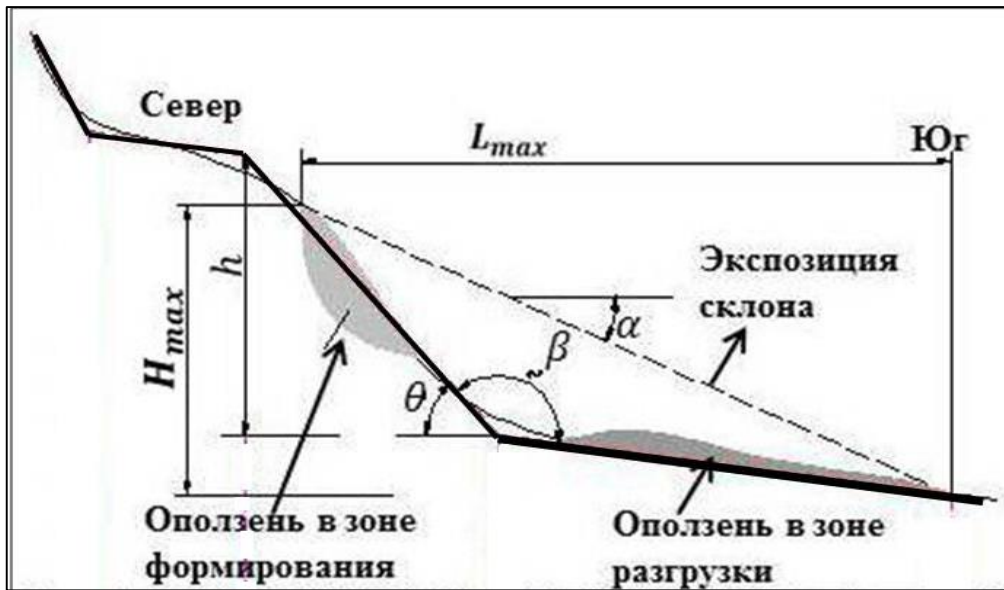


Рис. 2. Геоморфологические характеристики оползневого склона

Между морфологическими, легко устанавливаемыми визуально и известными субрегиональными геологическими данными с одной стороны и показателями зоны оползневого поражения обнаружена явно выраженная корреляционная связь; коэффициент множественной корреляции достигает в среднем 0,7. Это обстоятельство объясняет тот факт, что опытные инженеры-геологи, занимающиеся изучением и прогнозом оползневых процессов, могут довольно точно предсказать объёмы готовящихся к сходу оползней, размеры зон оползневого поражения, опираясь на свой опыт и интуицию. Нейросетевой автомат просто формализует подобный многолетний опыт на основе быстрого обучения по данным оползневых кадастров.

Особой проблемой изучения оползневых процессов является установление зависимости между интенсивностью землетрясения в оползнеопасной зоне и показателями ее оползневого поражения. В этой области оползневедения очень мало хорошо задокументированных фактических данных. Влияние сейсмических воздействий на дальность перемещения оползней, исследовал Kokusho и др. [4, 5], которые показали значимость энергетического воздействия на этот показатель оползневого процесса при физическом моделировании в лабораторных условиях. В своем исследовании мы воспользовались небольшой базой данных Dering Guo и др. [2] 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 (РНА, m/c^2), при этом коэффициент корреляции между фактическими и прогнозируемым показателями L_{max} не был ниже 0,94 по любой из подвыборок – обучающей, тестовой, контрольной (рис. 3).

