

УДК 624, 131:577,4

КОМБИНИРОВАННАЯ МОДЕЛЬ ПРОГНОЗА СМЕЩЕНИЯ ОПОЛЗНЯ

Ю.Г. Алешин, И.А. Торгоев

Институт геомеханики и освоения недр НАН КР.

Оползень-это нелинейная динамическая система, поведение который определяется геологическими, климатическими и другими условиями, в частности осадками, землетрясениями и деятельностью человека. Изменения в этих условиях играют критическую роль в развитии смещения. Во многих случаях, особенно в многоводные годы, изменения смещения оползней могут быть напрямую коррелированы с видимыми изменениями влияющих факторов. В то же время, качество такого прогноза все еще остается невысоким. Можно попытаться разработать такую модель прогноза, которая учитывала бы комплексно как механизм деформации, так и влияющие факторы. Такая модель предложена JuanDueta [1], которую мы попытаемся адаптировать применительно к реальному оползню Сары-Бээ в Майлуу-Суу, скорректировав некоторые элементы, и оценить эффективность её прогнозирующей способности.

В предлагаемой модели смещения оползней связываются с геологическими, гидрометеорологическими, гидрогеологическими условиями и внешними влияющими факторами. Общее смещение в плоскости скольжения разделяется на два компонента:

(1)-смещение, определяемое геологическими условиями в долгосрочной перспективе (фундаментальный аспект смещения);

(2)-смещение, зависящее от внешних факторов, которые меняются в течение короткого периода времени (как правило, весной каждого года).

Эти два компонента представляют приблизительно регулярные и ступенчато нарастающие смещения оползня. В модели временного ряда общее смещение по плоскости скольжения (сброса) A_t содержит четыре компонента отклика, указанные ниже:

$$A_t = S_t + C_t + t_t \pm E_t, \quad (1)$$

где: S_t, C_t, t_t —тренд, периодический член и пульсация, соответственно; а E_t — случайная переменная, отражающая неопределенность.

Переменная S_t отражает тенденцию развития оползневого смещения. Оно определяется потенциальной энергией и ограничивающими условиями смещения. Периодический член отражает компоненту смещения, вызванного периодическими изменениями иницирующего фактора(ов), например, разницей сезонных осадков, температур и уровня подземных вод. Член пульсации отражает отклик смещения, вызванный внезапным изменением (увеличением), например, интенсивности землетрясений.

В этой модели переменные рассматриваются как детерминированные по факту своего существования компоненты, однако случайные по параметрам проявления. Из-за различных механизмов каждого из компонентов смещения, общее смещение в плоскости сброса, измеренное в процессе мониторинга, т.е. первичные данные, также должны быть разделены на тренд и периодический член, и каждый из них может быть спрогнозирован отдельно с применением различных методик.

Разложение общего смещения на тренд и периодическую компоненту является основной предлагаемой детерминированно-стохастической модели. Если период временного ряда и влияющих факторов может быть определен точно, то изменения данных могут быть сглажены методом скользящего среднего, и составляющая в виде тренда смещения может быть извлечена из совокупности данных. Функция однократного скользящего среднего значения представлена в следующем уравнении:

$$\bar{S}_t^{(1)} = \frac{1}{N} (S_t + S_{t-1} + \dots + S_{t-N+1}), (t \geq N) \quad (2)$$

где: $\bar{S}_t^{(1)}$ - единичное значение скользящего среднего первой итерации в t -ом моменте времени; S_t - контролируемое смещение в t -ом моменте времени; N - цикл скользящего среднего.

Для того, чтобы ослабить и даже практически полностью устранить периодические и беспорядочные колебания во временном ряде можно будет использовать метод двойного скользящего среднего значения

$$\bar{S}_t^{(2)} = \frac{1}{N} \left(\bar{S}_t^{(1)} + \bar{S}_{t-1}^{(1)} + \dots + \bar{S}_{t-N+1}^{(1)} \right), (t \geq 2N - 1), \quad (3)$$

где: $\bar{S}_1^{(2)}$ - скользящее среднее второго порядка в t -ом моменте времени.

Вместе с тем, с увеличением порядка скользящего среднего появляется погрешность типа гистерезиса. Поэтому в нашей работе используется сглаживание скользящим средним порядка не более, чем второй.

После того, как временной ряд содержит только член, отражающий тренд, одним из достоверных методов прогноза является регрессионная модель, адекватно описывающая процесс смещения,

например, в виде закона ползучести. Можно выбрать следующие типы моделей:

- обобщенный закон Саито [2]:

$$S_t = \frac{a}{(n-1)(b-t)^{n-1}} \pm E_t \quad (4)$$

- “индуктивная” модель Kawamura [3]:

$$S_t = \frac{1}{ab} \operatorname{Ln} \left\{ \frac{t}{b-t} \frac{b-t_0}{t_0} \right\} \pm E_t \quad (5)$$

-инверсионная функция Verhulst[4];

$$S_t = \frac{1}{a} \operatorname{Ln} \frac{(a-bt_0) \cdot t}{(a-bt)t_0} + S_0 \pm E_t \quad (6)$$

В уравнениях (4-6) a, b, n -параметры, подлежащие определению методами регрессионного анализа (например, наименьших квадратов), S_0 начальное смещение при $t = t_0$.

