

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ АНАЛИЗА УСТОЙЧИВОСТИ ГОРНОГО СКЛОНА

Ю. Г. Алешин

Институт геомеханики и освоения недр НАН КР

Растущий интерес к области искусственных нейронных сетей (ИНС) и их практического применения среди исследователей последних лет связан с тем фактором, что эти самообучающиеся машины имеют превосходные показатели в задачах распознавания образов и моделирования нелинейных зависимостей многомерных динамических систем. Эта работа исследует обоснованность использования ИНС в геотехнической задаче прогноза устойчивости склона путем анализа точности и гибкости метода при использовании реальных массивов данных применительно к механизму круглоцилиндрического, плоскостного и призматического обрушения в грунтах или сильно трещиноватой горной породе скальных склонов; проверки данного метода путем сравнения его результатов с результатами, полученными стандартными инженерными методами и простыми эмпирическими уравнениями с экспертизой относительной важности входных параметров. В качестве объектов исследования использовались оползнеопасные склоны в различных частях мира с известными геотехническими параметрами грунтов, опубликованными в литературе, например /1/. Они дополнены результатами собственных наблюдений на оползнях юго-западного Тянь-Шаня.

Для анализа механизма круглоцилиндрического обрушения использован массив данных, представленный в табл. 1 и состоящий из

54 примеров склонов, в числе которых 26 случаев сухих склонов (степень влажности грунтов $(G < 0.5)$) и 28 влажных ($G > 0.5$); в обоих случаях представлены как стабильные так и обрушенные склоны. Массив данных включал традиционные геотехнические показатели грунтов и геометрические соотношения оползнеопасного склона, широко используемые в расчетах запаса устойчивости $F_{по}$ методом Бишопа, Джанбу, Спенсера и др. /2/: удельный вес (γ), сцепление (c), угол внутреннего трения (φ) грунта, крутизна (β) и высота (H) склона, относительная величина порового давления (Γ'_u), степень влажности (G , две градации). Показатель стабильности (S) оценивался по результатам расчетов запаса устойчивости и результатам обследования оползнеопасного склона: обрушенный (f) и стабильный (s).

База данных, представленная в табл. 1, была использована для обучения (46 данных) и тестирования (8 данных). Объектом обучения явился трехслойный персептрон /3/ с архитектурой сети MLP8-m-1, где количество нейронов в скрытом слое m от 4 до 12 с функцией их активации логистической, экспоненциальной, гиперболической. Из 2000 синтезированных сетей были отобраны для дальнейшего анализа три: F_7 (MLP8-6-1); F_8 (MLP8-5-1); F_9 (MLP8-4-1). Они обеспечивают наибольшую производительность (коэффициент корреляции) по контрольной и тестовой подвыборками, соответственно, наименьшие ошибки прогноза запаса устойчивости (по отношению к аналитическим оценкам F базы данных). Качество прогнозирования можно оценить визуально сравнивая "ход" кривых (рис.1) действительных F и прогнозных F_7 , F_8 , F_9 значений в зависимости от вектора входных переменных, соответствующего номеру № табл.1, или по корреляционному графику связи

Таблица 1. Фрагмент базы данных для анализа механизма круглоцилиндрического обрушения склона

№	$\gamma(\text{кН/м}^3)$	$c(\text{кПа})$	$\varphi(^{\circ})$	$\beta(^{\circ})$	$H(\text{м})$	Γ_u	G	F	S
1	18,68	26,34	15	35	8,23	0,0 0	>0,5	1,11	f
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
8	14,80	0,00	17	20	50,0 0	0,0 0	>0,5	1,13	f
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
27	20,41	33,52	11	16	45,7 2	0,2 0	>0,5	1,28	f
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
46	18,00	5,00	30	20	8,00	0,3 0	>0,5	2,05	s
47	16,40	12,00	20	22,6	35,0 0	0,0 0	<0,5	1,33	s
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
53	13,88	5,00	26	22,5	152,0	0,1 4	>0,5	1,10 6	s
54	15,60	5,00	23	20	100,0	0,3 3	>0,5	0,99 8	f

