© Е.И. Журавлев, 2016

УДК
622.268.13:
622.281.5

Е.И. Журавлев

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ СОСТОЯНИЯ ОПАСНОСТИ ВОЗНИКНОВЕНИЯ ГЕОДИНАМИЧЕСКИХ ЯВЛЕНИЙ НА ШАХТАХ

Описана модель работы алгоритма по прогнозу возникновения неблагоприятных проявлений геодинамических явлений с помощью нейросетевых технологий. Данный вид искусственного интеллекта позволяет с большой точностью предсказывать быстропротекающие процессы в массиве горных пород, а также заблаговременно предупреждать о возможных неблагоприятных последствиях.
Ключевые слова: геоинформационная система, нейросетевые технологии, опасность, геодинамическое явление, быстропротекающие процессы, прогноз.

Проблема обеспечения безопасных условий ведения горных работ на предприятиях горнодобывающей отрасли, опасных по геодинамическим явлениям, является одной из приоритетных. Однако постоянный рост показателей аварийности и травматизма указывает на отсутствие достаточно эффективных средств предупреждения возникновения геодинамических явлений [6–10]. Одним из способов повысить эффективность и заблаговременное информирование персонала шахты о возможных геодинамических явлениях – это производить прогноз возникновения таких явлений с помощью сейсмоакустического мониторинга с применением нейросетевых технологий.

За счет обучения и накопления статистических данных и знаний о геодинамических явлениях и факторах, предшествующим их возникновению, нейронная сеть с большой степенью достоверности может предсказать различные неблагоприятные проявления геодинамических явлений. При большой схожести искусственной нейронной сети с человеческим мозгом нейросеть способна обладать человеческой интуицией при предсказании будущих событий.

Физической основой прогноза выбросоопасности является оценка равномерности в перераспределении напряжений при движении очистного забоя в пространстве [1]. Технология сейсмоакустического прогноза возможных геодинамических явлений предусматривает непрерывные наблюдения за акустической эмиссией угольного массива.

Оценка напряженно-деформированного состояния призабойной части горного массива по его акустической эмиссии основывается на корреляции статистических характеристик сейсмоактивности с интенсивностью и равномерностью перераспределения напряжений в выработках большой протяженности. Общий принцип оценки состояния, принятый в сейсмоакустическом методе прогноза, – контроль реакции пласта на технологическое воздействие по активности акустической эмиссии получаемой из очага релаксации напряженно-деформированного состояния.

При решении задач прогнозирования роль нейронной сети состоит в предсказании будущей реакции системы по ее предшествующему поведению. Обладая информацией о значениях переменной x в моменты, предшествующие прогнозированию $x(k-1)$, $x(k-2)$,..., $x(k-N)$, сеть вырабатывает решение, каким будет наиболее вероятное значение последовательности $\bar{x}(k)$ в текущий момент k.

Подготовительный этап для расчета прогноза с помощью нейросетевых технологий включает в себя препроцессорную подготовку входных данных для нейросети. Для повышения качества прогноза необходимо провести предварительную обработку информации об импульсах, сопровождающих процесс трещинообразования в призабойной части угольного пласта при перераспределении в нем напряжений, полученных с помощью специализированной сейсмоакустической аппаратуры. В зависимости от вида входных данных подбирается оптимальная архитектура сети, а в зависимости от поставленных задач выбирается функция активации и алгоритм обучения сети.

Каждая выборка представляет собой дискретную функцию, заданную в точках на интервале [0; N] с шагом 1, где N – максимальное значение аргумента этой функции.

Работа нейронной сети при решении задачи предсказания геодинамических явлений подразделяется на три этапа.

На первом этапе производится оценка входных данных, и в зависимости от их вида выбирается наиболее оптимальная архитектура нейронной сети. Под архитектурой сети понимают

Таблица 1

Архитектуры нейронных сетей

Уровень сети	Вид сети	Модели сети
Нейронная сеть	Сети прямого распространения	Однослойный персептрон
		Многослойный персептрон
		Сеть радиальных базисных функций
	Рекуррентные сети	Соревновательные сети
		Сеть Кохонена
		Сеть Хопфилда

способ организации и связи отдельных элементов нейросети (нейронов). По архитектуре связей нейронные сети можно разделить на два класса: сети прямого распространения и рекуррентные (с обратной связью) сети (табл. 1).