Использование уравнении регрессии $S(t)$ в рекомендованном нами виде (4 и 5) сразу же определяет ситуацию, несколько велико еще в среднем “время жизни” оползневого склона $\tau_t = b - t_t$ в (4.11 и 4.12) или $\tau_t = \frac{a}{b} - t_t$ в (6), в отличии от рекомендаций, где предлагается в качестве функции регрессии $S(t)$ выбрать полиномиальную модель невысокой степени ($n = 2; 3$), которая более или менее достоверно описывает процесс вторичной стадии ползучести, весьма далёкой от разрушения. С точки зрения теории прогнозирования выделение тренда решает задачу долгосрочного прогнозирования времени обрушения склона.

Периодическая составляющая оползневого смещения вызвана множеством переменных, и зависимость отклика трудно описать

обычными аналитическими методами. Как правило, при этом удаётся получить многомерные нелинейные регрессии второго порядка, которые довольно грубо описывают динамику оползневого смещения на коротких временных интервалах. Лучших результатов можно добиться при использовании нейросетевого прогнозирования [5,6] путём предварительного обучения нейросетевого автомата. Широко распространённым методом обучения является алгоритм обратного распространения ошибок. Автомат формирует сеть (обучается) на примере, который состоит из некоторого числа входных образцов с описанием свойств и известным правильным результатом идентификации для каждого из них. Эти примеры “входа-выхода” используется для получения функции ограниченного отображения (скрытый слой) после синтеза нейросети, при этом алгоритм обратного распространения ошибок позволяет адаптировать сеть к другим исходным данным. Доказано [7], что трехслойная нейросетевая модель с алгоритмом обратного распространения ошибок может эффективно аппроксимировать любую функцию. В предлагаемой методике нейронная сеть, сформированная с использованием алгоритма обратного распространения ошибок, принята для прогнозирования компонента периодического оползневого смещения.

Прогноз полного смещения может быть получен путем сложения двух составляющих: тренда и периодического компонентов. Рис.1 описывает процесс анализа модели прогноза в виде блок-схемы.

Для мониторинга смещения оползневой участок был оборудован сетью реперов, состоящей из 18 реперов (4 опорных и 14 в движущемся оползне) для рулеточных измерений по двум створам. Смещения по линии падения склона (головной) части оползня использовались для определения модели прогноза, при этом данные по двум створам усреднялись.

Анализ метеорологических данных проводился по метеостанции “Массы” (“Ленин -жол”), уровень грунтовых вод по скважине № 10, пройденной вблизи изучаемого оползня. Данные по параметрам землетрясений были взяты по таблице “NEIC: EarthquakeSearchResults” (U.S. GeologicalSurveyEarthquakeDataBase) в радиусе 200 км от Майлуу-Суу. Интенсивность сотрясений оценивалась по А.В. Шебалину:

$$J(r) = bM - vlg\sqrt{r^2 + h^2 + C}, \quad (7)$$

где: b, v, c -региональные коэффициенты; M -магнитуда землетрясения; $J(r)$ - интенсивность сотрясений в баллах на расстоянии r , км; h -глубина очага, км.

Имея в виду, что интенсивность сейсмической волны как количество энергии, переносимой этой волной в одну секунду через единичную

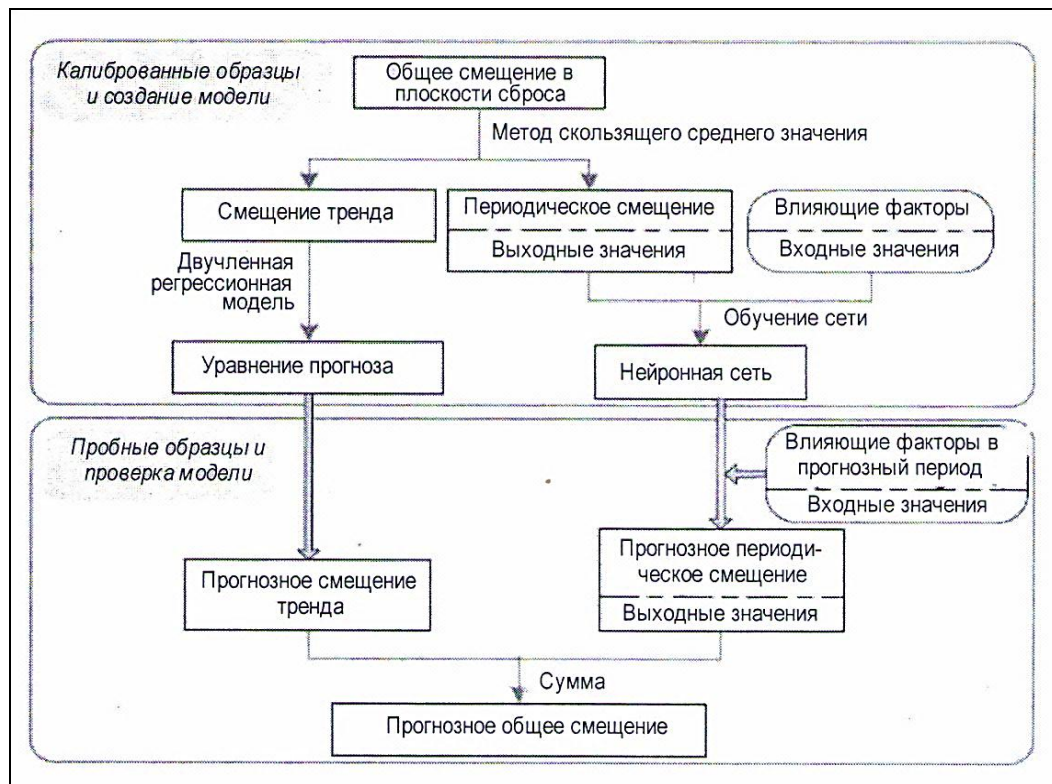


Рис.1. Блок-схема процедуры выработки прогнозного решения по предлагаемой модели.

