

DOI: 10.17073/2500-0632-2018-3-14-25

Татаринов В.Н. (Геофизический центр РАН, Москва, Россия; Институт физики Земли им. О.Ю. Шмидта, Москва, Россия)

Маневич А.И. (Геофизический центр РАН, Москва, Россия; Национальный исследовательский технологический университет «Московский институт стали и сплавов», Москва, Россия)

Лосев И.В. (Геофизический центр РАН, Москва, Россия; Национальный исследовательский технологический университет «Московский институт стали и сплавов», Москва, Россия)

Системный подход к геодинамическому районированию на основе искусственных нейронных сетей

Рассмотрены методологические аспекты применения искусственных нейронных сетей для задач геодинамического районирования территорий при выборе мест размещения экологически опасных объектов (на примере объектов ядерного топливного цикла). Для преодоления неопределённости, обусловленной сложностью анализа информации о свойствах, процессах и строении геологической среды, используется системный подход анализа информации. Геологическая среда представляется как система взаимодействующего антропогенного объекта и окружающей среды, между которыми организованы связи. При оценке безопасности эксплуатации такого рода системы важным является мониторинг индикаторов состояния среды. Согласно современным нормативным требованиям и международных и отечественных организаций одним из главных, и в то же время сложных для определения индикаторов состояния площадок размещения объектов ядерного топливного цикла, являются современные движения земной коры. В работе мы изложили метод прогноза современных движений земной коры на основе искусственных нейронных сетей. На основе прогнозных кинематических характеристик земной коры можно выявить опасные по проявлению геодинамических процессов зоны: растяжения, сжатия, зоны накопления упругой энергии и так далее. Предварительные результаты, полученные на представленной архитектуре нейронной сети, показали положительную перспективу применения данной методологии для задач геодинамического районирования.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, геодинамическое районирование, современные движения, деформации, радиоактивные отходы, геологическая среда, системный подход

Работа подготовлена при поддержке программы президиума РАН №19 «Фундаментальные проблемы геолого-геофизического изучения литосферных процессов»

Введение

Объекты ядерного топливного цикла (ЯТЦ) являются источниками радиационной опасности для населения и окружающей среды. Особую экологическую опасность представляют высокоактивные радиоактивные отходы (РАО), содержащие долгоживущие радионуклиды с периодом радиобиологической опасности более 10 лет. При существующем научно-техническом уровне их удаление из среды обитания человека может быть реализовано единственным надежным способом – захоронением в глубокие геологические формации. Выбор

площадки для пункта глубинного захоронения РАО (ПГЗРО) основан на поиске структурно-тектонического блока, который обладал бы наименьшей нарушенностью при максимальном объеме. Вместе с тем очевидно, что «нечтвенных» участков в земной коре нет, в условиях воздействия нестационарных тектонических полей напряжений структурные блоки разрушаются со временем. В этой связи *прогнозирование устойчивости геологической среды*, под которым понимается ее способность при всех возможных природных и техногенных воздействиях сохранять или изменять свои свойства в

пределах, не приводящих к опасным смещениям и напряжениям для проектного времени эксплуатации объекта ЯТЦ, является фундаментальным условием обеспечения геоэкологической безопасности.

Информация о геологической среде как системе, находящейся в поле действия природных и техногенных источников, практически всегда недостаточна для принятия обоснованного решения. Прогноз геодинамической устойчивости, прямо связанный с сохранностью изоляционных свойств пород, основан на экстраполяции временных рядов, характеризующих свойства, структуру и процессы в геологической среде. При этом надо ответить на вопрос – насколько далеко можно экстраполировать наши наблюдения (составляющие десятки, сотни, и лишь в отдельных случаях, тысячи лет). Для этого наиболее конструктивным является системный подход, который позволяет в условиях недостатка информации делать долгосрочные прогнозы, используя фундаментальные геологические

закономерности, подтвержденные данными инструментальных наблюдений.

Системный подход в приложении к задачам инженерной геодинамики выступает как способ организации исследований, позволяющий выявить общие закономерности. Он основан на изучении геологической среды как системы (рис. 1), которая учитывает такие составляющие любого объекта, как элемент, связь, взаимодействие, а также внешнюю среду [1]. Экзогенные и эндогенные факторы рассматриваются как сложные открытые системы, организованные по принципу иерархической многоуровневой геодинамической системы. Геодинамическая система – это система с распределенными параметрами, которые зависят от времени t и от координат $X(x, y, z)$ пунктов наблюдений. Поэтому исходные данные рассматриваются как многомерные пространственно-временные ряды, в моделях должны учитываться как детерминированные, так и стохастические возмущающие воздействия [2].

