

И.О. Темкин, До Чи Тхань, А. Агабубаев

# ПОВЫШЕНИЕ БЕЗОПАСНОСТИ ВЕДЕНИЯ ГОРНЫХ РАБОТ В МЕТАНООБИЛЬНЫХ ШАХТАХ ВЬЕТНАМА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗНОЙ АНАЛИТИКИ\*

Рассмотрены проблемы использования современных информационных технологий для повышения безопасности горных работ в метанообильных шахтах Вьетнама. Для анализа и прогноза развития сложных газодинамических процессов использованы комплексные платформенные решения. Рассмотрены вопросы применения наиболее эффективного инструмента прогнозной аналитики искусственных нейронных сетей для распознавания предаварийных ситуаций и прогнозирования изменений концентрации метана в различных точках добычного участка. На данных мониторинга шахты Маохе проведена классификация и выделены несколько групп процессов и явлений, вызывающие колебания в вентиляционной сети шахты. Разработан алгоритм построения оптимальной для каждого класса ИНС, обеспечивающий приемлемую точность распознавания горно-технологических явлений и процессов при ограниченном количестве обучающих наборов.

Ключевые слова: безопасность метанообильных шахт Вьетнама, газодинамические явления, горно-технологические ситуации, прогнозная аналитика, искусственные нейронные сети (ИНС), обучение ИНС, моделирование процессов распознавания и прогнозирования, оптимизация ИНС.

DOI: 10.25018/0236-1493-2017-8-0-142-151

## Введение

В настоящее время около 95% угольной продукции во Вьетнаме (43,5 млн т в 2015 г.) производится на шахтах объединения ВИНАКОМИН. В состав ВИНАКОМИН входит более 25 угольных шахт и 6 карьеров. Большая часть запасов угля расположена в северной части страны — в провинции Куангнинь, где добывается антрацит, а в южной части страны в дельте Красной реки добывается бурый уголь. Большинство угольных шахт характеризуются высоким уровнем метанообильности угольных пластов и, в первую очередь, такие как: Маохе, Хечам, Куангхань и ряд других.

Существенные колебания значений концентрации метана в различных выработках шахты от смены к смене, не говоря уже о внезапных выбросах метана и связанных с ними взрывах пыли-газо-воздушной смеси являются в настоящее время серьезными факторами, влияющими на безопасность ведения горных работ.

В период с 1995 г. по настоящее время на шахтах объединения ВИНАКОМИН произошло 8 взрывов метана, погибли 72 чел. Обобщение по указанным авариям приведено в табл. 1.

Анализ аварий, связанных со взрывами метана, показал, что около 70% аварий связано с неисправностью при-

\* Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 17-11-01353).

Таблица 1

**Аварии на шахтах объединения «ВИНАКОМИН»**

№	Шахты	Годы	Смены	Время	Погибшие
1	Камфа	1997	II	15:00	1
2	Маохе	1999	I	08:00	19
3	Донг бак	1999	II	19:30	1
4	Шуйлай	2002	I	8:30	7
5	909	2002	II	19:00	6
6	Тхонгхат	2006	I	8:30	8
7	Хечам	2008	III	1:20	11
8	86-Донгбак	2012	III	5:30	4
9	Шуйлай	2012	II	20:30	11
10	Донг вонг	2014	II	19:30	6
Итого					72

боров и в следствие ненадлежащего исполнения требований технической безопасности. Также замечено, что большинство аварий произошли в бремсбергах, в понедельник утром, после двух выходных дней (взрывы произошли на шахтах Камфа, Маохе, Тхонгхат, Хечам, 86-Донгбак), что свидетельствует о нарушении режимов вентиляции выработок в выходные дни [1, 2, 3, 10].