действительной (целевой) и прогнозной (выходной) величин, показанный на рис.2. Объективным показателем эффективности функционирования нейросети является функция плотности вероятности (или гистограмма распределения) остатков: $F_{ocm} = F - F_i$, $i=7,8,9$. На рис.3 показана гистограмма распределения F_{ocm} нейросети №7, которую хорошо аппроксимирует нормальное распределение со средним $\bar{F}_{ост} = -0.02$ и среднеквадратичным отклонением $\sigma\{F_{ocm}\} \approx 0,08$. Если в общей совокупности анализируемых

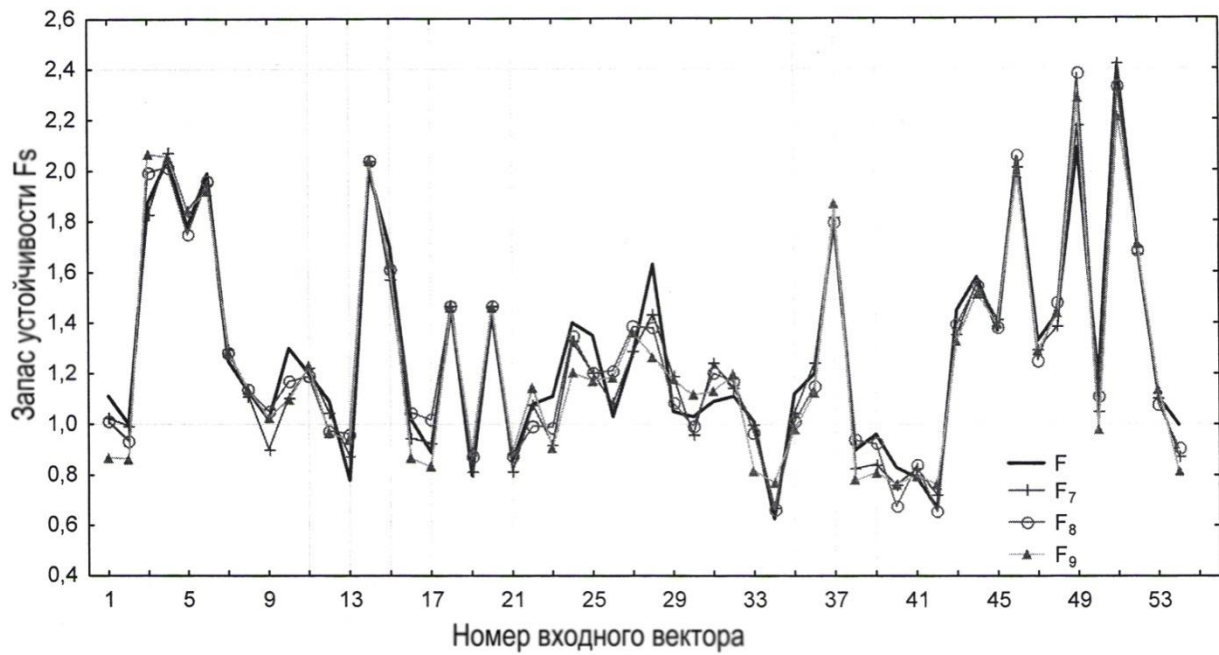


Рис. 1 Аппроксимация нейросетевых прогнозов $F_7F_8F_9$ наблюдаемой величиной запаса устойчивости F по данным входного вектора.