площадку в направлении распространения волны, определяется амплитудой смещения, скоростью распространения, частотой колебаний и плотностью грунтов, можно определить некоторую величину $\Delta l g$, пропорциональную общей энергии от N -ряда отдельных сейсмических событий как

$$\Delta l g \sim K \sum_{i=1}^N \exp \{U_i(r)\} \quad (8)$$

Благодаря подобному преобразованию удастся импульсную составляющую влияющих факторов привести к циклическим.

Данные мониторинга оползневого смещения и влияющих факторов приведены на рис. 2.

Определение периодических влияющих факторов является критически важным для достоверного прогноза и корректного описания отклика смещения оползня. В противном случае увеличивается шумовая составляющая процесса смещения и его мониторинга, который маскирует основные соотношения между иницирующими факторами и откликом. На основе анализа логико-математической модели механизма деформации гидрогенного оползня были выбраны следующие факторы:

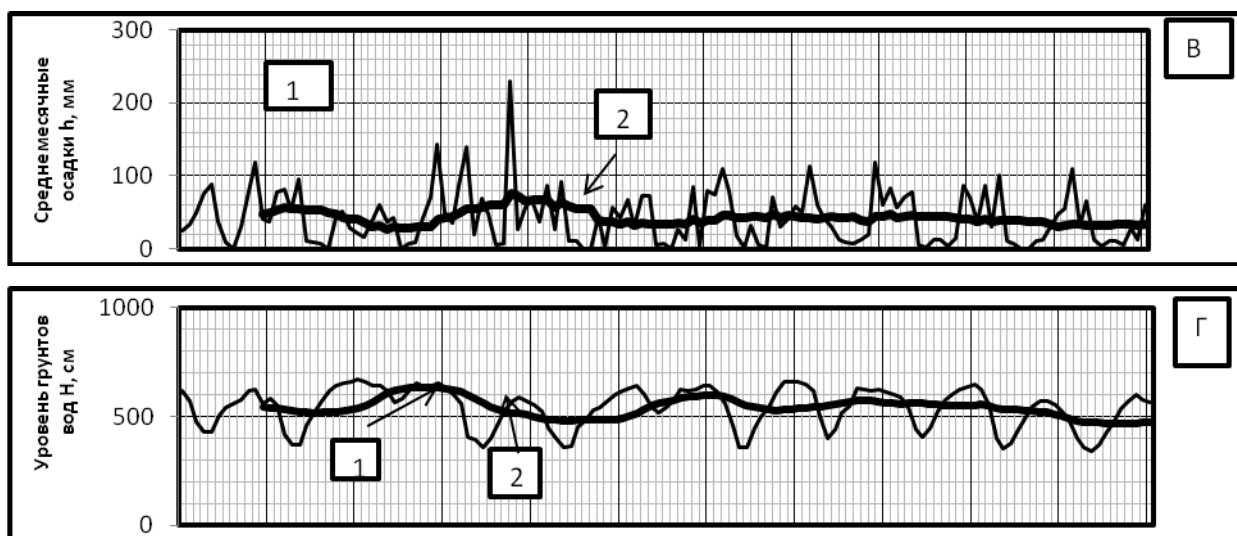
C_{1t} -накопленные осадки за текущий месяц по его завершению (h_i , мм); C_{2t} -накопленные осадки за 3 прошедших месяца ($\sum_{i-2}^i h$, мм); C_{3t} -уровень грунтовых вод в текущий месяц средний (H_i), см; C_{4t} -уровень грунтовых вод минимальный по состоянию на начало года (H_{min} , см); C_{5t} -изменения уровня грунтовых вод в среднем за предыдущий и текущий месяцы $\Delta_H = H_i - H_{i-1}$, см; C_{6t} -среднемесячная температура текущего месяца по его завершению (T_{cp} , °C); C_{7t} -среднемесячная температура воздуха за 3 прошедших месяца ($\frac{1}{3} \sum_{i-2}^i T_{cp}$, °C); C_{8t} -приращение накопленного смещения за двенадцать

предыдущих месяцев $(\sum_{i=12}^i S)C_{9t}$ -энергетический показатель сейсмического воздействия за предшествующий год $\mathcal{E}_{egi}$, год⁻¹.

В качества объекта прогноза выбрана величина смещения оползня Δl_{ti} за каждый месяц текущего года, начиная с января, при этом $\Delta l_{ti} = S_{ti} - \hat{S}_{ti}$.

Матрицы исходных данных для обучения нейросетевого автомата представлена в табл.1, корреляционная матрица- в табл.2, график периодической составляющей смещения- на рис.3.

Для периода сезона дождей и подъема уровня, грунтовых вод быстрое смещение начинается ежегодно с конца марта и продолжается до июня. Это же наблюдается для большинства оползней Юго-Западного Тянь-Шаня. Наименьшие величины смещения оползня Сары-Бээ в весенний период наблюдались в 1986, 1990, 1991и 1992 году при малой интенсивности осадков и низком уровне стояния грунтовых вод. Временное относительно устойчивое состояние наблюдалось ежегодно во вторую половину года, что связано с практически полнымпрекращением атмосферныхосадков и понижением уровня грунтовых вод.