Сегодня во Вьетнаме вопросам повышения безопасности ведения горных работ в метанообильных шахтах уделяется огромное внимание. Методы борьбы с метаном на шахтах реализуются за счет проведения профилактических и других организационно-технических мероприятий, а именно:

- проводятся ежегодные оценки метанообильности и метаносности пластов на шахтах;
- используется взрывозащищенное электрооборудование, прошедшее испытания и тестирование на взрывобезопасность;
- применяются взрывчатые вещества и детонаторы, протестированные по условиям безопасного использования на шахтах;
- проводится периодическое обучение шахтеров на курсах по безопасности горных работ на угольных шахтах.

Кроме того, шахты Вьетнама достаточно неплохо оснащены компьютерным оборудованием, средствами и системами контроля, позволяющими проводить мониторинг метана на угольных шахтах с использованием портативных детекторов газа, осуществлять централизованный мониторинг состояния шахтной атмосферы; а также осуществлять расчеты для планирования режимов вентиляционной системы с использованием программного обеспечения известных фирм Kazemazu (Япония), Vengraph (Польша), Vensim (Австралия).

**Теория вопроса**

Основные процессы, определяющие уровень безопасности шахты по газовому фактору: метановыделение из горного массива в различных горно-технологических ситуациях, распространения метановоздушной смеси по сети горных выработок и, следовательно, формирования интегральных значений концентрации в различных точках шахтной сети, являются стохастическими, нелинейными и многомерными, зависящими от значительного числа контролируемых и неконтролируемых факторов.

В этой связи сегодня актуальной является задача создания системы комплексного мониторинга безопасности ведения работ в шахтах Вьетнама [5, 8, 12].



Рис. 1. Основные функциональные элементы современных инструментов прогнозной аналитики

Одним из направлений разработки этой системы является создание специализированной программной платформы, позволяющей обрабатывать большие массивы разнородной информации, выполнять анализ с использованием современных инструментов прогнозной аналитики, осуществлять визуализацию возможных ситуативных решений с целью выбора наиболее эффективных. Основные функциональные элементы данной платформы представлены на рис. 1

В настоящей статье рассматриваются вопросы разработки и использования моделей для решения задач:

1. Распознавания предаварийных ситуаций на основе анализа и интерпретации динамики концентрации метана в определенных точках вентиляционной сети.
2. Прогнозирование динамики концентрации метана для использования в системе оперативного планирования режимов работы вентиляторов местного проветривания.

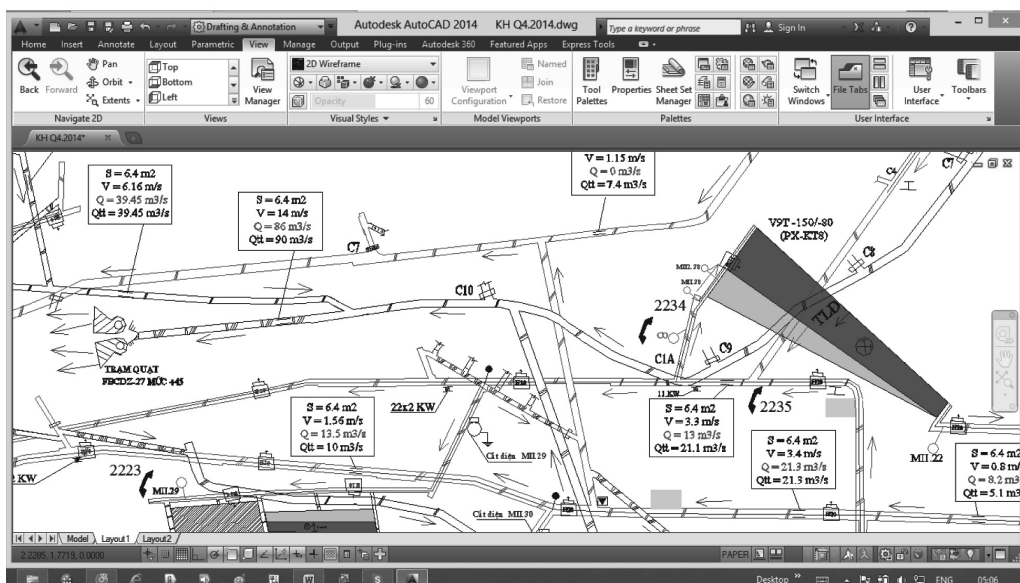


Рис. 2. Схема вентиляции шахты Маохе

На начальном этапе исследований осуществлен экспертный анализ динамических реализаций концентрации метана в различных точках контроля нескольких добычных участков шахты Мао Хе. При этом рассматривались различные горно-технологические ситуации (рис. 2, 3). Была проведена классификация газодинамических явлений, осуществлен выбор индикаторов и определен класс моделей для решения поставленных задач.