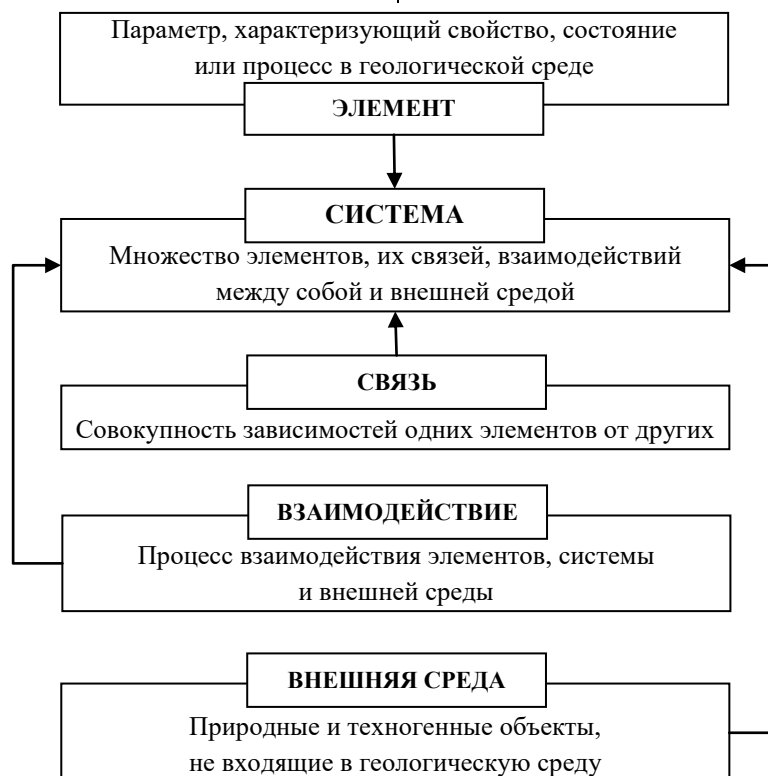


Рис. 1. Схема компонентов системы «Геологическая среда» с учетом [1]

При оценке геодинамической безопасности объектов ЯТЦ необходимо учитывать взаимодействие двух систем – самого объекта и вмещающей среды. Объекты ЯТЦ весьма разнообразны по своему назначению и ранжируются по основным признакам: степени радиационной опасности, геометрическим размерам, времени эксплуатации, глубине относительно земной поверхности и т.д. [3]. В соответствии с главным принципом системного подхода – иерархичностью, т.е. подчинения элементов низшего уровня элементам высшего уровня, тип объекта ЯТЦ, время эксплуатации и размеры определяют пространственно-временной масштаб геодинамических процессов, который мы обязаны изучить при геодина-

мическом районировании [4]. Следуя другому известному методологическому принципу – поиску «слабого звена» [1], мы рассматриваем только те параметры, которые оказывают решающее влияние на устойчивость объекта, интегрируя в себе различные виды воздействий (рис. 2). Для приповерхностных объектов ЯТЦ такими параметрами являются смещения и деформации земной поверхности, а для подземных – напряжения в земных недрах. Важную роль при этом играют структурные характеристики среды и упруго-прочностные свойства пород, которые, с одной стороны, служат индикатором состояния среды, а с другой, сами определяют скорость и амплитуды деформаций и напряжений [3].



Рис. 2. Схема факторов, влияющих на устойчивость геологической среды при антропогенном воздействии (в виде размещения в ней объекта ЯТЦ)

Требования к геодинамической безопасности объектов ЯТЦ изложены в системе существующих нормативно-правовых документов. Определяющими в них являются критерии (предельно допустимые значения), предъявляемые к среде. Например, в СП 11-104-97, СНиП 2.02.01. указаны предельно допустимые значения при проектировании оснований зданий и сооружений: относительное горизонтальное сжатие или рас-

тяжение – 10^{-3} , наклон – $3 \cdot 10^{-3}$, относительная неравномерность просадок земной поверхности – $6 \cdot 10^{-3}$, крен основания – $5 \cdot 10^{-3}$.

В этой связи можно предположить, что если среднегодовые скорости деформаций на некоторых территориях достигают величины $\dot{\epsilon} \sim 3\text{--}5 \cdot 10^{-5} \text{ год}^{-1}$, то они являются зонами повышенной геодинамической опасности, т.к. за длительный период эксплуатации объектов в таких

зонах могут накопиться деформации, соизмеримые с критическими величинами. В НП-050-03 также указывается, что неблагоприятными для размещения объектов ЯТЦ являются линейные геодинамические зоны, в пределах которых установлены дифференцированные тектонические движения с градиентом скорости четвертичных движений $\text{grad } V_Q \sim 10^{-9}$ в год и более.

Метод нейросетевого моделирования

Эффективным инструментом выявления закономерностей и связей в экспериментальных данных о состоянии геологической среды являются *искусствен-*

ные нейронные сети (ИНС). ИНС как метод прогнозирования позволяет воспроизводить нелинейные сложные зависимости, которыми и являются геодинамические процессы в земной коре. С математической точки зрения ИНС представляют собой систему соединённых и взаимодействующих между собой простых процессоров (далее – нейронов). Математический нейрон это искусственный нейрон (персептрон) Маккаллока–Питтса, который преобразует конечные сигналы в выходящую информацию для пользователя (рис. 3).

