

Алёшин Ю.Г.

ДОСТОВЕРНОСТЬ ОПОЛЗНЕВЫХ ПРОГНОЗОВ ПРИ ИСПОЛЬЗОВАНИИ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АВТОМАТОВ

Yu. G. Aleshin

RELIABILITY OF LANDSLIDE PREDICTIONS WITH THE USE OF NEURAL NETWORK AUTOMATONS

УДК: 624.131:577.4

Анализируется достоверность нейросетевого прогноза воздействия оползней в зонах поражения, в том числе дальность распространения оползня и площадь оползневого поражения.

The reliability of neural network prediction of landslide influence in effect zones is analyzed, including landslide extend and the area of exposure.

В горных районах Центральной Азии, в том числе в Кыргызстане, широко развиты опасные склоновые процессы. Они значительно осложняют хозяйственное освоение территории, создают риски разрушения жилых строений и объектов хозяйственной деятельности. Наибольшую угрозу для жизни людей, устойчивости функционирования техносферы представляют оползни и селевые потоки. Нередко они приводят к катастрофическим последствиям и происходят с известной периодичностью 8–10 лет, что связано с солнечно-планетарной и климатической активностью. Число погибших под одним оползнем в Кыргызстане может достигать 35–40 человек (с. Каратарык, 2003 г; с. Будалык 2004 г), под оползнем в с. Райкомол в 2009 г погибло 16 человек.

При многофакторности формирования, большом разнообразии основных типов и переходных форм опасных геологических процессов, зависимости их развития от неоднородного геологического строения и обводнения склонов, современных и древних тектонических, сейсмических и климатических условий, интенсивной техногенной нагрузки надёжное прогнозирование характеристик таких процессов и явлений возможно лишь на основе комплексных инженерно-геологических, геофизических полевых исследований, лабораторных экспериментов, а также теоретико-аналитических разработок. Тем не менее, в экстремальной ситуации путём корректной обработки имеющегося статического материала можно дать ряд прогнозных оценок в достаточной степени достоверных, позволяющих принять быстрые превентивные меры для спасения людей и снижения материальных потерь от оползней. Подобные оценки могут быть даны на основе применения нейросетевых автоматов, синтезированных современными компьютерными технологиями. Эффективность такого подхода может

быть продемонстрированы на примере анализа базы данных по оползням бассейна реки Чаткал в Джалалабадской области Кыргызстана, где средняя поражённость территории составляет ~0,025 оп/км².

Характеристики оползневого процесса: объём неустойчивого массива, дальность продвижения оползневых масс и площадь зоны оползневого поражения на горном склоне и у его подножья являются важнейшими при прогнозе оползневого риска на территории размещения промышленных объектов, инфраструктуры и мест проживания людей. Некоторые методы прогноза этих характеристики изложены нами в работе [1]. Современный нейросетевой подход является развитием одного из них – стохастического. В основу метода положены принципы обучения нейросетевого автомата процедурам стохастического распознавания и выявления взаимосвязей в группе показателей, характеризующих условия развития и параметры оползневого процесса путём анализа многолетних данных наблюдений на оползнеопасной территории. Архитектура искусственных нейронных сетей (ANN), методы их создания и основные характеристики достаточно подробно изложены в публикациях [2,3,4]. Являясь некоей моделью человеческого мозга, виртуальные программные соединения в этой сети обеспечивают переработку входных данных таким образом, что на её выходе формируются достоверные прогнозные характеристики, если только стохастические взаимосвязи реально существуют в анализируемом процессе. В данном случае фактически мы пользуемся методом геомеханических аналогий, когда на основе статистики предыдущих оползневых обрушений в аналогичных природных условиях пытаемся сформулировать экспресс-прогноз характеристики зоны оползневого поражения конкретного участка с использованием нейросетевого автомата.