На первом этапе подтвердилось то, с чем в прошлом сталкивались исследователи при попытке создать системы управления проветриванием (вентиляцией) по газовому фактору, используя при этом различные подходы: эмпирический (зависимости, основанные на принципах физического моделирования), статистический (АРСС и другие регрессионные модели), функциональный (линейные и нелинейные аналоги передаточных функций из теории авто-

матического управления) [6]. Суть проблемы в том, что корреляция между  $Q(t)$  и  $C(t)$ , измеренных в различных точках вентиляционной сети существует и является достаточно устойчивой в стационарных режимах, однако оперативное изменение  $Q(t)$  с целью снижения концентрации метана, в случае резкого ее изменения, не имеет смысла из-за распределенности и инерционности объекта, а также существенной нелинейности процессов разбавления.

Это означает, что основные усилия необходимо направить на создание инструментов, позволяющих максимально точно оценить текущую газодинамическую ситуацию и выдать надежный прогноз ее развития для заблаговременного изменения режимов работы вентиляторов. На основании изучения структуры известных аналитических платформ, а также инструментария, представленного в различных библиотеках прогнозной

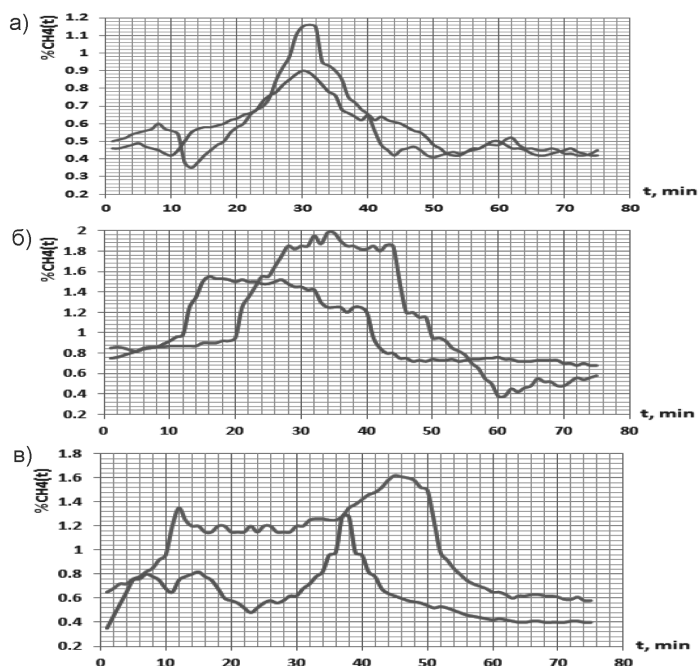


Рис. 3. Примеры реализаций концентрации метана в исходящей вентиляционной струе различных участков шахты: буровзрывные работы (БВР) (а); отключение вентиляторами местного проветривания, замена вентиляционных труб (б); отключение автоматической газовой защиты (в)

аналитики, в качестве основного средства решения задач был выбран нейросетевой подход. Применение искусственных нейронных сетей для решения задач прогнозирования газодинамики имеет достаточно давнюю историю [11], однако и сегодня эти подходы активно применяются [4, 7, 14].

