

НЕЙРОСЕТЕВАЯ МНОГОФАКТОРНАЯ МОДЕЛЬ ОПЕРАТИВНОГО ПРОГНОЗА ОПОЛЗНЕВОЙ АКТИВНОСТИ

Ю.Г. Алешин

Институт геомеханики и освоения недр НАН КР

По результатам многолетнего мониторинга медленно движущихся гидрогенных оползней набирается большой статистический материал по параметрам оползневого движения и гидрометеорологическим факторам оползневой активности. На основе полученного материала возможно построение многомерных регрессионных нейросетевых моделей (в общем случае-нелинейных), которые могут эффективно предсказывать скоростной режим смещения оползня на ближайшие нескольких дней для оперативного управления риском на оползнеопасной территории, имея ввиду, что система мониторинга продолжает действовать и в условиях чрезвычайной ситуации и ее не надо создавать в срочном порядке. Методологию такого алгоритма прогнозирования обсудим на примере оползня “Тектоник” в Майлуу-Суу, где система мониторинга функционировала с 1996 по 2002 год.

Фрагмент базы данных мониторинга представлен в табл.1., где приняты следующие обозначения:

t - первый день пятидневки, на протяжении которой осуществляется усреднение влияющих факторов и откликов регрессионной модели; $t = 0$ соответствует началу пятидневки, включающий дату 1 января каждого года; сутки;

$\sum h$ - сумма атмосферных осадков, на момент времени, t_i начиная с 26 января предыдущего года, мм;

h_i - средняя интенсивность осадков за пятидневный период времени накануне t_i , мм/сутки;

h_{i-5} - то же в предыдущие 5 суток; мм/сутки;

h_{i-10} - то же за 5 суток с ретроспективным сдвигом в 10 суток; мм/сутки;

h_{i-15} - то же за 5 суток с ретроспективным сдвигом в 15 суток, мм/сутки;

$\sum T^0$ - сумма среднесуточных температур воздуха на момент времени t_i начиная с 26 ноября предыдущего года, град. C ;

T_i^0 - среднесуточная температура воздуха на протяжении 5 суток, предшествующих моменту времени t_i , град. C ;

T_{i-5}^0 - тоже, в предыдущее 5 суток, град C ;

T_{i-10}, T_{i-15} - тоже, но с ретроспективным сдвигом на 10 и 15 суток соответственно, град. C ;

$\sum S_i$ - смещение оползня на момент времени t_i , начиная с 26 ноября предыдущего года, мм;

v_i - средняя скорость смещения оползня в течении 5 суток, начиная с момента времени t_i , мм/сутки;

$v_{i-5}; v_{i-10}; v_{i-15}; v_{i-20}; v_{i-25}; v_{i-30}$ - то же, но с ретроспективным сдвигом времени на 5,10,15,20,25 и 30 суток соответственно мм/сутки;

K - кодировка характера оползневой активности в предстоящие 15 суток, при этом:

$K = A_1$ - активность оползня по величине скорости падает на протяжении 15 суток;

$K = B_1$ - активность падает в интервале ближайших от 5 до 10 суток, оставаясь неизменной в интервале от 10 до 15 суток;

$K = C_1$ - активность оползня в интервале будущего времени от 5 до 10 суток падает , а в интервале от 10 до 15 суток – возрастает;

$K = D_1$ - активность оползня остается неизменной в интервале будущего времени до 10 суток, а затем падает в интервале от 10 до 15 суток;

$K = E_1$ - активность оползня остается неизменной на всем интервале горизонта прогноза до 15 суток;

$K = F_1$ - активность оползня постоянная (скорость смещения неизменная) на протяжении предстоящих 10 суток, а в интервале времени от 10 до 15 суток возрастает;

$K = G_1$ - активность оползня в интервале прогноза от 5 до 10 суток возрастает, а в интервале от 10 до 15 суток – падает;

$K = L_1$ -активность оползня в период времени от 5 до 15 суток возрастает, а с 10 до 15 суток остается неизменной;

$K = M_1$ -активность оползня непрерывно возрастает во всем интервале времени с горизонтом прогноза 15 суток.