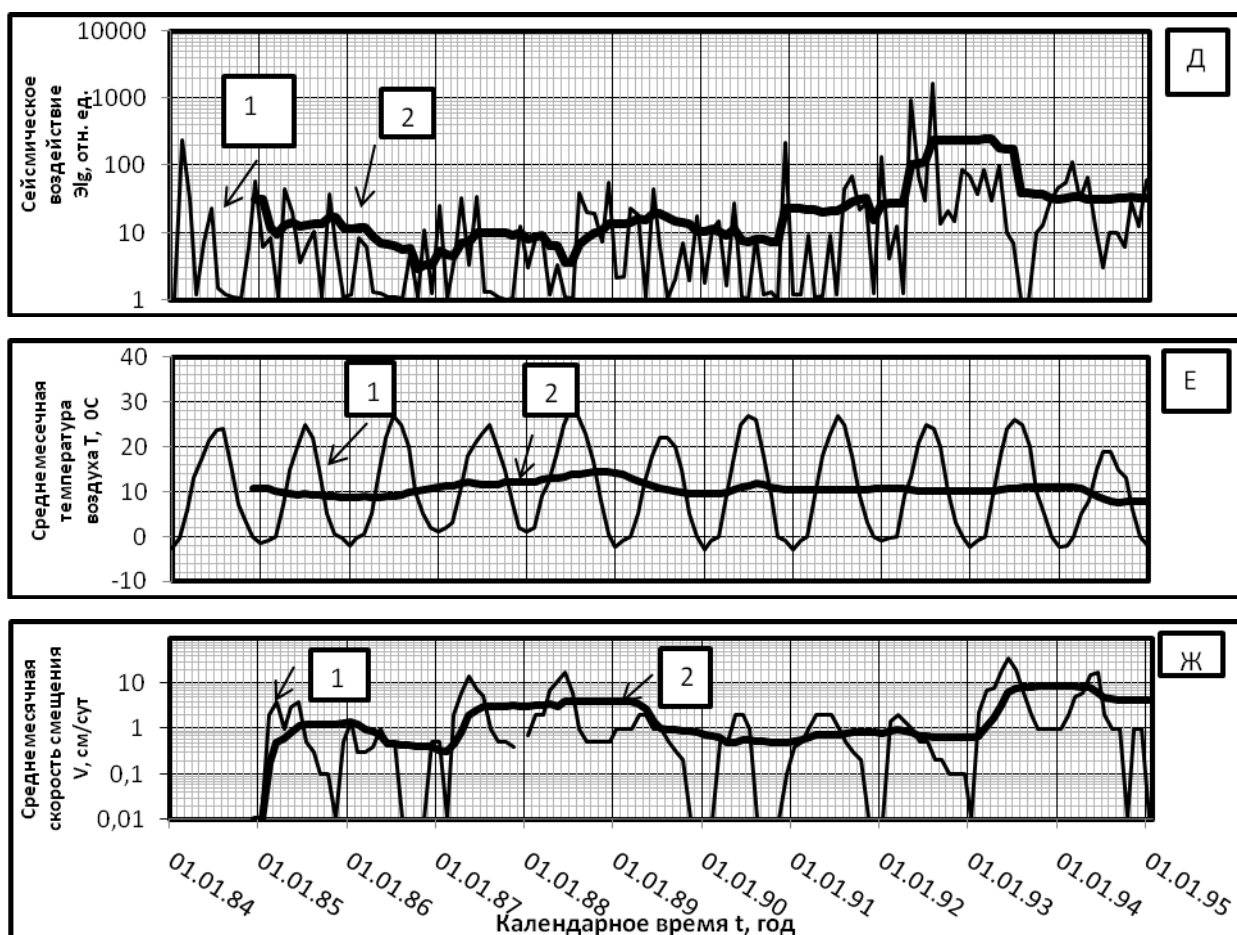


Рис.2. Реальные сглаженные в 12-месячном окне данные гидрометеорологических факторов

В эти периоды происходят, по-видимому, перераспределение внутренних напряжений, консолидация более рыхлых движущихся масс и.т.п. Новый цикл смещения начинается со следующего сезона таяния снежного покрова интенсивных весенних осадков. Различные циклы периодического смещения связаны через накопленное смещение, но член, выражающий тренд, и периодический член независимы друг от друга. В одном цикле, чем больше накопленное смещение, тем более неустойчивым будет оползень, а отклик смещение будет большим при одинаковых значениях прочих влияющих факторах, что может быть совершенно необязательно верным при переходе от одного цикла к другому. В данном случае мы рассматривали смещение отдельно каждый год, начиная с начала

года при наибольше уровне грунтовых вод и, как правило, отсутствием снеготаяния.

Таблица.1. Матрица исходных данных для обучения нейросетевого автомата (фрагмент)

#	t	C1t мм	C2t мм	C3t см	C5t см	C6t °C	C7t °C	C8t мм	C4 см	C9 год ¹	ΔS_{t-1}
1	01.09.1984	0	46	560	20	24	23.1	0	620	305.79	0
2	01.10.1984	30	53	580	20	16	21.3	0	620	306.9	0
3	01.11.1984	70	100	621	41	7	15.67	0	320	307.92	0
4	01.12.1984	119	219	627	6	3	8.67	0	620	313.97	0
5	01.01.1985	40	229	558	-69	0	3.33	0	558	372.62	0
6	01.02.1985	38	197	582	24	-1.5	0.5	0	558	377.57	1.833
7	01.03.1985	78	156	552	30	-1	-0.834	2	558	145.54	5.333
8	01.04.1985	82	198	422	130	0	-0.834	6	558	115.92	5.75
9	01.05.1985	53	213	370	-52	7	2	7	558	158.09	7.917
10	01.06.1985	95	230	370	0	15	7.33	10	558	170.94	10.75