### Описание методов решения.

#### Обработка данных.

#### Обсуждение результатов

Была проведена классификация и выделены несколько групп процессов и явлений, вызывающих характерные флюктуации  $C_{\text{CH}_4}(t)$  в шахтной вентиляционной сети шахты МаоХе:

$S_1$  — основные технологические процессы, осуществляющие воздействие на горный массив, в соответствии с плановым регламентом, в том числе:  $S_{11}$  — буровзрывные работы;  $S_{12}$  — работа добычного комбайна;  $S_{13}$  — обрушение кровли забоя.

$S_2$  — нарушение в системе вентиляции и дегазации, а именно:  $S_{21}$  — отключение вентилятора местного проветривания;  $S_{22}$  — подвешивание или замена вентиляционных труб;  $S_{23}$  — пережатие вентиляционных труб;  $S_{24}$  — отключение системы дегазации;  $S_{25}$  — отключение подстанции, т.е. обесточивание аппаратуры АГЗ;  $S_{26}$  — резкое изменение аэродинамического режима за счет внезапного увеличения сопротивления некоторых горных выработок;

$S_3$  — нарушения в системе контроля;

$S_4$  — горно-физические явления:  $S_{41}$  — резкие выбросы угля и газа;  $S_{42}$  — горные удары;  $S_{43}$  — суффлярные газовыделения;  $S_{44}$  — пожары в призабойной зоне.

Известно, что на основе экспертного анализа может быть определен набор вполне достоверных информативных признаков-индикаторов (характерных особенностей реализации  $C(t)$ ), с помощью которых можно построить ра-

ботоспособную систему распознавания перечисленных ранее явлений. К этим индикаторам относятся такие, например, как:  $P_1$  — максимальная амплитуда опасного превышения уровня концентрации ( $A_{\text{max}}$ ), которая определяется как наибольшее абсолютное значение  $C_{\text{CH}_4}$  на интервале  $[t_0, t_f]$ ;  $P_2$  — время нарастания ( $t_n$ ),  $C_{\text{CH}_4}(t)$  от начала опасного превышения уровня (момент  $t_0$ ) до величины  $A_{\text{max}}$ ;  $P_3$  — время спада ( $t_c$ ),  $C_{\text{CH}_4}(t)$  до постоянного уровня  $CO$ ;  $P_4$  — длительность процесса ( $T_{\text{max}}$ ).

Однако, эти индикаторы, которые можно эффективно использовать для анализа газодинамических ситуаций, а также для проектирования систем контроля, невозможно применять в задаче раннего обнаружения нарушений и прогнозирования нештатных ситуаций.

В качестве основного индикатора предлагается использовать градиент нарастания концентрации метана  $DC(t)/Dt$ . В общем случае задавался вектор, состоящий из набора разностей различного порядка (не более 5–7 элементов):

$$\{g_1, g_2, \dots, g_k, g_x\}, g_1 = \frac{C(t_0 + Dt) - C(t_0)}{Dt};$$

$$g_2 = \frac{C(t_0 + 2Dt) - C(t_0)}{2Dt},$$

$$g_k = \frac{C(t_0 + kDt) - C(t_0)}{kDt}$$

Процесс обработки и анализа экспериментальных данных, полученных при помощи системы аэрогазодинамического контроля шахты МаоХе, включал в себя следующие этапы:

1. Выделение набора характерных признаков-индикаторов. Уточнение типов и структуры данных. Разработка простых алгоритмов для оперативного вычисления признаков и формирования обучающих наборов (dataset). При формировании обучающих наборов использовались простые процедуры трансформации пространства исходных образов, такие на-