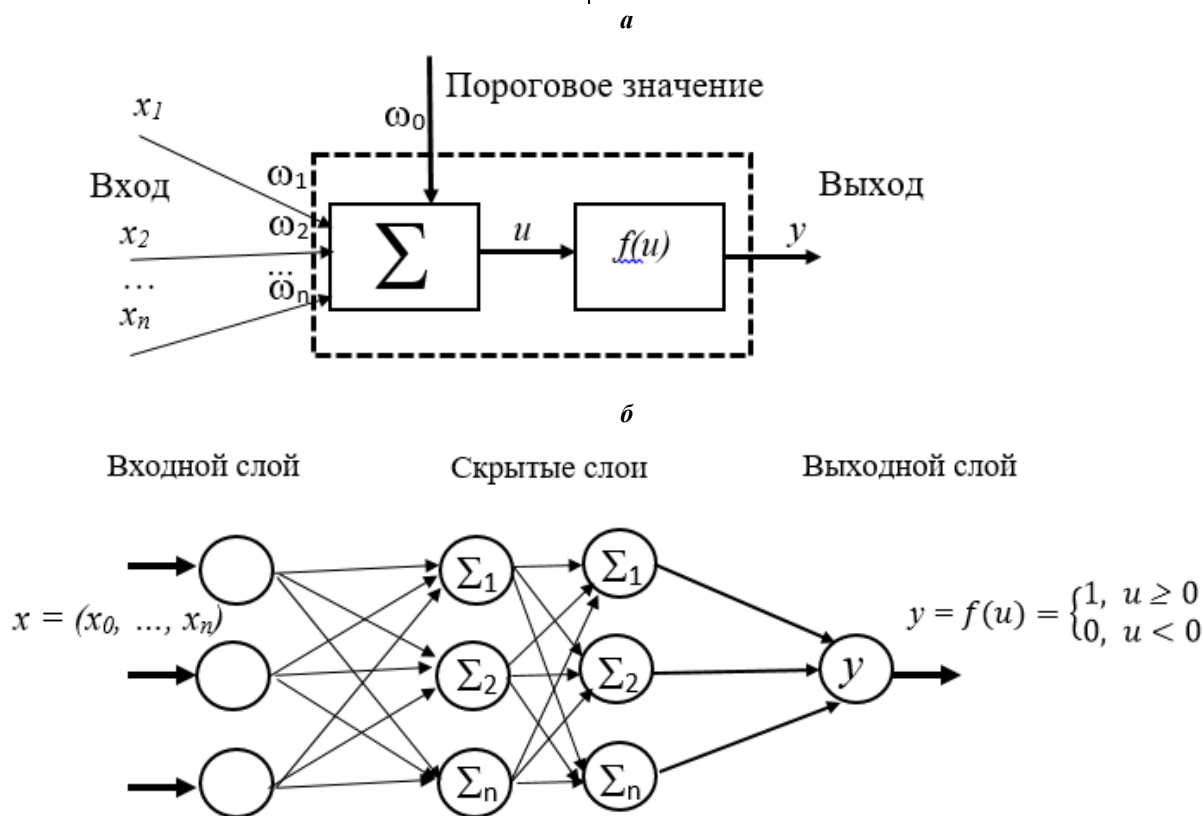


Рис. 3. Персептрон – искусственный нейрон (а) и структура многослойной нейронной сети (б)

Он состоит (рис. 3, а) из вектора входных коэффициентов нейрона $x = (x_0, \dots, x_n)$, вектора весовых коэффициентов $\omega = (\omega_0, \dots, \omega_n)$ и сумматора нейрона $u = \sum_{i=1}^n \omega_i x_i$. Величину ω_0 называют пороговым значением нейрона. По существу, в выходном слое получается комбинация всех факторов, опреде-

ляющих прогнозируемый геодинамический параметр, умноженных на соответствующие им веса.

Фактически нейрон вычисляет n -арную булеву функцию вида:

$$a(x) = \varphi\left(\sum_{j=1}^n \omega_j x^j - \omega_0\right), \quad (1)$$

где $\varphi(z) = [z \geq 0]$ – ступенчатая функция Хевисайда.

Из таких «элементарных» ячеек состоит многослойная нейронная сеть. Взаимодействующие между собой нейроны представляются в виде слоев (выделяют нейроны входящего, скрытого и выходящего слоя) (рис. 3, б). Задача нейронов входящего слоя – получить, нормализовать и передать информацию на скрытые слои. Далее в скрытых слоях ИНС происходит расчет сигналов, передаваемых на следующие скрытые слои или на выходящий слой.

ИНС имеет ряд преимуществ над статистическими методами [5, 6]:

– *обучаемость*: запроективная ИНС при поступлении новых данных или обновлении старых о состоянии исследуемой природно-технической системы использует их для корректировки своих внутренних параметров и тем самым повышает достоверность своих прогнозов;

– *многовариантность структуры сети*: в отличие от статистических методов ИНС учитывает фундаментальные особенности геологической среды исследуемой природно-технической системы (структурно-тектоническая блочность, влияние разрывов и т.д.), определяющих кинематику современных движений земной коры;

– *универсальность входящих данных*: при обучении ИНС для задач прогноза параметров СДЗК можно использовать геологическую и инженерно-геологическую информацию с разными свойствами (статическую и динамическую, качественную и количественную и т.д.).

Для настройки весовых коэффициентов синапсов нейронной сети создаются специальные выборки с измеренными данными. Система сравнивает свое про-

гнозное значение с измеренным до тех пор, пока они не совпадут с заданной погрешностью (рис. 4). Данный процесс – называется обучением. Когда обучение закончено, сеть может использовать свою матрицу весовых коэффициентов для прогноза.

Рассмотрим схему обучения ИНС более детально. Имеется набор данных, поступающих на входящий слой сети:

$$\sum y_n = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{pmatrix} \rightarrow \bar{y}_n = \begin{pmatrix} \bar{y}_1 \\ \bar{y}_2 \\ \dots \\ \bar{y}_n \end{pmatrix}, \quad (2)$$

где y_1, y_2, \dots, y_n – различные входящие данные; $\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_n$ – нормированные входящие данные (обработанные для использования в скрытых слоях нейронной сети).

Для работы с входящими данными внутри сети необходимо их обработать – нормировать, т.е. представить числовые параметры не в абсолютных единицах, а в некоторых безразмерных единицах, характеризующих относительное значение.