Таблица.2.Корреляционная матрица факторов

	Средние	Ст.откл.	C _{1t}	C _{2t}	C _{3t}	C _{5t}	C _{6t}	C _{7t}	C _{8t}	C ₄	C ₉	ΔI
C _{1t}	43.3619	38.8270	1.000000	0.650142	0.019846	-0.374975	-0.468377	-0.515430	-0.035994	-0.024177	-0.054829	0.155395
C _{2t}	127.4786	76.1724	0.650142	1.000000	-0.267452	-0.536626	-0.360827	-0.615736	0.074584	0.015972	-0.067012	0.100399
C _{3t}	543.6239	95.0916	0.019846	-0.267452	1.000000	0.221357	-0.457237	-0.150029	-0.193420	0.123450	-0.017169	-0.153423
C _{5t}	1.1282	50.0284	-0.374975	-0.536626	0.221357	1.000000	0.334283	0.571817	-0.074657	-0.110270	-0.040114	-0.139802
C _{6t}	10.5299	10.1107	-0.468377	-0.360827	-0.457237	0.334283	1.000000	0.863110	-0.048261	0.088212	-0.006165	-0.086627
C _{7t}	10.7643	9.1543	-0.515430	-0.615736	-0.150029	0.571817	0.863110	1.000000	-0.094079	0.027599	-0.015178	-0.116173
C _{8t}	65.8103	460.9078	-0.035994	0.074584	-0.193420	-0.074657	-0.048261	-0.094079	1.000000	-0.111373	-0.047343	0.006115
C ₄	619.9573	44.0338	-0.024177	0.015972	0.123450	-0.110270	0.088212	0.027599	-0.111373	1.000000	0.079384	-0.103669
C ₉	464.2614	806.8412	-0.054829	-0.067012	-0.017169	-0.040114	-0.006165	-0.015178	-0.047343	0.079384	1.000000	-0.039276
ΔI	54.1652	461.4373	0.155395	0.100399	-0.153423	-0.139802	-0.086627	-0.116173	0.006115	-0.103669	-0.039276	1.000000

Нейросетевая модель с алгоритмом обратного распространения ошибок была обучена на поиск зависимости между исходными данными (9 предикторов) и результатом-периодической составляющей многолетнего смещения A_t . Результаты обучения представлены в табл.(3и 4) и на рис.(4-7). Среднеквадратичная итоговая ошибка обучения составила 2,388 см после обучения сети 1000 раз, после чего нейронная сеть использовалась для прогноза периодического смещения в интервале с 1 января по 1 декабря 1994 года рис. (8).

Обсуждая результаты прогноза можно заметить следующее. Максимальное прогнозное и действительное значение смещения довольно хорошо совпадают с относительной погрешностью 13,5 %. Спрогнозированное значение смещения на всем интервале прогноза отражает общий характер измеренного смещения, но абсолютные их значения существенно меньше действительных: среднее отклонение составляет 18 см при среднеквадратичном значении $\sigma = 17$ см. На рис.8. – приведены графики действительных и прогнозных значений

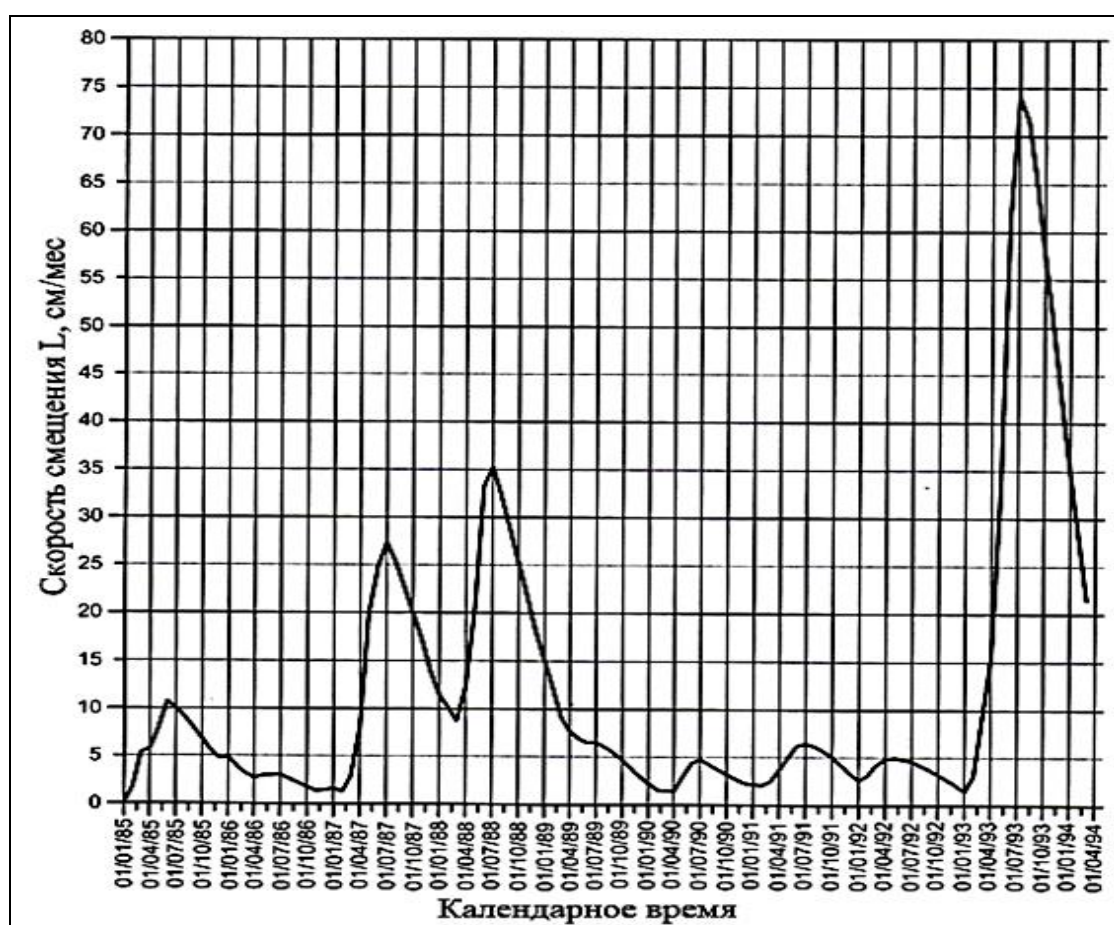


Рис.3. График периодической составляющей смещения оползня №77 на участке Сары-Бээ в период с 1985 по 1993 год, использованный для обучения нейросети.