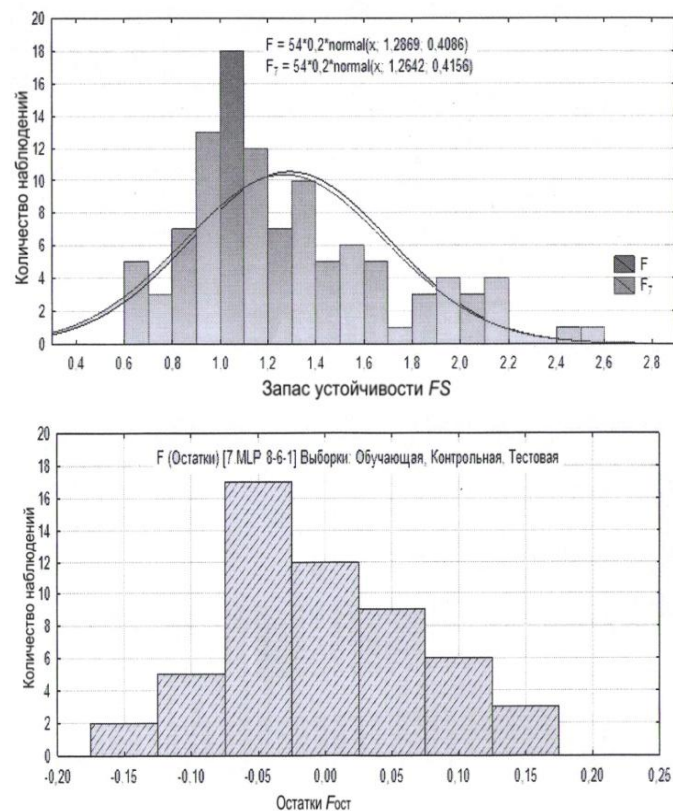


Рис. 2 Распределение запаса устойчивости F_s (наблюдаемого и нейросетевого прогноза) и остатков $F_{ост}$ их сравнения.