Далее сигналы поступают на скрытый слой, умножаясь на соответствующие весовые коэффициенты (изначально они задаются случайным образом):

$$S_n = \bar{y}_n \times W_{ij} = \begin{pmatrix} \bar{y}_1 \\ \bar{y}_2 \\ \dots \\ \bar{y}_n \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} w_{11} & \dots & w_{i1} \\ \dots & \dots & \dots \\ w_{1j} & \dots & w_{ij} \end{pmatrix}, \quad (3)$$

где W_{ij} – полная матрица весовых коэффициентов синапсов, $w_{11}, w_{12}, \dots, w_{ij}$ – весовые коэффициенты синапсов, i – номер скрытого слоя, j – номер синапса в слое.

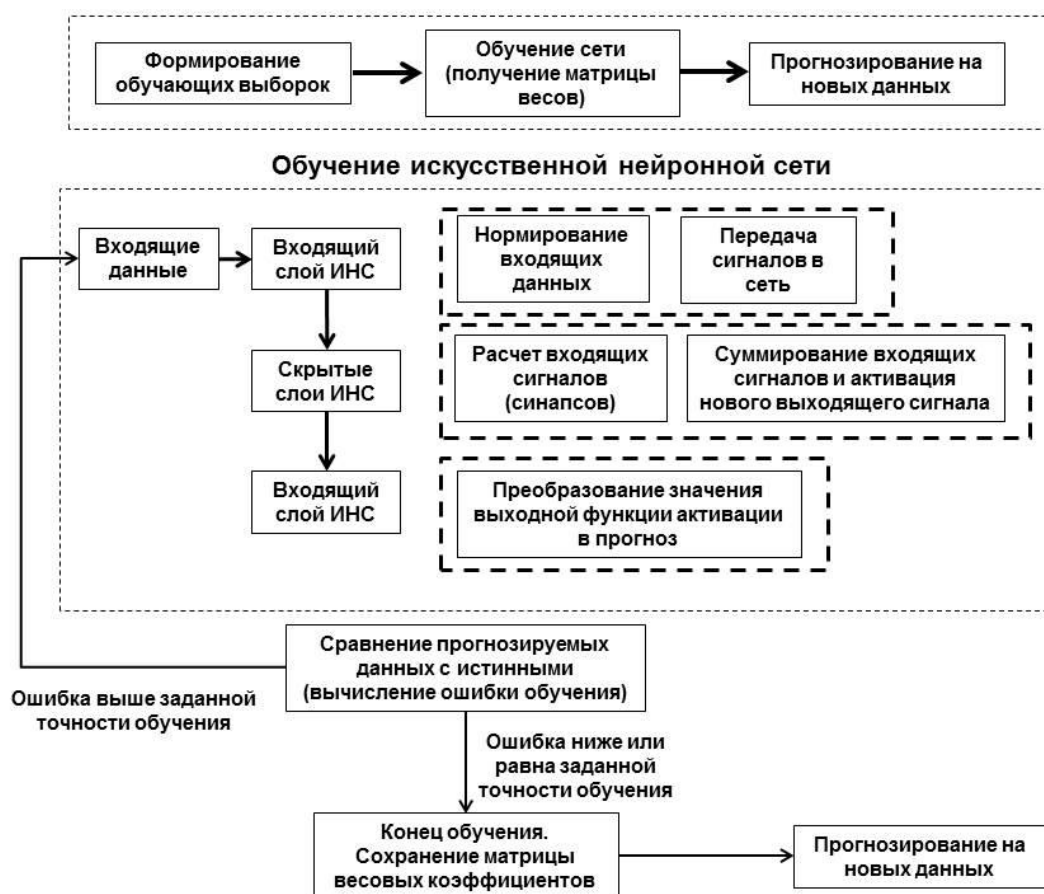


Рис. 4. Схема обучения искусственной нейронной сети

Каждый нейрон скрытого слоя получает сигналы со всех нейронов предыдущего слоя и суммирует их. Далее суммированный сигнал проходит через функцию активации $Fact(\sum S_n)$, и формируется выходной сигнал. Данная процедура повторяется для всех скрытых слоев.

Сигналы нейронов выходящего слоя – являются прогнозным значением. Прогнозные значения сравниваются с тестовой выборкой, далее вычисляется ошибка прогноза и, если ошибка выше заданной точности обучения, весовые коэффициенты синапсов корректируются и вся процедура повторяется. Иначе обучение считается законченным, матрица весовых коэффициентов сохраняется и может использоваться для прогноза.

Результаты моделирования

Рассмотрим тестовый пример применения ИНС для прогноза современных движений земной коры (СДЗК) для района Нижне-Канского массива, где, как известно, в настоящее время ведется строительство первого в России ПГЗРО. Из-за физико-географических условий района геодезическая исследовательская сеть построена неоднородно [3]. В южной части (где собственно и планируется размещение ПГЗРО) количество пунктов достаточно мало, поэтому построенные карты СДЗК в точках интерполяции/экстраполяции непредставительны. Для оценки качества прогнозов рассмотрим конкретный участок будущего строительства ПГЗРО (на рис. 5 это место выделено пунктиром).

