

superior features of the developed system, with the possibility of extending monitoring in all industries;
 possibility of knowing the history of monitored system;
 obtain similar performance as an industrial equipment, by using a viable system in terms of cost/price.

References

1. Dobroski H., Stolarczyk L: **Control and Monitoring via Medium Frequency Techniques and Existing Mine Conductors** - Proceedings 7th WVU Mining Electrotechnology Conference, 1984.
2. Monitor Europe: **Environmental Tables & Information** - England, 2000.
3. *** Mining telemetry system, technical documentation for CTT 63/40U.

Рукопись поступила в редакцию 18.04.13

УДК 004.93

Д.И. ПАРАНЮК, аспирант, ГВУЗ «Криворожский национальный университет»

ФОРМИРОВАНИЕ МОДЕЛИ ГЕОЛОГИЧЕСКОЙ СТРУКТУРЫ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ПАРАМЕТРОВ ПРОЦЕССА БУРЕНИЯ

Рассмотрены вопросы проектирования и подготовки нейронных сетей с обучением по методу обратного распространения ошибки для определения образа геологической структуры с использованием данных ГТИ

Ключевые слова: геологическая структура, бурения, модель, анализ параметров

Актуальность проблемы и ее связь с научными и практическими задачами. Геолого-технологические исследования процесса бурения (ГТИ) - это инструмент, способствующий повышению эффективности бурения разведывательных скважин. В процессе ГТИ производится запись и обработка параметров бурения с целью получения информации о геологической среде. ГТИ применяется для определения границ залежей полезных ископаемых, оценки прочности горных пород, оптимизации процесса бурения и конструкции скважинных зарядов, контроля износа оборудования и т.д.

Основными препятствиями для проведения ГТИ является низкое качество информационных данных и отсутствие эффективных методов анализа этих данных [1]. Широкое и повсеместное внедрение в производство современной микропроцессорной техники способствует улучшению качества информации, но, тем не менее, аналитические методы ее анализа и интерпретации требуют дальнейшего изучения. Актуальным является разработка эффективных методов анализа параметров процесса бурения для формирования модели геологической структуры.

Анализ исследований и публикаций. В настоящее время ведутся разноплановые работы по созданию методов формирования модели геологической структуры в процессе бурения [2,4]. Однако требования, предъявляемые к качеству и оперативности получаемой в процессе бурения информации, не могут быть до конца удовлетворены техническим уровнем и технико-методическими возможностями, обеспечивающими существующие информационно-измерительные системы и отдельные их звенья. К сожалению, трудно полностью смоделировать все взаимодействия, которые возникают в процессе бурения из-за его сложности [3].

Постановка задачи. Исследовать возможность использования методов распознавания образов для идентификации геологической структуры. Предлагается рассматривать нейронные сети как инструмент для классификации типов руды в скважине на основе данных ГТИ.

Изложение основных материалов статьи и результаты. Вращательное бурение трудно смоделировать, что объясняется множеством сложных, геологически зависимых, изменяющихся во времени взаимодействиями, которые имеют место в процессе бурения разведывательных скважин.

Рассматривались нейронные сети с обратным распространением ошибки с разным количеством входных параметров для того, чтобы определить, какое количество параметров необходимо для качественного формирования модели геологической структуры.

В качестве входных переменных использовались следующие параметры [4]:

2 входа: скорость бурения и крутящий момент;

3 входа: скорость бурения, крутящий момент и удельная энергия разрушения;

5 входов (вибрации): скорость бурения, крутящий момент, удельная энергия разрушения, горизонтальная вибрация и вертикальная вибрация;

5 входов (отклонения): скорость бурения, крутящий момент, удельная энергия разрушения, отклонение скорости бурения и отклонение осевой нагрузки;

7 входов: скорость бурения, крутящий момент, удельная энергия разрушения, горизонтальная вибрация, вертикальная вибрация, отклонение скорости бурения и отклонение осевой нагрузки.

Нейронные сети обучались классифицировать данные ГТИ по одному из пяти типов руды. При этом были приняты к рассмотрению минеральные разновидности, представленные в табл. 1 [5].

Все нейронные сети были смоделированы в пакете MatLab R2012b (8.00). Они создавались при помощи функции *neff* и обучены с помощью функции *train*. При этом также использовались следующие функции и параметры [6]:

- функция тренировки: *trainlm*
- функция обучения: *learngdm*
- скрытая функция активации: *tansig*
- выходная функция активации: *purelin*
- функция оценки: *mse*
- количество циклов обучения: 250

Таблица 1

Тип руды	Содержание в %					Процентное соотношение от общего количества данных
	кварц	магнетит	мартит	гематит	гидерит	
1 - магнетитовые роговики	63,7	30,9	0	1,4	3,8	25,6%
2 - силикатно-карбонатно-магнетитовые роговики	68,4	21,7	0	0,4	9,1	15,14 %
3 - краснополосчатые магнетитовые и гематито-магнетитовые роговики	64,5	30,2	0	1,5	3,8	17,8 %
4 - полуокисленные и окисленные роговики	65,4	24,4	3,3	3,7	3,2	13,5 %
5 - силикатные сланцы, безрудные роговики и кварцы	74,6	4,5	0	0,7	20,2	27,96 %

Количество скрытых слоев зависит от конкретной сети. Для каждой сети был построен график, который показывает соотношение скрытых слоев нейронной сети и среднеквадратической ошибки.