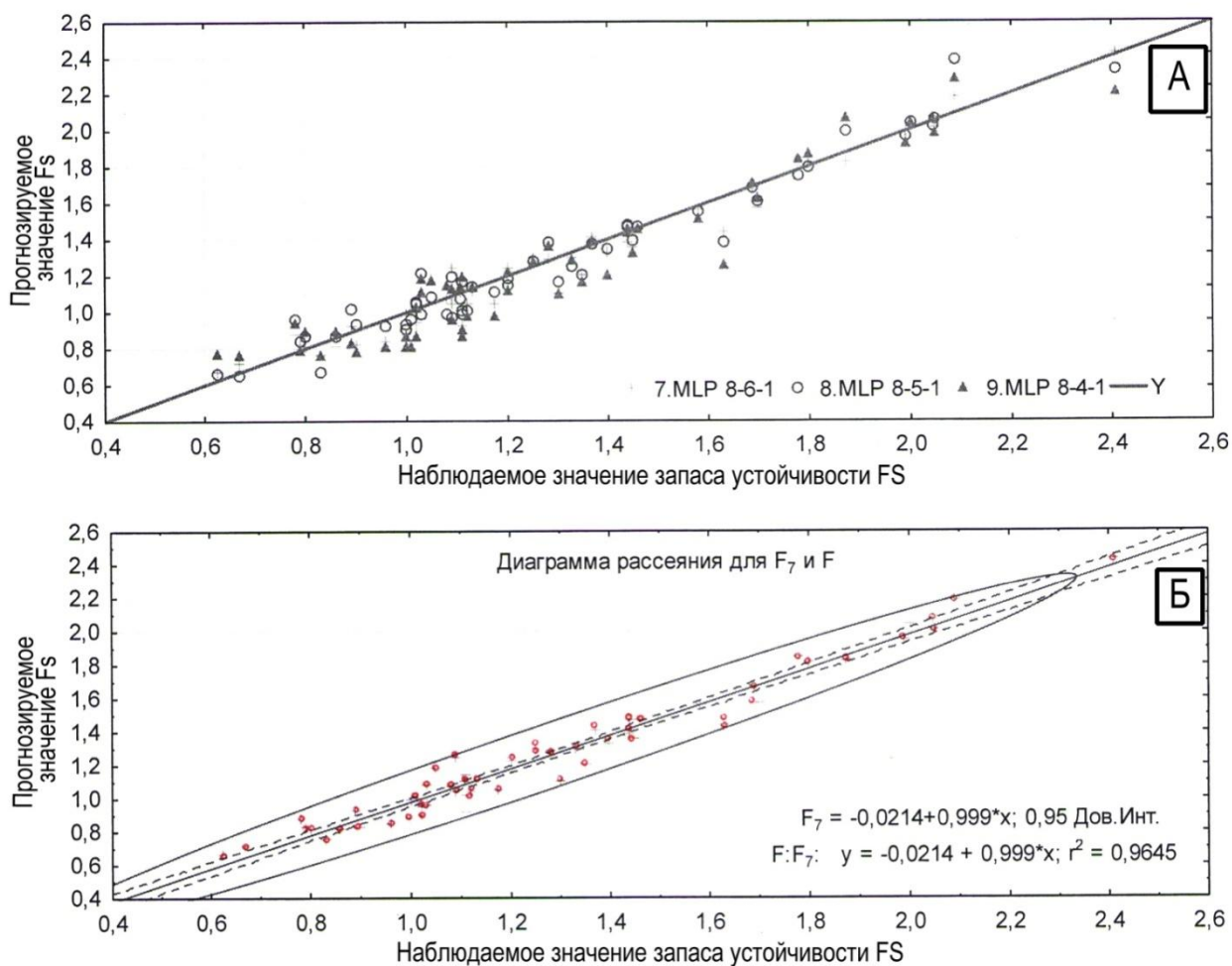


Рис. 3 Корреляционный график взаимосвязи прогнозных и наблюдаемых значений запаса устойчивости F_s : А - по данным трех наилучших ИНС; Б - для ИНС №7.

прогнозных оценок запаса их устойчивости для той же нейросети №7 характеризуется значениями $\bar{F}_{ocm} = 0,027$, $\sigma\{F_{ocm}\} = 0,074$, что подтверждает некоторую разнородность выборок, которая в частности, может быть вызвана различием в критериях оценок или аналитических моделях устойчивости, используемых разными исследователями. В частности, мы использовали оценку F как средний результат расчетов по пяти моделям (Бишоп упрощенный, Джанбуупрощенный и откорректированный, Спенсер, GLE) с расхождением результатов между ними до 6%.

Оценка устойчивости S является решением задачи дихотомии, с которой нейросетевой автомат справляется почти безошибочно. Для решения этой задачи нами вновь использована архитектура трехслойного персептрона. В табл.2 показаны итоги классификации с помощью двух нейросетей, отобранных из 2000 попыток обучения. Одна сеть (MLP8-7-2) безошибочно определяет класс неустойчивых склонов (f) при минимальной ошибке выделения класса устойчивых (s) склонов (1 из 24), вторая сеть (MLP8-11-2), напротив, безошибочно определяет класс устойчивых склонов при минимальной ошибке в классе неустойчивых (1 из 30). Поскольку на практике наиболее опасны ошибки в определении класса неустойчивых склонов, то предпочтение следует отдать сети MLP8-7-2.

Таблица 2. Итоги классификации оползнеопасных склонов по критерию их стабильности S .

Фактическое состояние склона	Нейросеть MLP8-7-2			Нейросеть MLP8-11-2		
	всего	Правильно	Неправильно	всего	Правильно	Неправильно
Всего ($f+S$)	54	53/98,15%	1/1,85%	54	53/98,15%	1/1,85%
Обрушенные (f)	30	30/100%	0/0%	30	29/96,67%	1/3,33%
Стабильные(S)	24	23/95,83%	1/4,17%	24	24/0%	0/0%
Функция активации нейронов: скрытых выходных	гиперболическая софтмакс			экспонента софтмакс		
Функция ошибки	энтропия					

Дополнительная мощная особенность нейронных сетей – их способность выполнять параметрический анализ через обработку промежуточных весовых коэффициентов. Сеть выдает результат по своей чувствительности к каждому входному параметру, что определяет важность его использования для решения прогнозной задачи, а также степень точности, с которой необходимо определять его числовое

значение. После нормирования показателей чувствительности десяти наилучших сетей к 1 можно получить относительную важность или ранг входных параметров, использованных для решения двух рассмотренных выше прогнозных задач. Средние результаты для 10 наилучших сетей представлены на рис.4. для прогноза запаса устойчивости склона F_S в модели его круглоцилиндрического обрушения. Исходные данные по крутизне склона(β)и степени влажности грунтов (G) являются параметрами наибольшего влияния на прогнозную оценку. Тем не менее, отчетливо видно, что и другие входные параметры также важны для данных сетей; при этом минимальное влияние удельного веса грунтов(γ)и величины их сцепления (c).При решении задачи классификации устойчивости склона S наибольшее влияние на процесс распознавание оказывают угол внутреннего трения грунта (φ) и крутизна склона (β), и чрезвычайно малое – удельный вес (γ) и высота склона (H).