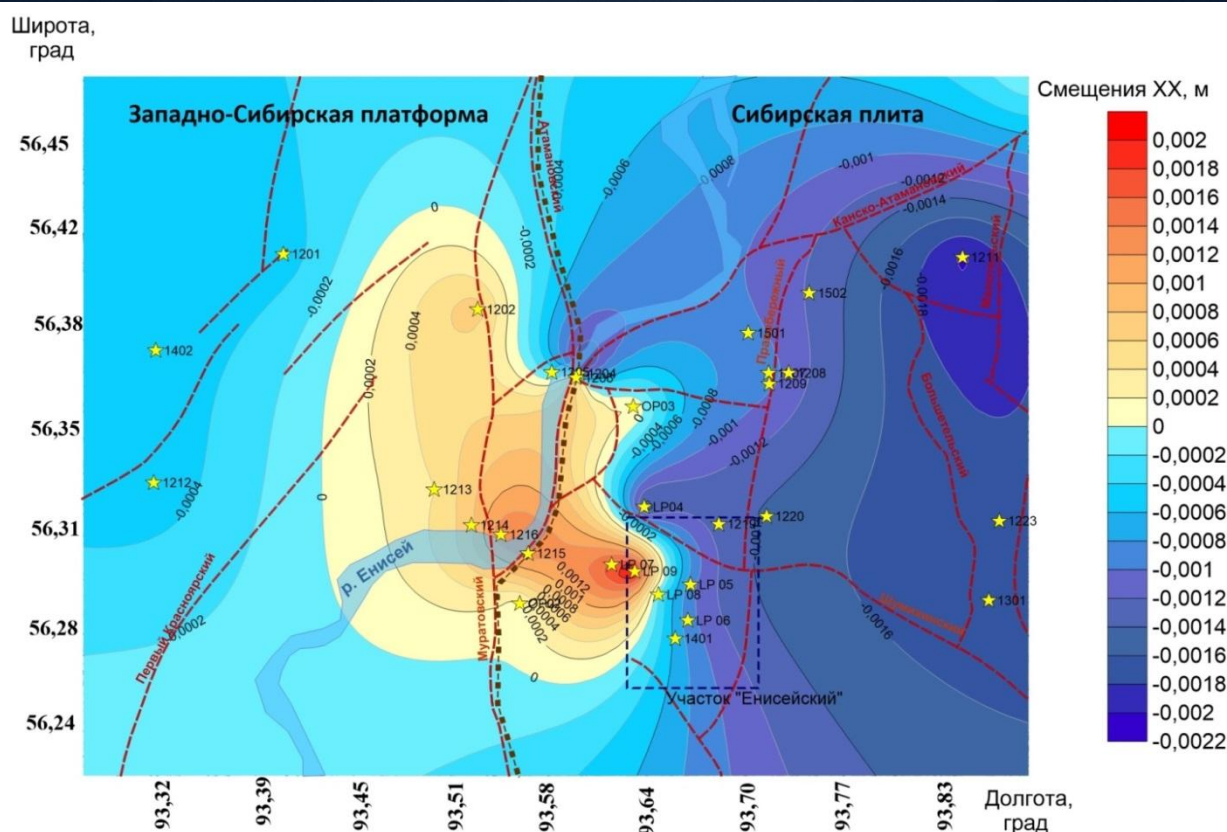


Рис. 5. Распределение смещений земной поверхности в районе Нижне-Канского массива. Красные пунктирные линии – разломы, желтые звезды – пункты геодинимической сети наблюдений, синяя пунктирная линия – проектный участок для захоронения РАО

Данные инструментальных исследований компонент смещений современных движений земной коры интерполируются вдоль выбранных профильных линий или по необходимой площади. Интерполирование производится на основе известных математических методов – усреднение, полиномиальная регрессия, триангуляция, семейство методов кригинга и методов обратных расстояний и др. [7]. При интерполяции смещений важно отметить, что расчетное поле смещений содержит в себе неопределённости, обусловленные погрешностями измерений, ошибками аппаратуры, метода и методики проведения наблюдений и обработки данных [8]. Но часто ошибки и неопределенности при площадной интерполяции связаны с тем, что статистические методы интерполяции не учитывают природные особенности (сезонный фактор, цикличность геодинимических дви-

жений, зависимость абсолютных величин от масштабного фактора и т.д.) [9].

Прогнозируемые кинематические характеристики СДЗК, получаемые на основе ГНСС-наблюдений, могут быть следующие:

- абсолютная величина горизонтальных смещений пункта по оси $XX(W-E)$, по оси $YY(N-S)$ за эпоху [м], U_{xx} , U_{yy} ;
- суммарная величина горизонтальных смещений пункта по оси $XX(W-E)$, по оси $YY(N-S)$ за весь период наблюдений [м], U_{xx}^* , U_{yy}^* ;
- абсолютная величина вертикальных смещений пункта по оси ZZ за эпоху [м], U_{zz} ;
- суммарная величина вертикальных смещений пункта по оси ZZ за весь период наблюдений [м], U_{zz}^* ;
- скорость горизонтальных смещений пункта по оси $XX(W-E)$, по оси $YY(N-S)$ [м/год], V_{xx} , V_{yy} ;



– скорость вертикальных смещений пункта по оси $XX(W-E)$, по оси $YY(N-S)$ [м/год], V_{zz} ;

– дилатация земной поверхности [год⁻¹], Δ ;

– изменение длины линии между пунктами наблюдений за одну эпоху измерений [\pm м], ΔL ;

– суммарное изменение длины линии между пунктами наблюдений (за несколько эпох) [\pm м], ΔL^* ;

– градиенты вертикальных и горизонтальных движений (изменение амплитуды и скорости движений земной коры на единицу расстояния и в единицу времени), $\text{grad } U_{yy}$, $\text{grad } U_{yy}$, $\text{grad } U_{zz}$, $\text{grad } V_{xx}$, $\text{grad } V_{yy}$, $\text{grad } V_{zz}$.

В тестовом примере мы прогнозировали значение U_{xx} . Полная выборка (табл. 1) для рассматриваемого участка «Енисейский» состоит из 6 значений параметров для 6 пунктов. В целом же сеть содержит 30 пунктов наблюдений. Для оценки качества прогноза, последова-

тельно будем убирать из нее по одному значению, прогнозируя его, используя оставшиеся 5 значений.