Таблица 2

**Пример обучающего набора**

Время	X1	X2	X3	X4	X5	Y
T, мин	Ci(t)	Ci-1(t)	Ci-2(t)	Ci-3(t)	G(t)	Ci+1(t)
1	0,76	0,78	0,72	0,72	1	0,68
2	0,78	0,72	0,72	0,68	1	0,7
3	0,72	0,72	0,68	0,7	1	0,7
4	0,72	0,68	0,7	0,7	1	0,7
5	0,68	0,7	0,7	0,7	1	0,68
6	0,7	0,7	0,7	0,68	1	0,68
7	0,7	0,7	0,68	0,68	1	0,66
8	0,7	0,68	0,68	0,65	1	0,66
9	0,68	0,68	0,66	0,65	1	0,66
10	0,68	0,65	0,66	0,66	1	0,66
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
168	0,7	0,72	0,73	0,69	0	0,69
169	0,72	0,73	0,69	0,69	0	0,66
170	0,73	0,69	0,69	0,66	0	0,66
171	0,69	0,69	0,66	0,66	0	0,68
172	0,69	0,66	0,66	0,68	0	0,65
173	0,66	0,66	0,68	0,65	0	0,67
174	0,66	0,68	0,65	0,67	0	0,66
175	0,68	0,65	0,67	0,66	0	0,65
176	0,65	0,67	0,66	0,65	0	0,68
177	0,67	0,66	0,65	0,68	0	0
178	0,66	0,65	0,68	0	0	0
179	0,65	0,68	0	0	0	0
180	0,68	0	0	0	0	0

пример как: вычисление простых (d) или сезонных (Δ) разностей:

$$\varphi_L(x) : \{x_2 - x_1, x_3 - x_2, \dots, x_N - x_{N-1}\},$$

или более сложные трансформации:

$$\varphi_L(x) = \frac{x_{i+1} - x_i}{x_i - x_{i-1}} = \frac{dx_i}{dx_{i-1}}$$

В результате, для каждого из рассматриваемых процессов и явлений формировались обучающие и тестовые наборы, (пример, табл. 2).

2. Разработка алгоритмов обучения и тестирования нейросетевых структур, проведение последовательной селекции с целью поиска наилучшего соответст-

вия для различных классов явлений. Разработка соответствующих программных модулей. Определение конкретной ИНС (структура + все весовые коэффициенты), которая может быть напрямую использована в режиме оперативного мониторинга  $L: X_{ij} \rightarrow N_i$ , где  $N_i$  – нейронная сеть, являющаяся наилучшей с позиций критериев распознавания и прогнозирования для данного класса процессов или явлений.

3. Разработка алгоритма интерпретации результатов, то есть проверки достоверности и сравнения выдвинутых гипотез:  $F \{N_1, N_2, \dots, N_m\}: X \rightarrow S_k$ .

4. Реализация разработанных алгоритмов в виде работоспособного программного модуля, пригодного для отладки и настройки в условиях реального объекта.

**Алгоритм построения оптимальной ИНС**

Суть решаемой задачи состоит в синтезе конкретной НС-модели, обеспечивающей приемлемую точность распознавания при ограниченном количестве обучающих наборов. Под синтезом структуры ИНС будем понимать процедуру, включающую выбор топологии сети, обеспечивающей устойчивую сходимость и заданную точность процесса обучения, а также определение значений весовых коэффициентов. Упрощенная модель ИНС в функциональном виде может быть представлена следующим образом:

$$\hat{Y}[k] = f(x_L, \{A\}) = \varphi(B_n[k]) \varphi(B_{n-1}[k]) \dots \varphi(B_1[k], x_L) \dots$$

где  $\hat{Y}[k]$  – вектор выходных значений ИНС на k-ом шаге обучения;  $\{A\}$  – множество весовых коэффициентов, которые являются элементами структурных матриц  $B_1, B_2, \dots, B_n$  (для сети n-1 промежуточными слоями);  $\varphi(\ )$  – активационные функции, образующие традицион-

ный функциональный базис;  $x_L$  — множество обучающих образов.

Квадратичный критерий качества обучения можно записать в виде:

$$F_L = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^M (Y_i^* - Y_i^j[k])^2,$$

где  $Y_i^j[k]$  — выход ИНС, соответствующий входному обучающему образу  $x_i^j$  на  $i$ -ом шаге обучения;  $Y_i^*$  — выходной образ, представляющий собой заданный на множестве индикаторов выход  $i$ -го класса.