Различные виды нейронных сетей имеют свои преимущества и недостатки. К преимуществам сетей прямого распространения является простота их реализации, а также гарантированная математическая сходимость вычислений. При этом к недостаткам относят быстрый рост числа нейронов с увеличением сложности задачи. Преимуществом рекуррентных сетей является меньший по сравнению с сетями прямого распространения объем сети (по количеству нейронов). К недостаткам сетей с обратными связями можно отнести необходимость использования дополнительных условий для обеспечения сходимости вычислений [2].

При выборе архитектуры сети также важно правильно подобрать функцию активации, вычисляющую выходной сигнал искусственного нейрона. Виды функции активации могу иметь следующие виды: пороговый (рис. 1, *а*), кусочно-линейный (рис. 1, *б*) и сигмовидный (рис. 1, *в*), а также их производные [3, 4]. Математические представления функций активации нейрона приведены в табл. 2.

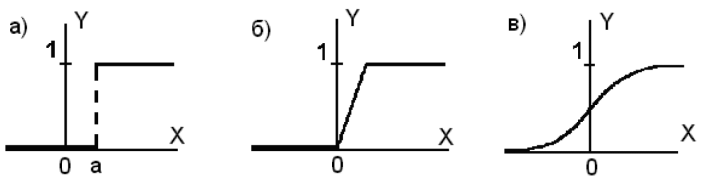

Рис. 1. Виды функций активации нейрона

Таблица 2

Математические формулы функций активации нейрона

Название	Формула	Область значений
Пороговая	$f(x)=\begin{cases}0, x<a\\1, x\geq a\end{cases}$	{0; 1}
Кусочно-линейная	$f(x)=\begin{cases}k_0x+b_0, & x<x_1\\k_1x+b_1, & x_1<x<x_2\\ \cdots & \\k_nx+b_n, & x_n<x\end{cases}$	[0; 1]
Сигмовидная	$f(x)=\frac{1}{1+e^{-x}}$	(0; 1)

После выбора архитектуры сети начинается процесс обучения нейросети обучающей выборкой, которая подается на вход сети. Результатом прогнозирования является значение временного ряда в требуемый момент времени.

На втором этапе происходит переобучение нейронной сети в зависимости от результатов ошибок, полученных выходных значений обучающей выборки. После этого работа нейросети опробуется на тестовой выборке. Затем принимается решение о возможности эксплуатации нейросети в рабочем режиме на реальных данных. Если полученные выходные прогнозные значения тестовой выборки входят в установленный доверительный интервал, то нейронная сеть вводится в режим работы, иначе отправляется на переобучение. Обучение сети необходимо выполнять отдельно для каждого временного ряда, так как попытка прогнозирования ряда, на котором сеть не была обучена, приведет к ошибочному результату [5].

На третьем этапе нейронная сеть работает в режиме реального времени и осуществляет прогноз опасности возникновения геодинамических явлений на заданный прогнозный интервал.

Достоверность прогноза изменяется в зависимости от относительной погрешности измерений. В то же время относительная погрешность измерения импульсов акустической эмиссии так же непостоянна для ее различных абсолютных значений. Специально проведенные исследования, заключающиеся в определении относительной погрешности измерения часовых

значений импульсов акустической эмиссии, позволили оценить зависимость показателя от абсолютной величины, измеряемой акустической эмиссией [5]. Так, относительная ошибка в измерениях импульсов акустической эмиссии остается практически постоянной только в интервалах изменения от 10 до 5000 имп/час. Вне этого интервала ошибка измерения в значительной степени зависит от абсолютного значения импульсов акустической эмиссии. При импульсах акустической эмиссии более 4000 имп/час происходит увеличение количества ошибок из-за информационной перегрузки, вызванной техническими средствами на которых производятся расчеты. В интервале от 0 до 10 имп/час увеличение относительной ошибки связано с существенным удельным весом каждого импульса в их общем числе в течение часа.