Для оценки качества работы ИНС прогнозы деформаций земной коры были рассчитаны и другими (статистическими) методами. Расчеты были произведены на основе двух наиболее распространенных семейств методов интерполяции – кригинга и метода обратных расстояний.

Разберем результаты прогнозов СДЗК различными методами (табл. 3). В столбцах 2, 3, 4, 6 – прогноз сетью очень точный с абсолютной погрешностью до 15 %, в то время как другие методы дают абсолютную погрешность 50–90 %. В столбцах 1 и 5 – абсолютная ошибка прогноза ИНС высокая 50–100 %, но у других методов она составляет 150–300 %, также сеть, в отличие от других методов, верно прогнозирует направление (знак) смещения, что очень важно для определения областей сжатия–растяжения участков земной коры.

Таблица 1

Полная выборка движений земной коры для участка «Енисейский»

Пункты GPS	P1	P2	P3	P4	P5	P6
U_{xx} , мм	–15,20	–9,34	–8,99	16,78	–2,33	21,19

Таблица 2

Тестовые выборки

Номер выборки	1	2	3	4	5	6
Пункты GPS	P2	P1	P1	P1	P1	P1
	P3	P3	P2	P2	P2	P2
	P4	P4	P4	P3	P3	P3
	P5	P5	P5	P5	P4	P4
	P6	P6	P6	P6	P6	P5
Прогноз для пункта	P1	P2	P3	P4	P5	P6

Таблица 3

Результаты прогнозов различными методами интерполяции в сравнении с нейронной сетью с использованием данных [10]

Прогноз смещений земной коры $U_{xx} \cdot 10^{-4}$, м	Прогноз величины U_{xx}					
	1	2	3	4	5	6
Реальные движения	–15,20	–9,34	–8,99	16,8	–2,33	21,19
ИНС	–8,45	–8,78	–7,64	15,79	–4,82	22,39
Метод обратных расстояний	7,62	–0,69	–2,05	11,28	3,19	5,60
Кригинг	12,91	–4,96	–6,69	13,93	4,71	6,28

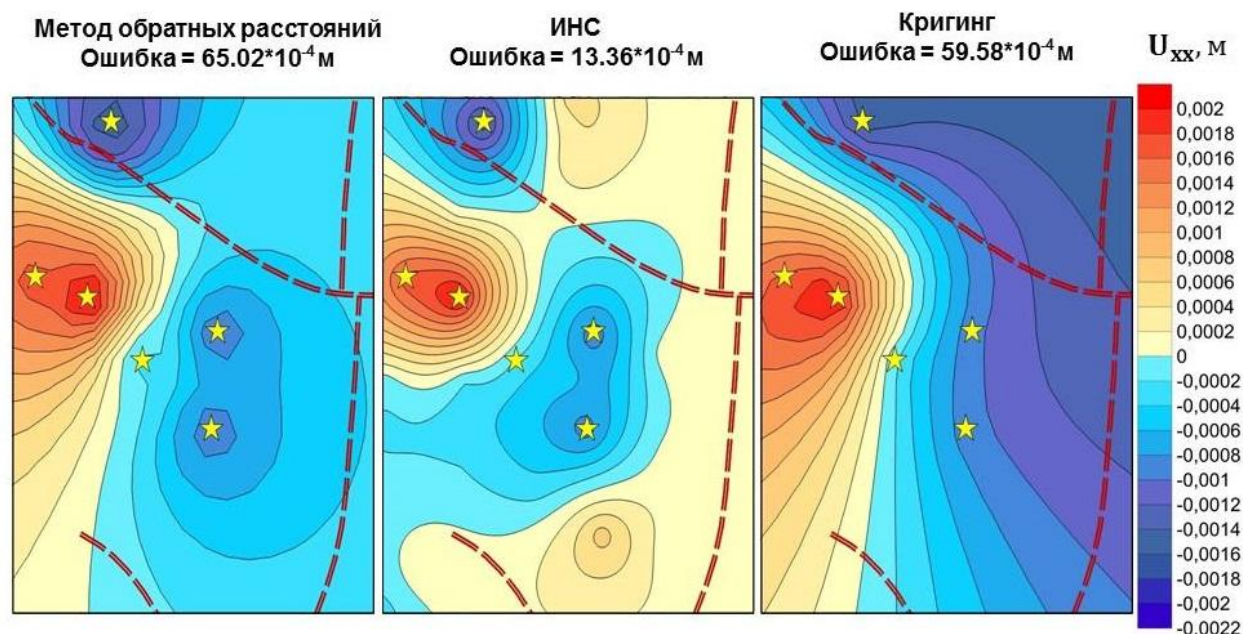


Рис. 6. Карты горизонтальных смещений U_{xx} , рассчитанные разными методами интерполяции

Абсолютная суммарная ошибка прогноза (10^{-4} , м) для нейронной сети составила $13,36 \cdot 10^{-4}$, для метода обратных расстояний $65,02 \cdot 10^{-4}$, для кригинга $59,58 \cdot 10^{-4}$. У искусственных нейронных сетей абсолютная ошибка значительно ниже, чем у других методов.

Заключение

На рис. 6 показаны результаты пространственного прогноза СДЗК на основе ИННС в сравнении с методами кригинга и обратных расстояний (учитывая, что абсолютная ошибка прогноза на тестовых выборках была меньше у ИННС). Видно, что прогнозы на основе ИННС в большей степени детализируют площадку по изменчивости поля СДЗК, распределение которого позволяет выделить тектонические блоки и их направление движения, а также области растяжения–сжатия для последующего задания граничных условия моделирования полей напряжений.