Таблица.3. Итоговые статистики нейросетиMLP 9-4-1

Статистики предсказ. значений (2013-04-04.sta) Целевая: ΔI Включенные наблюдения: 1:101	
	9.MLP 9-4-1
Минимум предсказ. знач. (Обучающая)	-0,65939
Максимум предсказ. знач. (Обучающая)	33,89061
Минимум предсказ. знач. (Контрольная)	3,02644
Максимум предсказ. знач. (Контрольная)	19,60267
Минимум предсказ. знач. (Тестовая)	2,27791
Максимум предсказ. знач. (Тестовая)	34,35382
Минимум остатков (Обучающая)	-5,68938
Максимум остатков (Обучающая)	8,78478
Минимум остатков (Контрольная)	-2,30263
Максимум остатков (Контрольная)	1,82196
Минимум остатков (Тестовая)	-2,99397
Максимум остатков (Тестовая)	2,05239
Минимум стандар. остатков (Обучающая)	-3,25246
Максимум стандар. остатков (Обучающая)	5,02201
Минимум стандар. остатков (Контрольная)	-2,24980
Максимум стандар. остатков (Контрольная)	1,78015
Минимум стандар. остатков (Тестовая)	-2,43712
Максимум стандар. остатков (Тестовая)	1,67067

Коэффициенты корреляции (2013-04-04.sta) Включенные наблюдения: 1:101			
	ΔI - Обучающая	ΔI - Тестовая	ΔI - Тестовая
9.MLP 9-4-1	0,948390	0,963854	0,992355

смещения оползня (его периодической составляющей) в период подготовки к основному смещению.

Таблица.4. Анализ чувствительности нейросети к факторам

Чувствительность (2013-04-04.sta) Выборки: Обучающая, Тестовая, Тестовая Включенные наблюдения: 1:101									
	$C_{\Delta I}$	C_{3T}	C_{7T}	C_{6T}	C_{2T}	C_9	C_{1T}	C_{5T}	C_4
9.MLP 9-4-1	7,323227	2,629527	2,320613	1,822255	1,260085	1,062629	1,051871	1,048080	1,016298

Данные наблюдения двух типичные для ЮЗТ оползней в Майлуу-Суу показали ступенчатый характер смещения и чередование ускорения и замедления движения, которые обусловлены совместным воздействием осадков и колебанием уровня подземных вод.

С использованием моделей временного ряда смещение было разделено на составляющую: отражающую тренд, и периодическую составляющую. Хороший прогноз периодического смещения был важен для обеспечения точного прогноза общего смещения в плоскости сброса. Такой прогноз должен быть основан на анализе

механизма деформации и доминирующих влияющих факторов. Использование многомерного нейросетевого алгоритма, предварительно обученного на материале мониторинга смещения оползня и влияющих факторах, позволяет дать удовлетворительный прогноз смещения оползня на предстоящий год. Анализ показал что недостаточно было изучить смещение только на основе фактических его значений от времени; необходимо было установить соотношение между смещением и каждым влияющим фактором и рассмотреть доминирующее влияние периодического изменения инфильтрирующих факторов (осадки и подземные воды) на периодическое смещение.

В каждом случае для анализа смещения была выбрана типичная контрольная точка на оползне в головной его части. Одиночная точка (репер) недостаточна для описания характеристик деформации всего оползня. Для достижения всестороннего и более точного прогноза и дальнейшей оценки предлагаемой прогнозной модели, необходимо проанализировать характеристики деформации и тренд смещения в нескольких контрольных точках в различных частях оползневого тела; они должны быть сравнены с результатами модели.

Многолетние наблюдения за смещением оползней в Майлуу-Суу позволил установить одну важную особенность этого процесса. В разные годы в различных частях оползня может наблюдаться неодинаковая величина смещения оползающей массы: в иные годы-в головной части, в другие – в средней части, иногда в одном крыле оползня, иногда вдругом. Среднегодовые скорости могут различаться в 5 раз по различным измерительным створам и реперам. Подобные оползни, зарождаясь в начале как блоковые, в силу слабой спорадической подпитки плоскости скольжения грунтовыми водами, значительной вариации годовой (около 30%) и месячной нормы осадков (более 50%), когда несколько лет подряд (от 3 до 5) могут

быть засушливыми, в последующем демонстрируют нестационарный, скорее импульсный внутрисезонный характер, периоды повышенной и слабой активности в многолетнем разрезе.



Рис.4. График периодической составляющей смещения оползня №77 на участке Сары-Бээ в период с 1985 по 1992 год, и результаты обучения нейросети.