На базе имеющихся данных оползневого мониторинга сформулируем две прогнозные задачи:

-задача классификации, когда по ретроспективным данным факторов требуется дать оценку (прогноз) оползневой активности на предстоящее 15 суток по значению индекса K ;

-задача регрессии, когда по ретроспективным данным факторов требуется дать прогноз абсолютного значения средней скорости смещения оползня на предстоящие 5 суток.

Для решения указанных задач нами использован многословный (трехслойный) персептрон (MLP). Эта архитектура нейросети используется в настоящее время наиболее часто[1]. Каждый элемент этой сети строит взвешенную сумму своих входов с поправкой в виде слагаемого, а затем пропускает эту величину активации через передаточную функцию; таким образом формируется выходное значение этого элемента. Последние организованы в постоянную топологию с прямой передачей сигнала. Подобную сеть можно

интерпретировать как модель многополюсника, в которой веса и пороговые значения (смещения) являются свободными параметрами модели, и такая сеть может моделировать прогнозную функцию практически любой степени сложности, при этом число элементов в каждом слое определяют сложность функции, которая в общем случае является существенно нелинейной.

Значительным преимуществом сети MLP по сравнению с другим (например RBF-радиальных базисных функции) заключается в том, что сеть MLP выдает более определенные решения при обработке сильно отклоняющийся данных. Для сравнения можно отметить “неумение” сетей RBF экстраполировать свои выводы за область известных данных: при удалении от обучающего множества значение функции отклика быстро падает до нуля. В целом склонность сети MLP к некритическому экстраполированию результатов считается её слабостью, однако в обсуждаемом нами случаи, когда возможны редкие, но весьма значительные по величине оползневые подвижки, это свойство имеет свои положительные качества, уменьшая вероятность пропуска опасности. Количество элементов во входном и выходном слоях определяются условиями задачи: в задаче классификации соответственно 16 и 2 элемента, в задаче регрессии соответственно 15 и 1 элемент из того перечня факторов, которые изложены выше. Сомнения, возникающие в отношении того, какие выходные значения необходимо использовать для решения прогнозной задачи (возможно их общее число должно быть меньше 15 или 16) раз решаются нами на этапе обучения нейросети после анализа ее чувствительности к входным воздействиям. Во всяком случае этот показатель должен быть заметно больше 1.

Таблица. 1

Фрагмент базы данных мониторинга оползня «Тектоник» в 1997
году.

Ед. Измер.	Предиктор	Календарное время										
		с 30.12 по 3.01	с 4.01. по 8.01	с 9.01 по 13.01	с 14. по 18.01	...	с 20.03. по 24.03	с 25.03. по 29.03.	с 30.03 по 3.04.	с 4.04. по 8.04.	с 9.04. по 13.04	с 9.04. по 18.04
	N	0	1	2	3		16	17	18	19	20	21
сутки	t	0	5	10	15		80	85	90	95	100	105
мм	Σh	19,1	19,5	21,65	57,7		231	239	255	257,5	266	291
мм/сут	h_i	0,08	0,43	7,21	4,15		1,6	3,2	0,5	17	1	1,0
мм/сут	h_{i-5}	1,84	0,08	0,43	7,21		1,0	1,62	3,2	0,5	1,7	1,0
мм/сут	h_{i-10}	0,5	1,84	0,08	0,43		6,52	1,0	1,6	3,2	0,5	1,7
мм/сут	h_{i-15}	1,78	0,5	1,84	0,08		0,77	6,52	1,0	1,6	3,2	0,5
град С	ΣT^0	81	111	142	159		196	222	251	306	361	421
град С	T_i^0	6,05	6,16	3,49	3,98		5,2	5,84	10,9	11,0	12,0	11,25
град С	T_{i-5}^0	5	6,05	6,16	3,49		0,34	5,2	5,84	10,9	11,0	12,0
град С	T_{i-10}^0	4,6	5	6,05	6,16		5,75	0,34	5,2	5,84	10,9	12,0
град С	T_{i-15}^0	2,47	4,6	5	6,05		3,25	5,75	0,34	5,2	5,84	10,9
мм	ΣS	88	103	105	130		459	495	546	611	652	652
мм/сут	V_{i-15}	1,4	2,6	3,4	3,0		8,2	7,2	11,6	7,2	10,2	13,0
мм/сут	V_{i-10}	2,6	3,4	3,0	0,4		7,2	11,6	7,2	10,2	13,0	8,2
мм/сут	V_{i-5}	3,4	3,0	0,4	5,0		11,6	7,2	10,2	13,0	8,2	0
мм/сут	V_i	3,0	0,4	5,0	0,2		7,2	10,2	13,0	8,2	0	2,4
	Класс К	C ₁	G ₁	C ₁	G ₁		J ₁	G ₁	A ₁	C ₁	J ₁	H ₁