При настройке автомата ANN для рассматриваемой нами территории в качестве предикторов использовались сведения, которые можно получить в результате различных видов обследования оползнеопасного склона. Типичной является трёхэтапная процедура оценки оползне-

вых рисков: на первом этапе наблюдатель низкой квалификации может предоставить данные об экспозиции склона (Э), его средней крутизне (К), формы в профиле (Ф), высоты над базисом разгрузки (В) и гидрогеологических проявлениях на поверхности (ГУ); на втором этапе инженер-геолог дополнительно к вышеперечисленным может представить информацию о генезисе склона (ГС) и типе отложений, слагающих склон (ТО): на третьем этапе по результатам инженерных изысканий может быть получена дополнительная информация о мощности оползневого тела (Т) и основных факторах оползнеобразования (ОФО). Распределения ряда используемых для обучения предикторов приведены на рис. 1; они представлены как количественными, так и категориальными величинами. В качестве прогнозируемых параметров зоны оползневого поражения, которые должен отображать на своём выходе нейросетевой автомат, выбраны следующие: дальность продвижения оползневых масс (L), площадь зон оползневого поражения (S), объём неустойчивого массива (V). Ввиду очень

широкого диапазона изменения выходных показателей целесообразно пользоваться логарифмической шкалой: $\ln L$, $\ln S$, $\ln V$.

Имея ввиду чрезвычайно осторожную стратегию "поведения" нейросетевого автомата при решении задач распознавания и прогнозирования, когда он "уверенно" распознаёт ситуации вблизи центра группирования данных и "пытается" приуменьшить диапазон изменения прогнозируемых величин на своём выходе, в работе использовалась двухшаговая процедура обучения, при которой на втором шаге компенсировалась мультипликативная погрешность, что повышает достоверность прогноза в областях экстремально низких или, напротив, высоких показателей зоны оползневого поражения. Обученный нейросетевой автомат способен вычислять и хранить в своей памяти степень влияния предикторов на прогнозируемые показатели, и при большом их перечне на входе рекомендует удалить некоторые из них, оказывающие чрезвычайно малое влияние на качество прогноза или даже ухудшающих это качество.

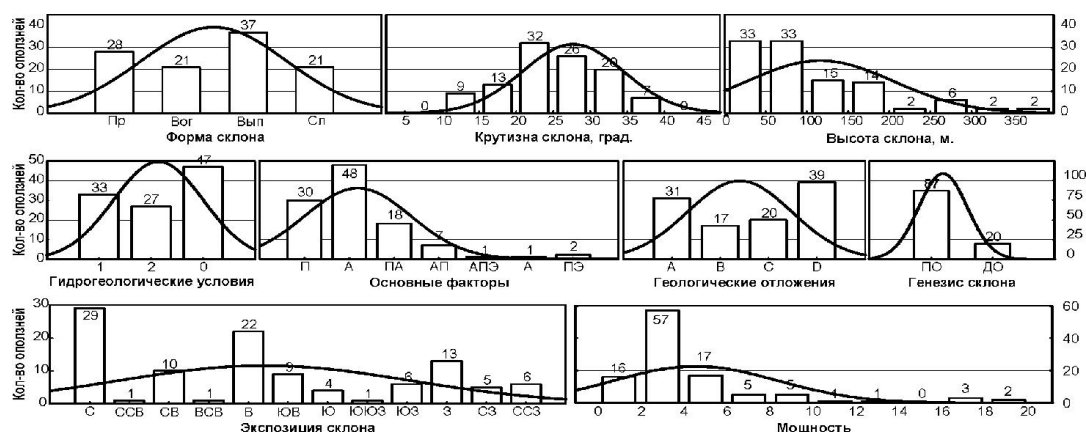


Рис. 1. Распределение вероятностей предикторов, использованных для нейросетевого автомата

Результаты обучения прогнозирующего нейросетевого автомата по данным, представляемых наблюдателями и исследователями на различных этапах оценки оползневых рисков, демонстрируют показатели, представленные в таблице и на рис. 2, а также графиках результатов тестирования моделей ANN, которые приведены на рис. 3. При анализе этих результатов следует обратить внимание на два обстоятельства: во-первых, на довольно высокий коэффициент множественной корреляции между морфометрическими легко устанавливаемыми визуально данными по оползневому склону, которые может представить наблюдатель невысокой квалификации, и прогнозируемыми показателями зоны оползневого поражения, составляющий в среднем 0,80; во-вторых, на незначительное отличие эффективности прогноза, оцениваемой всё по тому же коэффициенту множественной корреляции, от квалификации наблюдателей или объёма данных, полученных при инженерных изысканиях на оползнеопасном склоне (в рамках анализируемых предикторов), не превышающее в среднем 2%. Это указывает на то, что выбранные для прогноза характеристик зоны оползневого поражения предикторы обладают высокой информативностью и действительно оказывают влияние на параметры процесса оползневого смещения.