Нужно отметить, что данная архитектура нейронной сети – предварительная. Из-за малой выборки GPS-пунктов и недостатка данных на входящем слое приходилось строить достаточно простую структуру сети. Также присутствует определённое несовершенство в про-

граммной реализации представленного метода (технически неудобный ввод данных, необходимость изменить метод обучения ИННС). Тем не менее результаты, полученные на представленной архитектуре ИННС, уже дают возможность оценить положительную перспективу применения ИННС для прогноза СДЗК. К тому же зарубежные исследования на эту тематику [11–13] подтверждают положительную тенденцию применения таких методов в области прогнозов СДЗК на разных масштабных уровнях.

Полученные о современных движениях земной коры данные можно использовать для геодинамического районирования исследуемых территорий. Можно выделять качественные показатели – зоны растяжения и сжатия, вычислять тектоническую составляющую напряжений в горном массиве, определять зоны высокоградиентных смещений и т.д. Использование ИННС для прогноза СДЗК существенно меняет процесс исследования кинематики горизонтальных движений. Представленная методология предполагает обучение алгоритму, который реализует прогнозирование кинематических характеристик СДЗК. Такая методология

базируется на обобщающем свойстве искусственных нейронных сетей, которая учитывает фундаментальные особенности геологической среды [10, 14]. Применение рассмотренного метода в специализированных САПР позволяет уменьшить промышленные и экологические риски других подземных объектов, находящихся в сложных горно-геологических условиях.

Библиографический список

1. Dennis A., Haley B., Wixon R. Systems analysis and design. Wiley inc., 2012. – 546 p.
2. Панкрушин В.К. Математическое моделирование и идентификация геодинамических систем. Новосибирск: СГГА, 2002. – 424 с.
3. Tatarinov V.N., Kaftan, V.I., Seelev, I.N. Study of the Present-Day Geodynamics of the Nizhnekansk Massif for Safe Disposal of Radioactive Wastes. Atomic Energy. Springer. 2017. Volume 121, Issue 3, pp 203–207. DOI:10.1007/s10512-017-0184-5.
4. Zubovich, A. V., et al., GPS velocity field for the Tien Shan and surrounding regions // Tectonics. 2010. Vol. 29. TC6014. DOI: 10.1029/2010TC002772.
5. Барский А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. М.: Финансы и статистика, 2004. – 176 с.
6. Haykin S. Neural networks and learning machines. Pearson LTD, 1999. – 938 p.
7. Esmailzadeh Sh., Afshari A., Motafakkerfard R. Integrating Artificial Neural Networks Technique and Geostatistical Approaches for 3D Geological Reservoir Porosity Modeling with an Example from One of Iran's Oil Fields. Petroleum Science and Technology Vol. 31. Iss. 11. 2013. doi.org/10.1080/10916466.2010.540617.
8. Vincenzo Barrile Giuseppe, Meduri Giuliana M., Bilotta Ugo, Monardi Trungadi. GPS- GIS and Neural Networks for Monitoring Control, Cataloging the Prediction and Prevention in Tectonically Active Areas. Procedia - Social and Behavioral Sciences. Vol. 223. 2016. Pp. 909-914. doi.org/10.1016/j.sbspro.2016.05.314.
9. Татаринов В.Н., Татаринова Т.А. Учет масштабного эффекта при наблюдениях за деформациями земной поверхности спутниковыми навигационными системами // Маркшейдерский вестник. – 2012. – № 5. – С. 15-19.
10. Маневич А.И., Татаринов В.Н. Применение искусственных нейронных сетей для прогноза современных движений земной коры // Исследования по геоинформатике: труды Геофизического центра РАН. 2017. Vol. 5. № 2. С. 37–48, DOI: 10.2205/2017BS045.
11. Chakraborty A., Goswami, D. Prediction of slope stability using multiple linear regression (MLR) and artificial neural network (ANN) // Arabian Journal of Geosciences. 2017. Vol. 10. Iss. 385. DOI: 10.1007/s12517-017-3167-x.
12. Miljanović M., Ninkov T., Sušić Z., Tucikesic S. Forecasting geodetic measurements using finite impulse response artificial neural networks // Indian journal of geo-marine sciences. 2017. Vol. 46. Iss. 9. Pp. 1743-1750.
13. Reiterer A., et al. A 3D optical deformation measurement system supported by knowledge-based and learning techniques // Journal of Applied Geodesy. 2009. Vol. 3. No. 1. Pp. 1-13.
14. Cheskidov V. Data flows management of mining natural/man-made systems integrated state monitoring // Исследования по геоинформатике: труды Геофизического центра РАН. 2017. Т. 5. № 1. С. 61-62.

“Gornye nauki i tehnologii”/ “Mining science and technology”, 2018, No. 3, pp. 14-25