Вопрос о том, сколько использовать промежуточных слоев и элементов в них, решается поэтапно в качестве начального приближения нами используется один промежуточный слой с числом элементов в нем от 5 до 12. Здесь мы используем простое практическое правило: число элементов промежуточного слоя приблизительно равно половине элементов входного и выходного слоев. Использование этого правила позволяет создавать в общем простую сеть, которая, возможно, не обеспечивает минимальную ошибку прогнозирования, но застрахована от переобучения.

Значения весов и порогов сети, которые минимизируют ошибку прогноза, устанавливаются нами автоматически в процессе обучения сети при использовании пакета STNeuralNetworks по критерию

минимума среднеквадратичной ошибки (RMS), нормированной на число наблюдений и переменных. Процесс обучения содержал несколько тысяч эпох и из них отбирались 10 лучших результатов по критерию минимума ошибок обучения контрольной и тестовой подвыборок, при этом контрольная и тестовая подвыборки не участвуют в процессе обучения, а используются для независимого контроля результатов. Имея ввиду недостаточно большой объем базы данных ($N=324$) нами установлено следующие соотношения обучающей, контрольной и тестовой подвыборок: 80:10:10% соответственно.

В качестве алгоритма обучения использован мощный алгоритм Бройден-Флетчер-Гольдфарб-Шанно (BFGS) второго порядка с очень быстрой сходимостью, но с большими затратами памяти, обусловленными необходимостью сохранять матрицу Гессе.

Обсудим результаты решения двух сформированных выше задач.

Задача классификации в рамках распознавания 9 классов характера оползневой активности решена неудовлетворительно. Достоверность прогнозов в среднем по всем классам при анализе 10 наиболее качественных сетей не превышает 50 %. При этом наиболее опасная ситуация: непрерывного возрастания скорости смещения оползня на протяжении 15 предстоящих суток (класс $K=I$) прогнозируется разными (лучшими) сетями с достоверностью D_I от 0 до 25 % в то время как класс ($K=G$), характеризующий снижение и стабилизацию оползневой активности, прогнозируется с достоверностью $D_G = 65,8 \dots 73,1\%$. Система предикторов оказалась недостаточно информативной для решения задачи столь дробной классификации.

Для повышения эффективности распознавания сформируем всего два класса оползневой активности:

$K_1 = A = A_1 + B_1 + D_1 + G_1$ -класс относительно низкой оползневой активности или снижающейся с течением времени на интервале прогноза $\Delta t = 15$ суток;

$K_2 = C = C_1 + F_1 + H_1 + I_1$ - класс относительно высокой оползневой активности или повышающейся с течением времени на интервале прогноза $\Delta t = 15$ суток.

Результаты обучения нейросети, качество прогнозирования характеризует ROC–диаграмма [2], представленная на рис.1. Существенно возросла как общая (средняя) достоверность правильного прогнозирования (76,54%), так и прогнозирования наибольшей и возрастающей оползневой активности (78,35%).