Оценку качества прогноза, а также правильность выбора архитектуры и функции активации и алгоритмов обучения нейронной сети можно оценить по следующим характеризующим функции ошибок значениям: математическое ожидание ошибки (формула 1), дисперсия ошибки (формула 2) и среднеквадратичное отклонение ошибки (формула 3).

$$M[X] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(X_{\Phi i} - X_{Pi}\right) \tag{1}$$

$$D = \sum_{i=1}^{n}\left(\left(X_{\phi i} - X_{pi}\right)^2 - \left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_{\Phi i} - X_{Pi}\right)^2\right) \tag{2}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(X_{\phi i} - X_{pi}\right)^2}{n}} \tag{3}$$

Таблица 3

Математические формулы функций активации нейрона

	Количество элементов в выборке			
	15	**100**	**1000**	**2000**
Математическое ожидание ошибки	0,08462	0,065	0,041	0,037
Дисперсия ошибки	0,08284	0,062	0,0403	0,0358
Среднеквадратическое отклонение ошибки	0,30	0,24	0,19	0,16

Влияние количества элементов в выборке на оценки относительных ошибок показаны в табл. 3.

При проверке полученных выходных значений нейронной сети важна оценка их принадлежности доверительному интервалу. Доверительным интервалом параметра θ распределения случайной величины X с уровнем доверия $(100 - p)\%$, порожденным выборкой $(x_1,\ldots , x_n)$, называется интервал с границами $l(x_1,\ldots , x_n)$ и $u(x_1,\ldots , x_n)$, которые являются реализациями случайных величин $L(X_1,\ldots , X_n)$ и $U(X_1,\ldots , X_n)$, таких, что $P(L \le \theta \le U) = p$. Если принимать $p = 0{,}9975$ по «правилу трех сигм», то доверительный интервал, наверняка, будет содержать истинное значение θ.

После переобучения нейронной сети при заданном доверительном интервале ошибок обучения нейронная сеть может прогнозировать геодинамические события, возникающие в угольном массиве с заданным уровнем доверия. Диаграмма контрольной выборки прогноза количества сейсмоакустических импульсов в час приведена на рис. 2.

Основными информативными признаками при прогнозе геодинамических явлений и их неблагоприятных проявлений по активности акустической эмиссии угольных пластов являются количество импульсов акустической эмиссии, зарегистрированных в единицу времени, а также значения энергий этих импульсов.

Решение об изменении состояния опасности принимается по схеме представленной в табл. 4.

Следует особо отметить тот факт, что эффективное решение задачи прогнозирования возможно только в том случае, если нейронная сеть обучается на большом объеме данных. В случае малоразмерной или некачественной обучающей выборки

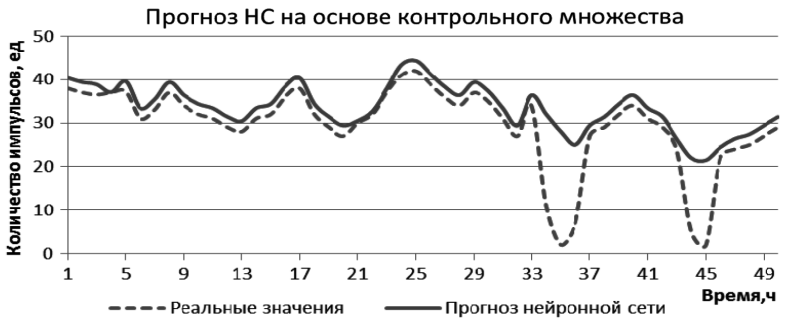

Рис. 2. Прогнозные значения количества импульсов

Таблица 4

Факторы, влияющие на изменение состояния опасности возникновения геодинамического явления

	Увеличение количества импульсов	**Уменьшение количества импульсов**
увеличение энергии импульсов	повышение опасности	повышение опасности
уменьшение энергии импульсов	повышение опасности	уменьшение опасности

даже самый лучший алгоритм не даст удовлетворительного результата, поскольку без полноценного набора данных нейронная сеть принципиально не способна обучиться.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Анциферов М.С.* Создание метода и аппаратуры сейсмоакустического прогноза опасности возникновения динамических явлений при разработке выбросоопасных угольных пластов.

2. *Горбань А.Н., Россиев Д.А.* Нейронные сети на персональном компьютере. – Новосибирск: Наука, Сибирская издательская фирма РАН,1996.

3. *Бодянский Е.В., Руденко О.Г.* Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения. – Х.: ТЕЛЕТЕХ, 2004.

4. *Татузов А.Л.* Нейронные сети в задачах радиолокации. – Радиотехника, 2009.