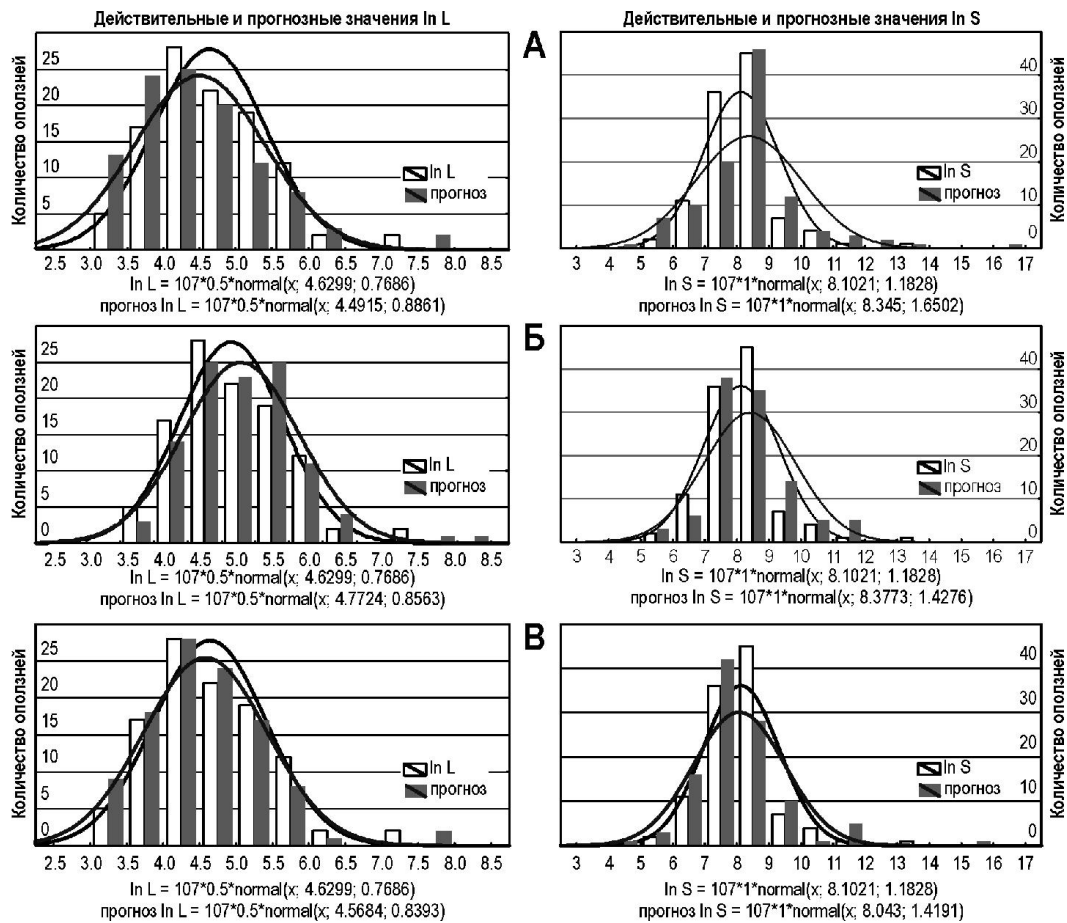


Рис. 2. Распределение действительных и прогнозируемых показателей зоны оползневой поражения на различных этапах оценки риска: А – первоначальный этап; Б – промежуточный этап; В – этап инженерно-геологических изысканий

Таблица

Итоговые статистики обучения нейросетевого автомата на различных этапах оценки оползневой риска