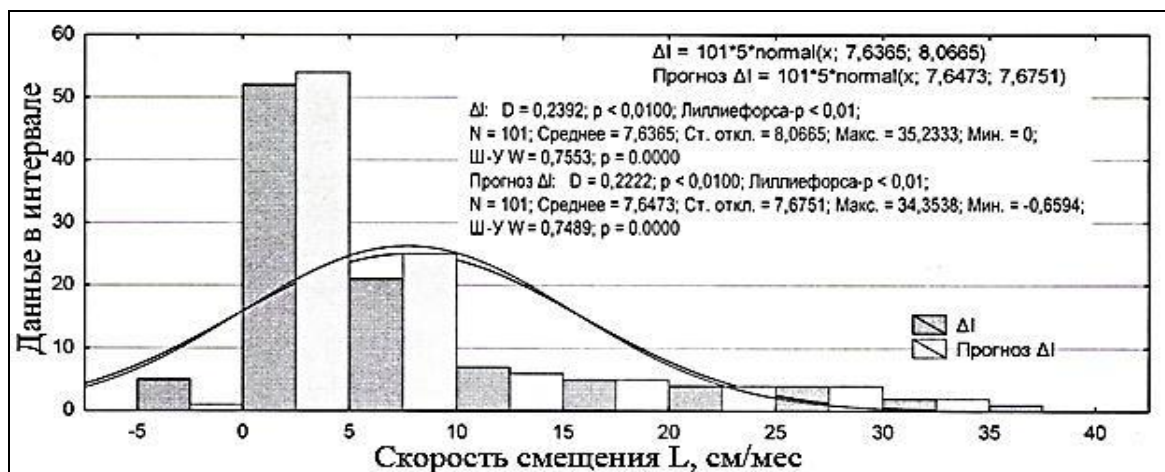


Рис.5. Распределения помесечных скоростей смещения оползня №77 на участке Сары-Бээ с 1985 по 1992 год и прогнозных значений по результатам обучения нейросети

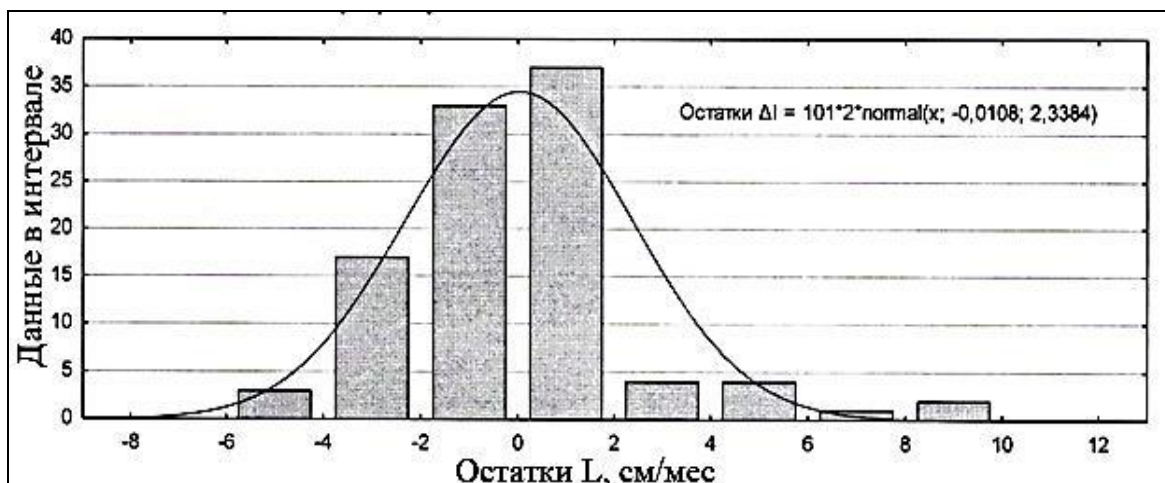


Рис.6. Распределение остатков между действительными и прогнозируемыми показателями месячных скоростей смещения оползня №77 на участке Сары-Бээ с 1985 по 1992 год и прогнозных значений по результатам обучения нейросети

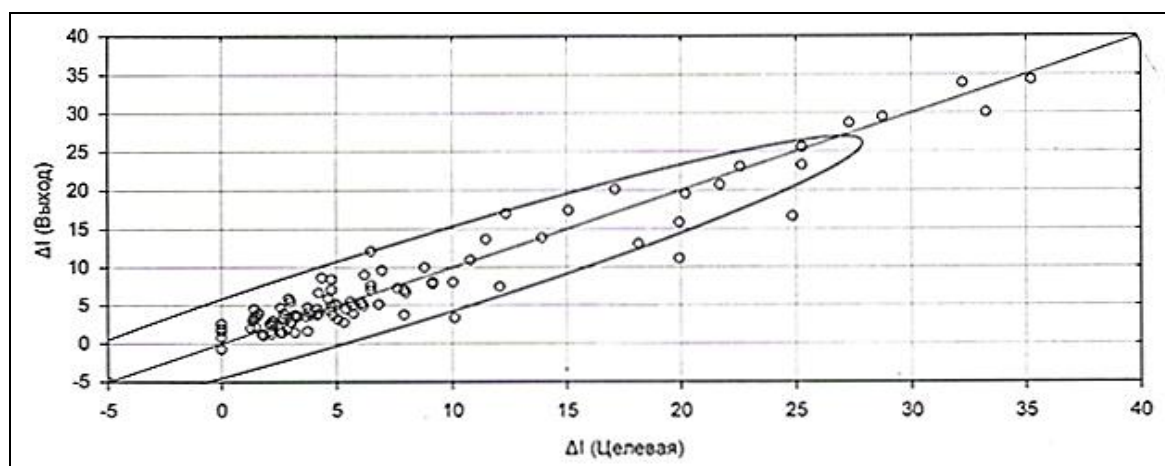


Рис.7. Корреляционная взаимосвязь наблюдаемых (целевая Δl) и прогнозируемых (выходов Δl) значений месячных скоростей смещения оползня №77 на участке Сары-Бээ с 1985 по 1992 год.