В то же время конечной целью процедуры распознавания, если выразить ее в тех же квадратичных формах является минимизация критерия:

$$F_T = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{T_i} (Y_i^* - \hat{Y}_i^j[k])^2,$$

где  $x_T$  — это множество образов, которые не использовались в процедуре обучения.

Способность к правильному распознаванию у нейросетевой модели  $N_1$  выше, чем у модели  $N_2$ , если  $F_T(N_1) < F_T(N_2)$ . Однако, на практике, из-за проявления эффекта переобученности, часто наблюдается ситуация, когда  $F_T(N_1) < F_T(N_2)$ , но  $F_T(N_1) > F_T(N_2)$ . В работе представлен алгоритм построения нейросетевой модели, минимизирующей ошибку распознавания на тестовом множестве. Очевидно, что такие модели будут более эффективны в реальной ситуации.

Введем некоторую эмпирическую оценку, характеризующую степень близости между образами, принадлежащими одному классу и степень удаленности образов, относящихся к разным классам. Способ вычисления оценки зависит от выбранного метода предварительной обработки траекторий индикаторов, т.е. от способа задания образов. В частности, в качестве меры близости могут быть использованы авто и взаимнокорреляционные функции. Однако, корреляционные функции, как отмечалось ранее, в силу характерных особенностей траек-

торий индикаторов являются достаточно грубым средством вычисления оценок.

С учетом рассмотренных в работе способов описания траекторий индикаторов в пространстве лингвистических признаков или логико-информационных индексов, более удобной и универсальной нам представляется геометрическая трактовка близости между образами, в рамках которой расстояние между образами вычисляется в соответствии с выбранной метрикой.

Разработанный алгоритм обучения включает следующие этапы:

1. Исходный набор образов, полученный в результате конкретной процедуры обработки траекторий индикаторов произвольно разбивается на два подмножества  $X_L, X_T$ .

2. Осуществляется шаг обучения, заключающийся в выполнении итерационной процедуры  $\alpha_{ij}[n] = f(\alpha_{ij}[n-1])$  для всех весовых коэффициентов при однократном прогоне обучающих образов.

3. Вычисляются значения  $F_L[n]$ .

4. Через построенную на шаге сеть пропускается текстовый набор и вычисляется  $F_T[n]$ .

5. Выполняется сравнение  $F_L[n]$  и  $F_T[n]$ .

6. Процедура повторяется до тех пор, пока некоторая величина  $\psi\{F_L[n], F_T[n]\}$  не достигает минимального значения.

Исследования показали, что  $F_L[n]$  достаточно устойчиво и монотонно стремится к нулю или достаточно малой величине при  $n \rightarrow \infty$ . В то же время поведение  $F_T[n]$  существенно зависит от отношения  $V/W = \theta$ .

С позиций здравого смысла ясно, что, чем больше величина  $\theta$ , тем меньшую роль играет степень первоначальной обученности сети, т.е. обучение необходимо прекращать, в случае, если  $F_T[n]$  становится больше  $F_L[n]$ . Однако, исследования ИНС различной топологии, построенных на независимом наборе образов  $X^*$  показали, что точность распознава-

ния зависит от соотношения  $F_L[n]$  и  $F_T[n]$  более сложным образом. В результате была предложена эмпирическая зависимость  $F_L[n]$  и  $F_T[n]$ , которая выступает как критерий оптимальности в схеме параллельного обучения и тестирования.

Критерий имеет следующий вид:

$$\frac{F_T[n]}{F_L[n]} > \frac{p}{n}(1 + \theta)$$

где  $p$  — количество связей в промежуточных слоях ИНС;  $n$  — количество промежуточных узлов.

Для простой однослойной сети (при использовании, например, радиально-базисных функций) в случае разделимости обучающих образов, критерием прекращения обучения будет выполнение условия:  $F_L[n] > F_T[n]$ .