Интересными представляются результаты анализа чувствительности нейросети к воздействию тех или иных предикторов. Здесь выделяется три группы факторов:

1. Текущее календарное время t , сумма среднесуточных температур (кумулятивная температура $\sum T$) и, в порядке убывания, среднесуточная температура за 15 суток и менее ($T_{i-15}; T_{i-10}; T_{t-5}; T_t$);
2. Кумулятивное смещение оползня $\sum S$, кумулятивные осадки $\sum h$ и интенсивность осадков полумесячной давности h_{i-15} ;
3. Интенсивности осадков 10 дневной давности и выпавшие накануне ($h_{i-10}; h_{i-5}; i$), а также вся группа показателей ретроспективных скоростей смещения оползня ($v_i \dots v_{i-15}$);

Чувствительность нейросети в прогнозной модели оползня “Тектоник” наибольшая по отношению к факторам первой группы, что вполне объяснимо: началу мая каждого года соответствует подъем УГВ, совпадающей с максимумом атмосферных осадков в этот же период времени. С этими же связана температурная цикличность воздуха.

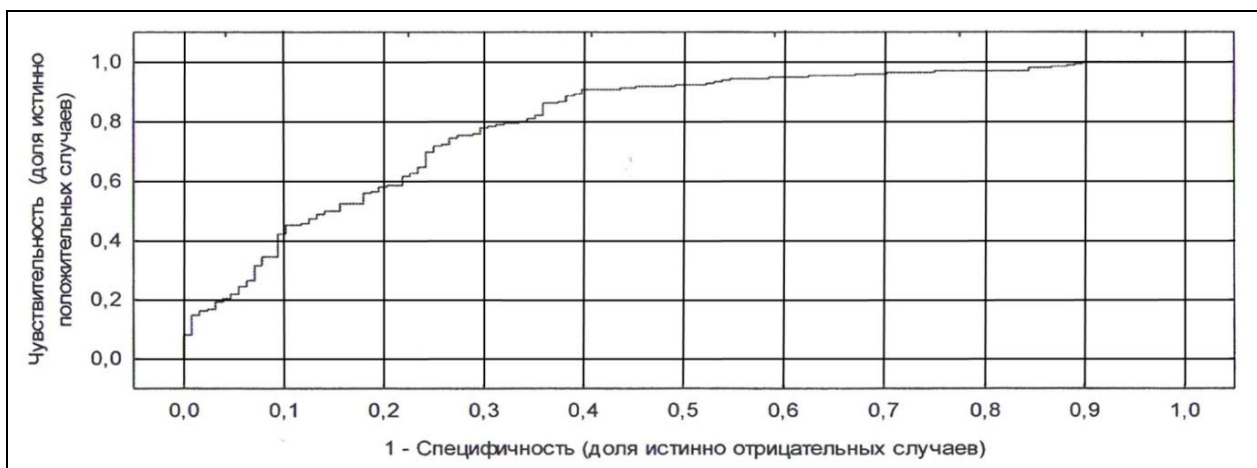


Рис.1. Рабочая характеристика (ROC-диаграмма по [2]) нейросетевого автомата при решении задачи распознавания.

Развитие оползневого процесса на склоне главной антиклинали в Майлуу-Суу осуществляется в условиях весьма скудного питания плоскости скольжения грунтовыми водами, что предопределяет низкую реакцию на кратковременные атмосферные осадки, а оползневой потенциал довольно быстро “срабатывается” при небольшом продвижении оползня. На это же указывает своеобразный “рванный” режим его продвижения вниз по склону. Это объясняет низкую чувствительность нейросети к факторам третьей группы. Одновременно это же объясняет невысокие показатели достоверности прогнозов оползневой активности имеющимся набором предикторов.