Наименование показателя на выходе	Прогнозируемая характеристика								
	ln L на этапе			ln S на этапе			ln V на этапе		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
Погрешность оценки среднего, %	-3,0	-3,1	-1,3	3,0	3,4	-0,7	-2,3	-1,6	-1,1
Отношения стандартных отклонений, отн. ед	1,12	1,11	1,09	1,39	1,21	1,2	1,07	0,89	1,28
Коэффиц. множеств. корреляции, отн. ед.	0,84	0,83	0,81	0,8	0,79	0,82	0,78	0,81	0,85
Стандартное отклонения ошибки (приведённое к среднему), %	10,4	10,3	10,7	12,3	10,8	10,1	12,0	10,2	11,8

Первое обстоятельство как раз и подтверждает тот факт, что опытные наблюдатели и инженеры-геологи, занимающиеся изучением оползневых процессов, могут довольно точно оценить размеры зоны оползневой поражения, опираясь на свой опыт и интуицию; нейросетевой автомат просто формализует подобный многолетний опыт. Второе обстоятельство объясняется значительной взаимосвязью комплекса использованных для решения прогнозной задачи предикторов и определяет, в частности, факт взаимосвязи морфометрических показателей горного склона с его геологическим строением и степенью сохранности коренных пород. Любые дополнительные сведения вносят малый вклад в увеличение показателя множественной корреляции. Тем не менее, поиск и использование новых информативных признаков для повышения достоверности оползневых прогнозов для зоны поражения остаётся важной задачей. В этом отношении особые надежды следует возлагать на показатели сцепления, угла внутреннего трения и вязкости грунтов в плоскости скольжения: они определяют скорость смещения оползня и, как следствие, дальность продвижения оползневых масс. Понятно, что эти показатели грунтов могут быть определены при детальном геологическом исследовании на оползневом склоне, которые, к сожалению, проводятся только на уникальных или чрезвычайно опасных оползнях, представляющих

серьёзный риск поражения объектов с высокими материальными потерями. Во всяком случае, обучение и переработка дополнительной информации для нейросетевого автомата не создаёт дополнительных сложностей, как в отношении ресурсов компьютера, так и фактора времени.