На графике представлено соотношение для нейронной сети с 7 входами. Для данной сети было выбрано 22 скрытых слоя.

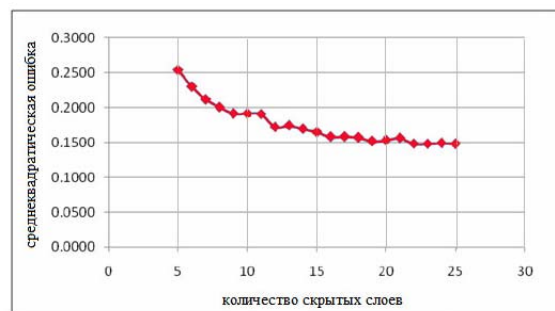


Рис. 1. Соотношение скрытых слоев нейронной сети и среднеквадратической ошибки

В табл. 2 представлены результаты исследований.

Таблица 2

Количество входов	Количество скрытых слоев	Тип руды					Точность определения
		1	2	3	4	5	
2	19	45,71%	14,42%	16,23%	10,42%	51,38%	54,78%
3	20	67,54%	38,32%	45,03%	32,53%	74,32%	68,03%
5 (Вибрации)	19	72,63%	48,67%	62,56%	38,32%	81,54%	73,65%

5 (Отклонения)	19	76,24%	53,96%	76,54%	43,70%	86,34%	77,36%
7	22	92,54%	69,56%	83,05%	67,32%	94,52%	83,71%

Для бинарной структуры (например, руда и пустая порода) скорость бурения и крутящий момент являются достаточными входными параметрами для эффективной оценки, выполняемой нейронной сетью, точность идентификации при этом составляет до 95 % [2]. Как показывают проведенные исследования, для железорудного сырья этого недостаточно. Точность идентификации нейронной сетью с 2 входами составляет всего 54,78 %. Нейронная сеть с 7 входами, обеспечивает точность оценки 83,71 %. Результаты моделирования процесса идентификации геологической структуры нейронной сетью представлены на рис. 2.

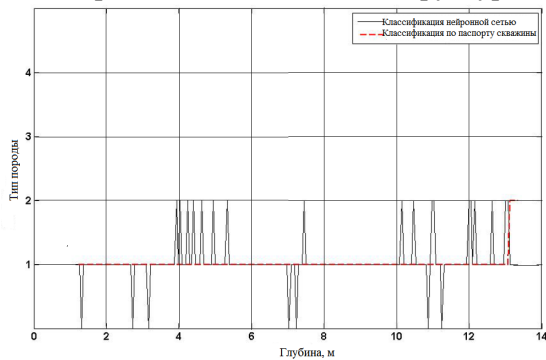


Рис. 2. Идентификация геологической структуры в процессе бурения

Выводы. Результаты выполненных исследований свидетельствуют о том, что идентификация геологической структуры скважины будет успешной только в том случае, если будет использоваться максимальное количество данных о процессе бурения, а обучающее множество будет включать в себя полный объем информации про все минеральные образования, которые могут встретиться в

процессе проходки скважины.

Список литературы

1. **Lindsay I. Smith.** A tutorial on principal component analysis,- 2002 http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student_tutorials/principal_components.pdf
2. **Jorge Martin.** Application of pattern recognition techniques to monitoring-while-drilling on a rotary electric blast hole drill at an open-pit coal mine. / Master's thesis, Queen's University. - 2007
3. **H. Liu, K. Karen Yin.** Using information extracted from drill data to improve blasting design and fragmentation. *Fragblast*. 5 (3): С. 157 – 179, 2001
4. **Natalie Beattie.** Monitoring-while-drilling for open-pit mining in a hard rock environment. / Master's thesis, Queen's University. - 2009
5. Исследование руд на обогатимость: Учебник для вузов / **В.З.Козин.** – Екатеринбург: Изд.-во УГТУ,- 2008. – 312 с.
6. *Neural Network Toolbox 6: User's Guide* : **Howard Demuth, Mark Beale, Martin Hagan** /- Natwick, MA: The MathWorks Inc., - 2008

Рукопис подано до редакції 23.03.13

УДК 621.926: 34.16

Н.В. МОРКУН, канд. техн. наук, доц., ГВУЗ «Криворожский национальный университет»

ПОНИЖЕНИЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛЕЙ НЕЛИНЕЙНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ СТРУКТУР ПРИ ПОМОЩИ МЕТОДОВ НА ОСНОВЕ ЯДЕРНЫХ ФУНКЦИЙ

Изложены основные принципы понижения размерности моделей нелинейных динамических объектов обогатительного производства на основе ядерного метода главных компонент и метода диффузионных карт

Ключевые слова: моделирование, нелинейные динамические объекты, понижение размерности, диффузионные карты, ядерный метод главных компонент

Проблема и ее связь с научными и практическими задачами. Оптимизация процессов обогащения минерального сырья требует прежде всего создания строгих математических и экономико-математических методов расчета оптимальных границ разделения $\varphi_{\text{ропт}}$ области изменения физических свойств частиц перерабатываемого сырья [1]. Решение этой задачи позволяет определить как наилучшую структуру технологической линии обогащения, так и параметры технологических агрегатов, обеспечивающие ее максимальную производительность при заданном качестве конечного продукта и минимальных затратах на процесс.

Анализ исследований и публикаций. Как объекты управления технологические агрегаты обогатительного производства могут быть представлены в виде некоторых операторов, преобразующих векторы входных переменных в векторы выходных параметров [2-5]. При