Задача регрессии, связанная оперативным прогнозом средней скорости смещения оползня на ближайшую пятидневку, имеет удовлетворительное решение: в диапазоне действительных скоростей смещения от 0 до 51,3 мм/сутки средневзвешенная ошибка прогноза (RMS) составляет 1,124 мм/сутки по всем типам подвыборок, что обеспечивает коэффициент корреляции между прогнозируемыми и реальными показателями скорости смещения, равный 0,967. Основные показатели нейросети для оперативного прогноза скорости

смещения оползня «Тектоник» и качество прогнозирования представлены на рис.2,3,4. и в табл.2,3



Рис.2. Наблюдаемые и прогнозные значения средних скоростей смещения оползня «Тектоник» в 1997-2002г.г.

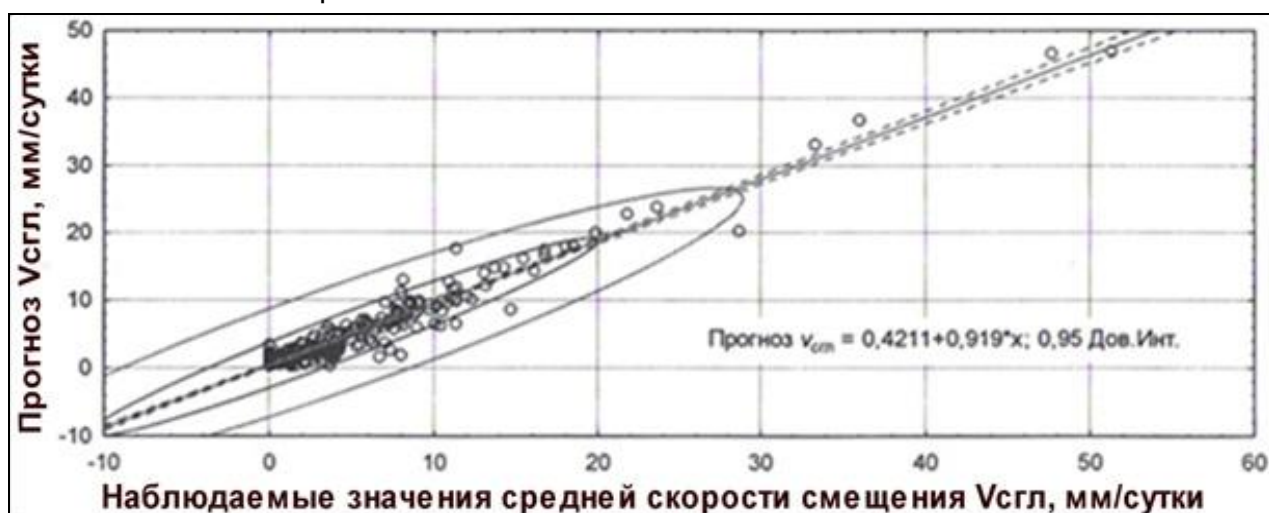


Рис.3. Взаимосвязь наблюдаемых и прогнозных средних скоростей смещения оползня «Тектоник» в 1997-2002г.г.

Обращает на себя внимание, что в данной задаче выстраивается совершенно иная иерархия чувствительность сети к предикторам. Здесь также можно выделить три группы (в порядке убывания чувствительности):

1. Скорости смещения оползня в предыдущих пятидневках

$$v_{t-5} \text{ и } v_{t-10};$$

2. Сумма осадков к моменту прогноза, начиная с 26 ноября предыдущего года $\sum h$, момент времени t формирования прогноза, температура воздуха текущая T_i и в предыдущую пятидневку T_{i-5} ;