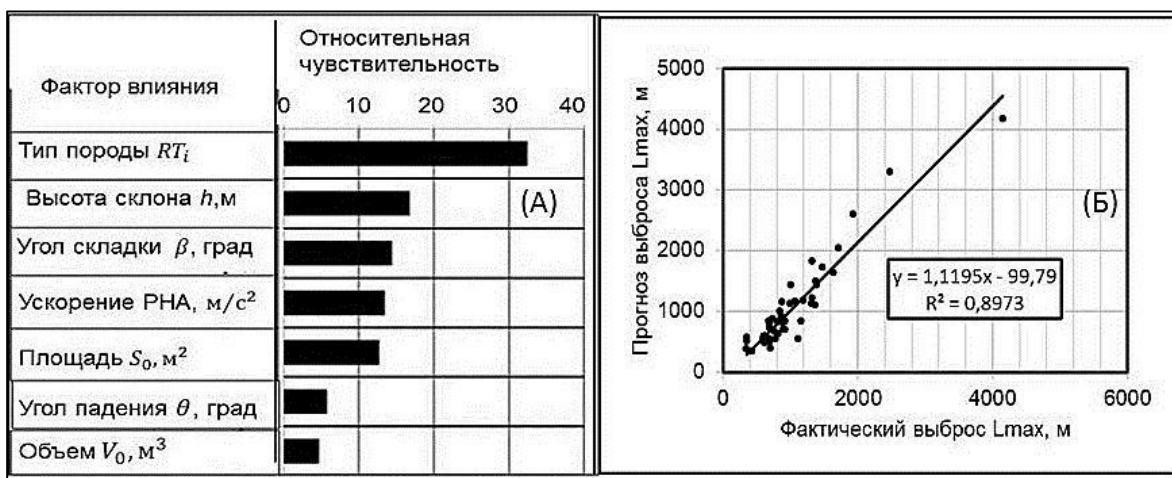


Рис. 3. Результаты обучения нейросетевого автомата процедуре прогнозирования оползневого выброса для сейсмогенных оползней:

(А)- чувствительность к предикторам на входе; (Б)- график целевой функции «вход-выход» (исходные данные по [2])

Сейсмический фактор 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 состояние массива в условиях естественного залегания показатель RT_i : $i=1,2,3,4$ по [2] оказывают решающее влияние на дальность перемещения сейсмогенных оползней. Наибольшую опасность представляют: невыветренные и слабо выветренные магматические породы (диорит, базальт, андезит, гнейс, кварцит и др.), наименьшую – невыветренные 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 большая часть кинетической энергии затрачивается на трение, дробление и обрушившаяся масса будет перемещаться на более короткое расстояние. В целом, зависимость $L_{max}(PNA)$ очень слабо выражена для любого типа породы; важной ролью землетрясений является их триггерный эффект, создание начальных условий для оползнеобразования.

Следует признать, что 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 четырьмя их типами. Поэтому предметом дальнейших более детальных исследований должен быть учёт этих важных факторов, оказывающих влияние на перемещение оползневых масс. 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 на поверхности (в особенности у подножья склона): появление влаголюбивой растительности, участков заболачивания, родников, мочажин и т.д. Как показатели наши исследования [3] 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, местных администраций, проектных организаций в оценке оползневого риска на участке горной территории при ее хозяйственном освоении.

Список литературы / References

1. Мониторинг, прогнозирование опасных процессов и явлений на территории Кыргызской Республики. Изд. 12-е с изм. и доп. Бишкек. Изд-во МЧС КР, 2015. 711 с.
2. *Deping Guo, Masanori Hamada, Chuan He, Yufeng Wang, Yulin Zou.* An empirical model for landslide travel distance prediction in Wenchuan earthquake area // *Landslides*, 2014. № 2 (11). P. 281-291.
3. *Aleshin Y., Torgoev I.* Landslide Prediction Based Neural Network // Eds. C. Margottini, P. Canuti, K. Sassa. *Landslide Science and Practice*. Berlin Heidelberg, Springer-Verlag, 2013. V. 6. P. 311-317.
4. *Kokusho T., Motoyata R., Motoyata H.* Wave energy in surface layers for energy-based damage evaluation // *Soil Dyn. Earthq. Eng.*, 2007. № 13. P. 354-366.
5. *Kokusho T., Ishizawa T., Nishida K.* Travel distance of failed slopes during 2004 Chuetsu earthquake and its evaluation in terms of energy // *Soil Dyn. Earth. End.*, 2009. № 29. P. 1159-1169.