5. *Муханов В.Д.* Прогноз процессов дегазации на основе сейсмоакустического и сейсмического мониторинга выемочного столба // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2012. –№ 5. – С. 384–388

6. *Кубрин С.С.* Комплексный синтезирующий геофизический мониторинг горного массива // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2012. – № 5. – С. 85–92.

7. *Захаров В.Н., Кубрин С.С., Фейт Г.Н.* Мониторинг напряженного состояния горного массива и геофизических процессов в нем при разработке угольных пластов опасных по гео- и газо- динамическим явлениям // Маркшейдерский вестник. – 2012. – № 4. – С. 53–56.

8. *Захаров В.Н., Кубрин С.С., Фейт Г.Н., Блохин Д.И.* Тензометрический мониторинг напряженного состояния горного массива при разработке угольных пластов опасных по гео- и газо- динамическим явлениям // Маркшейдерский вестник. – 2012. – № 5. – С. 43–44.

9. *Кубрин С.С., Шек В.М.* Геоинформационные системы для исследования опасных геодинамических явлений // Горный информационно-аналитический бюллетень. ОВ 5. Информатизация и управление. – 2013. – С. 103–112.

10. *Кубрин С.С., Мазаник Е.В., Кигалов Н.Н.* Автоматизированная система поддержки принятия геотехнологических решений и комплексного синтезирующего мониторинга // Горный информацион-

но-аналитический бюллетень. ОВ 1. Труды международного научного симпозиума «Неделя горняка-2014». – С. 267–278. ГИАБ

КОРОТКО ОБ АВТОРЕ

Журавлев Евгений Игоревич – аспирант,
Институт проблем комплексного освоения недр РАН,
e-mail: engene@mail.ru.

UDC
622.268.13:
622.281.5

E.I. Zhuravlev

THE ADAPTATION OF NEURAL NETWORK TECHNOLOGY IN PREDICTING THE STATE OF THE RISK OF GEODYNAMIC PHENOMENA IN MINES

The article describes a model of the algorithm for prediction of adverse manifestations of geodynamic phenomena with the help of neural network technologies. This type of artificial intelligence allows to predict with great accuracy ultrafast processes in the rock mass, as well as provide early warning of possible adverse effects.

Key words: geoinformation system, neural network technology, danger, geodynamic phenomena, fast processes, prognosis.

AUTHOR

Zhuravlev E.I., Graduate Student, e-mail: engene@mail.ru.

REFERENCES

1. Antsiferov M.S. *Sozdanie metoda i apparatury seysmoakusticheskogo prognoza opasnosti vozniknoveniya dinamicheskikh yavleniy pri razrabotke vybrosoopasnykh ugol'nykh plastov* (Methods and instrumentation for seismic-acoustic prediction of dynamic events in outburst-hazardous coal mining).

2. Gorban' A.N., Rossiev D.A. *Neyronnye seti na personal'nom komp'yutere* (Neural networks for personal computers), Novosibirsk, Nauka, Sibirskaya izdatel'skaya firma RAN, 1996.

3. Bodyanskiy E.V., Rudenko O.G. *Iskusstvennye neyronnye seti: arkhitektury, obuchenie, primeneniya* (Artificial neural networks: Architectures, training, application), Khar'kov, TELETEKh, 2004.

4. Tatuzov A.L. *Neyronnye seti v zadachakh radiolokatsii* (Neural networks in radio positioning), Radiotekhnika, 2009.

5. Mukhanov V.D. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'*. 2012, no 5, pp. 384–388.

6. Kubrin S.S. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'*. 2012, no 5, pp. 85–92.

7. Zakharov V.N., Kubrin S.S., Feyt G.N. *Marksheyderskiy vestnik*. 2012, no 4, pp. 53–56.

8. Zakharov V.N., Kubrin S.S., Feyt G.N., Blokhin D.I. *Marksheyderskiy vestnik*. 2012, no 5, pp. 43–44.

9. Kubrin S.S., Shek V.M. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'* Special issue 5. Informatizatsiya i upravlenie. 2013, pp. 103–112.

10. Kubrin S.S., Mazanik E.V., Kigalov N.N. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'* Special issue 1. Trudy mezhdunarodnogo nauchnogo simpoziuma «Nedelya gornyaka-2014», pp. 267–278.