Title:	A system approach to geodynamic zoning based on artificial neural networks
Author 1:	V.N. Tatarinov, Dr. Sci. (Tech.) Geophysical Center of RAS; Institute of Physics of the Earth. O.Yu. Schmidt 3, Molodezhnaya Str., Moscow, Russia, 119296; 10, Bolshaya Gruzinskaya str., Moscow, Russia, 123056 v.tatarinov@gcras.ru
Author 2:	A.I. Manevich Geophysical Center of RAS; National University of Science and Technology "MISIS" 3, Molodezhnaya Str., Moscow, Russia, 119296; 4, Leninsky Prospekt, Moscow, Russia, 119991



	ai.manevich@yandex.ru
Author 3:	I.V. Losev Geophysical Center of RAS; National University of Science and Technology "MISiS" 3, Molodezhnaya Str., Moscow, Russia, 119296; 4, Leninsky Prospekt, Moscow, Russia, 119991 i.losev@gcras.ru
Abstract:	<p>Methodological aspects of applying artificial neural networks for geodynamic zoning of territories when selecting locations for environmentally hazardous facilities (as exemplified by nuclear fuel cycle facilities) are considered. To overcome the uncertainty caused by complexity of the analysis of information about the properties, processes, and structure of the geological environment, a system approach to analyzing the information is used. Geological environment is presented as a system of interacting anthropogenic facility and natural environment, between which connections are organized. When assessing safety of such system operation, it is important to monitor environmental condition indicators. According to modern regulatory requirements of both international and domestic organizations, one of the main, and at the same time difficult to determine indicators of the condition of the nuclear fuel cycle facilities sites, are modern movements of the earth's crust. In the paper, we presented a method for predicting modern movements of the earth's crust based on artificial neural networks. Based on the predicted kinematic characteristics of the earth's crust, it is possible to identify zones that are dangerous in the manifestation of geodynamic processes: tension, compression, elastic energy accumulation zones, and so on. Preliminary results obtained on the presented neural network architecture showed positive prospects of applying this methodology for solving geodynamic zoning problems.</p>
Keywords:	artificial neural networks, geodynamic zoning, modern movements, strains, radioactive waste, geological environment, system approach.
Acknowledgements:	The work was supported by the program of the Presidium of the Russian Academy of Sciences No. 19 "Fundamental problems geological and geophysical studies of lithospheric processes"
References:	<ol style="list-style-type: none"> 1. Dennis A., Haley B., Wixon R. <i>Systems analysis and design</i>. Wiley Inc., 2012, 546 p. 2. Pankrushin V.K. Matematicheskoye modelirovaniye i identifikatsiya geodinamicheskikh system [<i>Mathematical modeling and identification of geodynamic systems</i>]. Novosibirsk: SGGA, 2002. 424 p. In Russ. 3. Tatarinov V.N., Kaftan, V.I., Seelev, I.N. <i>Study of the Present-Day Geodynamics of the Nizhnekansk Massif for Safe Disposal of Radioactive Wastes</i>. Atomic Energy. Springer. 2017. Vol. 121, Iss. 3, pp 203–207. DOI:10.1007/s10512-017-0184-5. 4. Zubovich, A.V., et al. <i>GPS velocity field for the Tien Shan and surrounding regions</i>. Tectonics. 2010. Vol. 29. TC6014. DOI: 10.1029/2010TC002772. 5. Barskiy A.B. Neyronnyye seti: raspoznavaniye, upravleniye, prinyatiye resheniy M.: Finansy i statistika [<i>Neural networks: recognition, control, decision making M.: Finance and statistics</i>]. 2004. 176 p. In Russ. 6. Haykin S. <i>Neural networks and learning machines</i>. Pearson LTD. 1999, 938 p. 7. Sh. Esmaeilzadeh, A. Afshari, R. Motafakkerfard. <i>Integrating Artificial Neural Networks Technique and Geostatistical Approaches for 3D Geological Reservoir Porosity Modeling with an Example from One of Iran's Oil Fields</i>. Petroleum Science and Technology Vol. 31. Iss. 11. 2013. doi.org/10.1080/10916466.2010.540617. 8. Vincenzo Barrile Giuseppe, M.Meduri Giuliana, Bilotta Ugo, Monardi Trungadi. <i>GPS- GIS and Neural Networks for Monitoring Control, Cataloging the Prediction and Prevention in Tectonically Active Areas</i>. Procedia - Social



- and Behavioral Sciences*. Vol. 223. 2016. Pp. 909-914. doi.org/10.1016/j.sbspro.2016.05.314.
9. Tatarinov V.N., Tatarinova T.A. Uchet masshtabnogo effekta pri nablyudeniyaх za deformatsiyami zemnoy poverkhnosti sputnikovymi navigatsionnymi sistemami [*Consideration of the scale effect when observing deformations of the Earth's surface by satellite navigation systems*]. Mine surveying bulletin. №5. 2012. p.15-19. In Russ.
10. Manevich A.I., Tatarinov V.N. Primeneniye iskusstvennykh neyronnykh setey dlya prognoza sovremennykh dvizheniy zemnoy kory [*Explotation of artificial neural networks for the prediction of modern movements of the earth's crust*]. Geoinformatics research. Geophysical Centre of RAS. 2017. Vol. 5. No. 2. pp. 37-48. In Russ. DOI: 10.2205/2017BS045
11. Chakraborty A., Goswami D. *Prediction of slope stability using multiple linear regression (MLR) and artificial neural network (ANN)*. Arabian Journal of Geosciences. 2017. Vol. 10. Iss. 385. DOI: 10.1007/s12517-017-3167-x.
12. Miljanović, M., Ninkov, T., Sušić, Z., Tucikiesic, S., *Forecasting geodetic measurements using finite impulse response artificial neural networks*. Indian journal of geo-marine sciences. 2017. Vol. 46. Iss. 9. pp. 1743-1750.
13. Reiterer A., et al. *A 3D optical deformation measurement system supported by knowledge-based and learning techniques*. Journal of Applied Geodesy. 2009. Vol. 3. No. 1. Pp. 1-13.
14. Cheskidov V. *Data flows management of mining natural/man-made systems integrated state monitoring*. Research in geoinformatics: the works of the Geophysical Center RAS. 2017. T. 5. No. 1. Pp. 61-62.