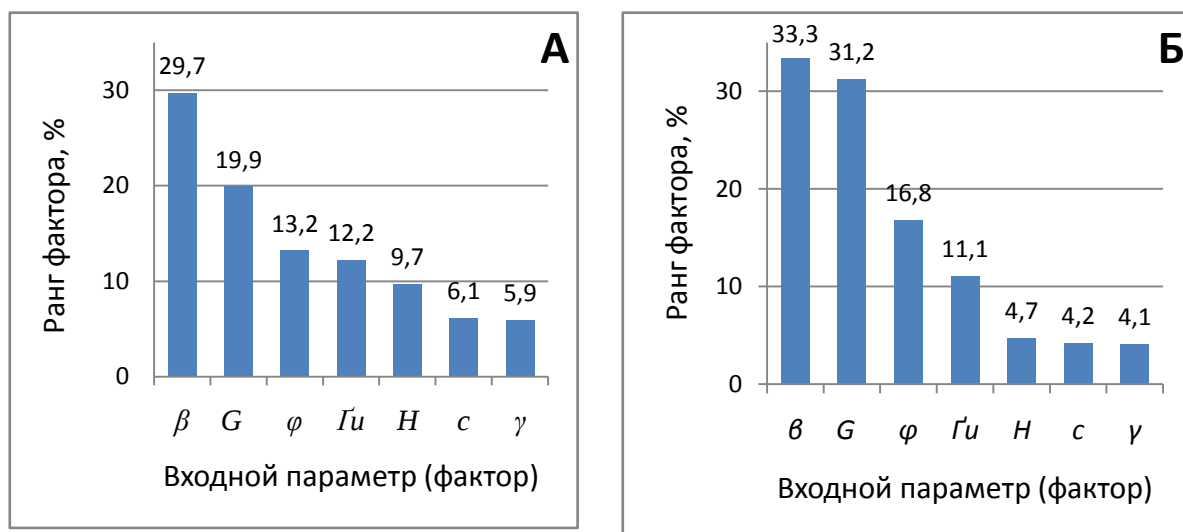


Рис. 4. Относительная важность факторов при решении задачи устойчивости склона(круглоцилиндрическая поверхность скольжения) с применением нейронных сетей: А - прогноз запаса устойчивости F_S ; Б - прогноз устойчивости S .

Результаты, полученные с использованием нейронных сетей на реальных массивах данных для решения задачи оценки устойчивости склона, дали нам возможность сделать некоторые интересные выводы:

- расчетный запас устойчивости, полученный аналитическими методами для эталонного массива данных 54 векторов, сравнивался с прогнозным запасом устойчивости, полученным нейросетевым анализом, а также запасом устойчивости, полученным методом аппроксимации наименьших квадратов /1/, и как оказалось, нейросетевой метод давал лучшую конвергенцию; коэффициент множественной детерминации относительно расчетного метода составил $R^2 > 0,95$, в то время как для метода аппроксимации $R^2 \approx 0,83$;
- анализ чувствительности нейросети хорошо подходит для изучения доминирующих параметров и, как оказалось, корректное ранжирование самых важных параметров; для механизмов кругового обрушения самыми важными параметрами является крутизна склона (β), угол внутреннего трения (φ) и степень влажности грунтов (G), т. е. параметры как геометрии склона, так и свойств слагающих его грунтов. Кроме того отчетливо видно, что другие исходные данные также важны и это – реалистический результат, поскольку все эти параметры состояния образуют основной входной вектор в наиболее распространенных геотехнических задачах.
- разрушение горного склона может произойти по различным причинам или комбинации факторов; некоторые из параметров, связанных в этой нелинейной системе являются количественными, а некоторые описательными. Нейросеть способна воспринимать градации описательных переменных (например, наличие растительности на горном склоне) и это является интересной темой для будущей работы.

ЛИТЕРАТУРА

1. Sah N.K., Sheorey P.R., Upadhyaya L.N. Maximum Likelihood Estimation of slope stability// Int.J. Rock Mech. Min. Sci&Geomech. Abstr.Vol. 31, №1, 1994 – pp.47 – 53.
2. Оползни. Исследование и укрепление. Под ред. Р. Шустера и Р. Кризека. М.: Мир, 1981- 366с.
3. Васильев В.И. Распознающие системы. Киев.: Наукова думка, 1983 – 422с.