В результате оползневые блоки постепенно дезинтегрируются, превращаясь на отдельных участках в деляпсиную массу; натечные формы характерны для низовых частей оползня.

Активность смещения постепенно перемещается в низовую (языковую) часть оползня по мере ее пригрузки наползающими

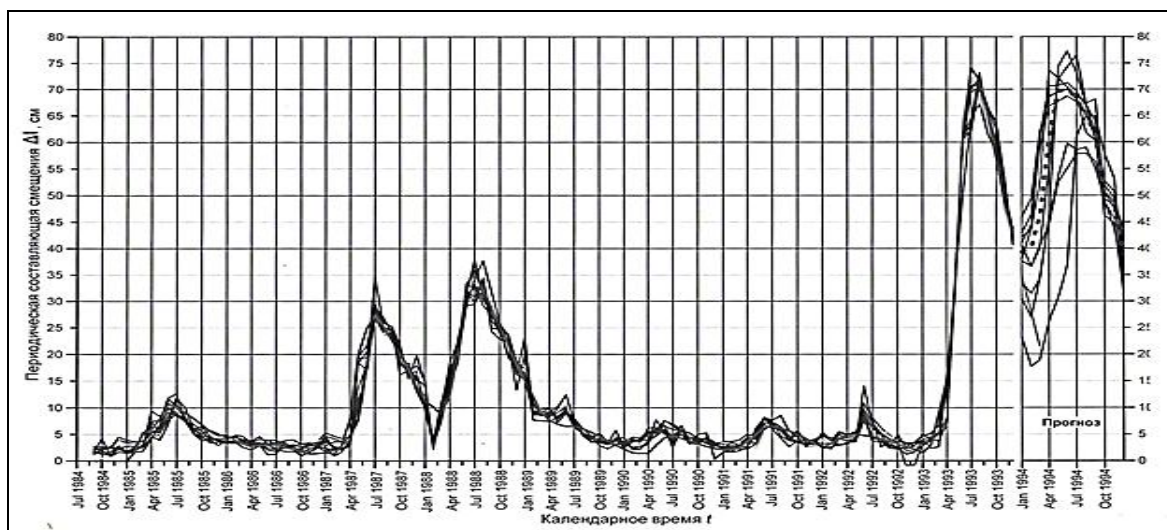


Рис.8. График периодической составляющей помесечных скоростей смещения оползня №77 на участке Сары-Бээ по данным геоконтроля с 1985 по 1993 год (прогнозные кривые на этапе обучения нейросети) и прогноз по тестовой подвыборке на 1994 год по результатам функционирования десяти лучших сетей.

оползневыми массами и лишь спустя некоторое время (исчисляемое по-видимому несколькими годами, в основном маловодными, засушливыми) начинает проявлять активность верховая часть оползня на участке стенки отрыва. При этом движение происходит в виде быстрых смещений во влажное время года, как правило два-три года подряд, или медленного многолетнего смещения верховой части оползня. Подобный “рванный” нестационарный режим развития оползневой массы затрудняет прогноз кинематических параметров активной стадии смещения. Как показали наши эксперименты по нейросетевому моделированию, даже наиболее совершенные нейросетевые автоматы обученные на многолетних ретроспективных данных оползневой активности, метеорологической и гидрогеологической обстановки, способны прогнозировать оползневую активность на предстоящий год в широком диапазоне ошибок прогноза, иногда завышая или занижая прогнозную скорость смещения относительно действительной в 1,5-2 раза (рис.8), несмотря

на довольно хорошие показатели обучения (рис.4-7.), когда коэффициенты корреляции между исходными показателями скорости смещения и прогнозными нейросети достигают значений 0,97...0,995 для любого типа выборок – обучающей, контрольной и тестовой. Качество прогноза может быть улучшено путем вовлечения в прогнозную процедуру данных текущего момента, т.е. перманентного переобучения нейросетевого автомата после получения последних данных и формирования прогноза на 1-2 шаг вперед. При этом необходимо усреднять прогнозные результаты для нескольких лучших из ~10000 предварительно обученных сетей.

В следующей работе авторы на этом же примере намерены представить анализ и результаты прогнозирования с использованием составляющей тренда развития оползневого процесса.

ЛИТЕРАТУРА

1. Du Y., Lacasse S. Displacement prediction in colluvial landslides// Landslides. Original papper. 2012.
2. Gruden D.M., Masumzadeh S. Accelerating creep of the slopes of a coal mine//Rock Mech. Eng. 1987. №20. P. 123-135.
3. Kawamura K. Methodology for landslide prediction//Proceeding of 11 th international conference on soil mechanics und foundation engineering. San-Francisco. 1985 p. 1155-1158.
4. Li T., Chen M., Wang L., Zhou Y. Time prediction of landslide using Verhulst inverse function model//Proceeding 7th Jnt. Symp. On Landslides. Trondheim. 1996. V2. P. 1289-1293
5. Mayoraz F., Vulliet L. Neural networks for slope movement prediction// Jnt. J. Geomech. 2002. №2. P. 153-173.
6. Алешин Ю.Г. Алгоритмизация оползневого прогнозирования на основе нейросетевого моделирования// Известия НАН КР 2010. №2. С. 19-27.
7. Васильев В.И. Распознающие системы. Киев: Наукова думка. 1983. 422с.