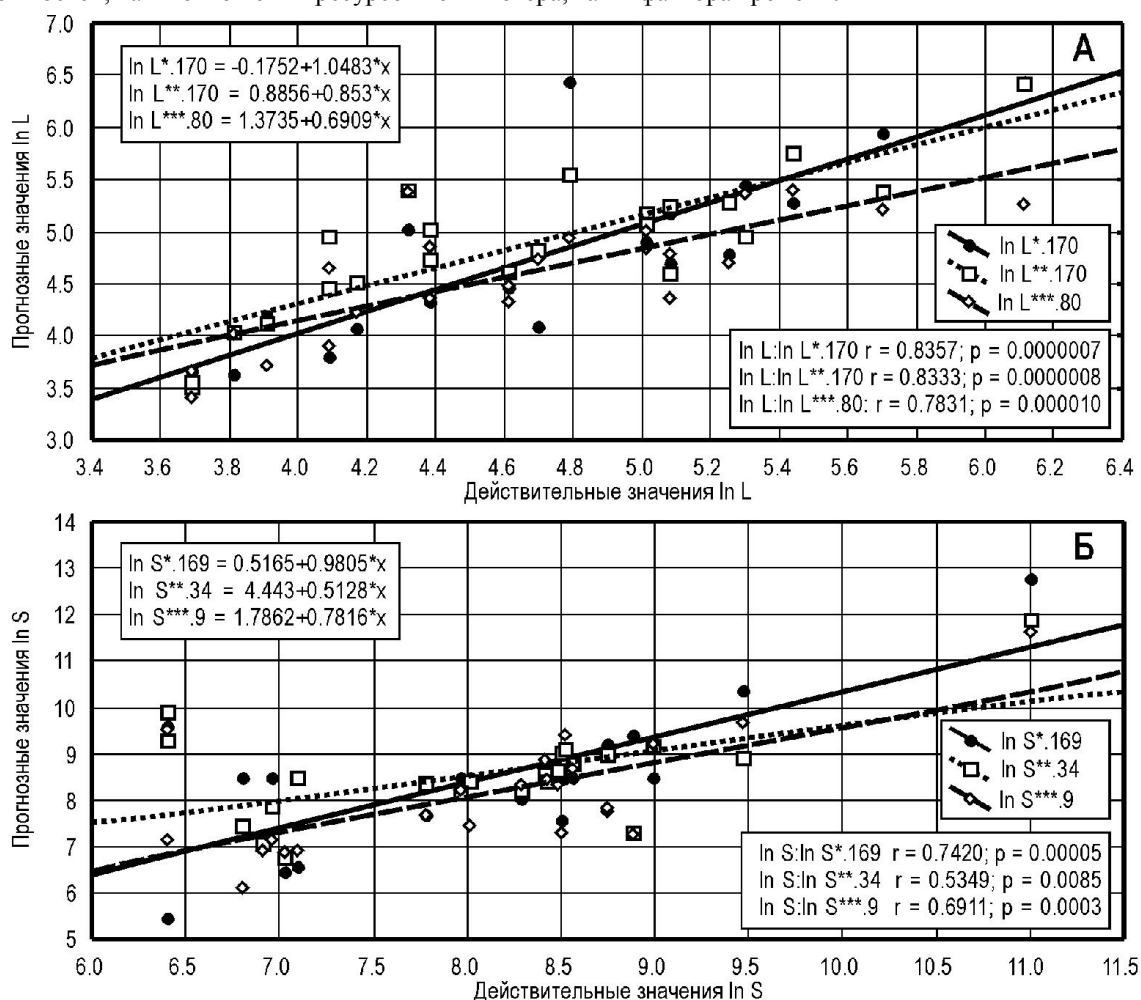


Рис. 3. Результаты тестирования нейросетевого автомата для оценки показателей зоны оползневой поражения на различных этапах оценки риска: А – дальности продвижения оползня; Б – площади оползневой поражения

Анализ чувствительности автомата к каждому из предикторов показывает, что наибольшей информативностью в средней по всем прогнозным задачам и этапам оценки оползневой риска обладает группа их трёх показателей: гидрогеологические проявления (ГУ), форма склоне в профиле (Ф) и экспозиция склона (Э); в эту группу изредка входит показатель, характеризующий тип геологических отложений, слагающих склон (ГО). Первые три могут быть легко идентифицированы наблюдателем любой квалификации на первоначальном этапе оценки риска. По этой причине столь мало приращения числового значения коэффициента множественной корреляции на всех последующих этапах.

В целом, даже при условии использования преимущественно морфометрических предикторов удаётся синтезировать нейросетевой автомат с удовлетворительными показателями эффективности своей работы. Например, при прогнозе дальности продвижения оползня и площади зоны поражения с 95% гарантированной вероятностью можно утверждать, что при действительном прохождении оползня $L = 245$ м и площади зоны оползневой поражение $S = 22000$ м², нейросетевой автомат может дать свои оценки в диапазоне: на первом этапе $L_{1,ANN}^*$ от 75 до 490 м, $S_{1,ANN}^*$ от 3000 м до 18000 м², на третьем этапе $L_{3,ANN}^*$ от 90 до 330 м, $S_{3,ANN}^*$ от 3640 до 36300 м². Имея ввиду, что для бассейна р. Чаткал реальный диапазон дальности продвижения оползней может составлять от десятков метров до двух километров, а площадь оползневой поражения вплоть до $5 \cdot 10^5$ м², качество оценок нейросетевого автомата следует признать удовлетворительными. Такие оценки дают возможность органам МЧС

принимать правильные решения по обеспечению безопасности в зоне возможного оползневоего поражения, например, ориентируясь на верхний диапазон в границах гарантированной вероятности поражения.

Литература

1. Алёшин Ю.Г., Торгоев И.А. Динамика оползней и оценки риска для зон оползневоего поражения // Сергеевские чтения. Вып. 4./ Материалы годичной сессии Научного совета РАН по проблемам геологии, инженерной геологии и гидрогеологии. - М: ГЕОС. 2002 - с. 97-102.
2. Васильев В.И. Распознающие системы. - Киев: Наукова думка. 1969 – 292 с.
3. Fausett L. Fundamentals of neural networks architectures, algorithms and applications. Pentike Hall, Englewood Clifts. NJ. 1994
4. Hagan M.T., Demuth H.B., Beale M. Neural Network Design. PWS Publishing Comp., Boston. MA. 1995.

Рецензент: д.тех.н., профессор Тажибаев К.Т.