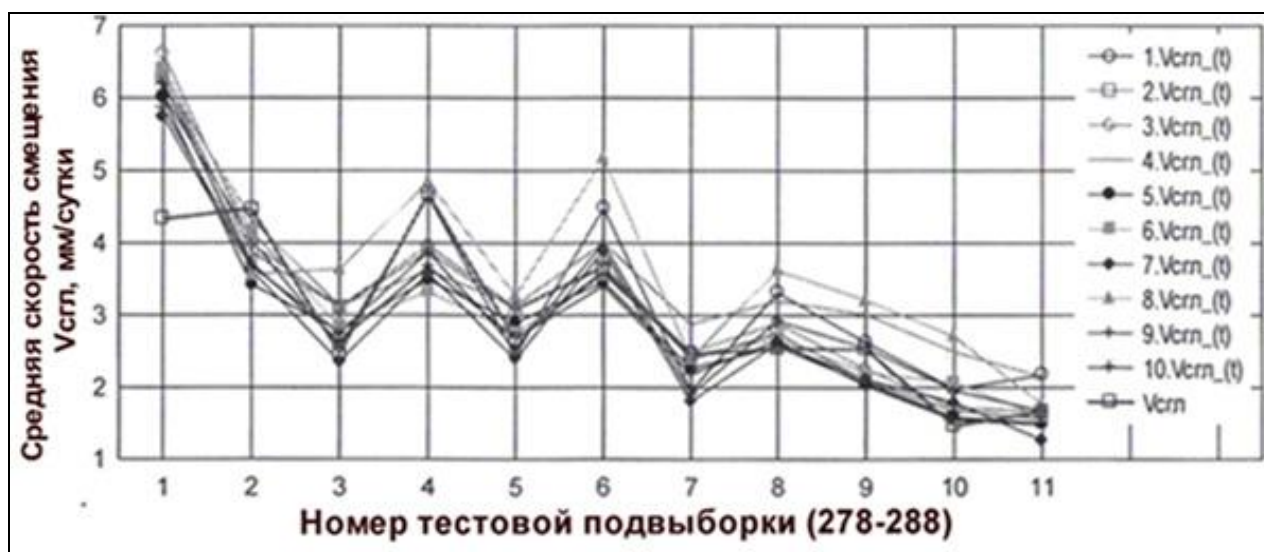


Рис.4. Прогноз средней скорости смещения оползня «Тектоник» в 2002 году по тестовой подвыборке десятью лучшими нейросетями.

Таблица. 2

Итоговая статистика нейросети

Тип сети	Коэффициенты корреляции		
	V-обучающая	V-контрольная	V-тестовая
4MLP P 15-7-1	0,96516	0,99328	0,95456

Таблица. 3

Чувствительность Нейросети к предикторам (тип сети 4MLP 15-7-1)

Предиктор	Значение	Предиктор	Значение	Предиктор	Значение
V_{i-5}	5,4628	T_i^0	1,4821	h_{i-5}	1,0695
V_{i-10}	4,1207	V_{i-15}	1,1981	h_{i-15}	1,0497
$\sum h$	1,646	h_{i-10}	1,1075	T_{i-15}^0	1,0461
t	1,611	$\sum S$	1,0851	h_i	1,03245
T_{i-5}^0	1,6386	T_{i-10}^0	1,0793	$\sum T^0$	1,0

3. Все другие предикторы, включая кумулятивное смещение, кумулятивную температуру $\sum T$, отдаленные от точки формирования прогноза интенсивности осадков $h_i, h_{i-5}, h_{i-10}, h_{i-15}$.

Большое влияние первой группы факторов связано с инерционностью развития оползневого процесса, что подтверждается характером функции автокорреляции процесса оползневой активности: радиус автокорреляции составляет в среднем 15 суток. Низкое влияние третьей группы, в которой сосредоточены практически все показатели ретроспективных атмосферных осадков от h_t до h_{t-15} , объясняется преимущественным влиянием на оползневую активность гидрогеологического режима, формирующегося в дальних зонах питания за счет осадков зимне-ранневесеннего периода года, когда невелики еще показатели испаряемости выпавшей влаги и ее транспирации растениями.

ЛИТЕРАТУРА

1. Хайкин С. Нейронные сети Пер. с англ. М.: ООО «И.Д. Вильямс». 2006. 1104 с.
2. Иган Дж. Теория обнаружения сигналов и анализ рабочих характеристик/Пер. с. англ. – М.: Наука. 1983. 216с.