### Заключение

В проведенных компьютерных экспериментах исследовались три класса явлений. Каждый класс был представлен различным числом образов (7–10 реализаций). В соответствии с описанным ранее алгоритмом с использованием open source ресурсов библиотеки anaconda был разработан программный модуль последовательной селекции нейросетевых структур. Анализ ИНС с целью определения оптимальной осуществлялся на различных комбинациях обучающих и тестовых наборов. В ходе вычислительных экспериментов исследовались ИНС структуры вида:  $N(i_5, h_{p1}^1, h_{p2}^2, o_5)$ , а  $p_1$  и  $p_2$  изменялись в диапазоне (5÷10).

В результате для каждого класса были выбраны ИНС:  $N_1(i_5, h_3^1, h_2^2, o_5)$ ,  $N_2(i_5, h_3, h_3, o_5)$ ,  $N_3(i_5, h_5^1, h_5^2, o_5)$ , наиболее подходящие для решения задач распознавания и прогнозирования. При решении задачи оперативного распознавания явлений ошибки в процентах составили:  $S_1$  — 2,4%,  $S_2$  — 7,2%,  $S_3$  — 8,3%.

При использовании построенных моделей для прогноза на интервале тестирования = 120 мин,  $\Delta t = 3$ , средняя

ошибка прогноза по всем явлениям составила  $S_{Se} = 5,1\%$ , что является приемлемым, не только для имитационного моделирования исследуемых процессов и явлений, но и для практики прогнозирования в реальных условиях.

Таким образом, проведенные исследования показали, что:

1. процесс формирования образов является неформальной задачей, а результаты распознавания существенно зависят от конкретных горно-геологических условий и используемых индикаторов;

2. метод решения задачи распознавания на базе ИНС обратного распространения должен включать две основные процедуры: — препроцессинговые операции, заключающиеся в обработке траекторий индикаторов, с целью формирования набора обучающих образов; — селекция нейросетевых структур по критериям скорости и точности обучения;

3. при любой скорости обучения наблюдается определенная зависимость между погрешностью обучения и точностью распознавания. Она имеет противоречивый характер и зависит, как от структуры пространства обучения, так и от топологии сети;

4. разработанный алгоритм с параллельным тестированием и обучением в условиях известных структуры и характеристик пространства обучения, является работоспособным и позволяет решать поставленные задачи;

5. основным, но ожидаемым (в связи со структурой и механизмом обучения) недостатком построенных на основе разработанного алгоритма ИНС является невозможность их адаптивной подстройки в случае проявления неприемлемых ошибок распознавания (>10%);

6. указанный недостаток может быть устранен при отладке и настройке программного модуля в системе мониторинга шахты MaoXe за счет определения периода обновления моделей распознавания.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Абакумова Е. В.* Прогнозирование метанообильности выработанного пространства в условиях неравномерности обрушений массива кровли // *Науковий висник НГУ.* — 2007. — № 8. — С. 13–17.
2. *Буй Вьет Хынг, Ковалев О. В.* Определение необходимости дегазации метана в шахте Хечам во Вьетнаме / *Труды 11-ой международной научно-практической конференции.* Воркута, 11–12 апреля 2013 г. — Воркута, 2013. — С. 275–278.
3. *Буй Вьет Хынг, Такениро Исей.* Некоторые сходства между несчастными случаями взрывом метана, которые произошли в последнее время в угольных пластах // *Горные науки и технологии.* — 2006. — № 4. — С. 13–14.
4. *Денисенко В. П., Верба Р. В., Абакумова Е. В.* Выбор структуры нейросети для прогнозирования концентрации метана в горных выработках угольных шахт // *Науковий висник НГУ.* — 2008. — № 10. — С. 15–20.
5. *Дак Фунг Мань, Нгуен Ань Туан, Дао Хонг Куанг.* Устойчивое развитие во Вьетнаме подземной шахтной добычи / *Горное дело в интересах устойчивого развития.* — Халонг, Вьетнам, 2010.
6. *Иванов Ю. А.* Математическая модель и методы экстраполяции изменения содержания метана на выемочных участках / *Форум горняков.* Т. 1. — Днепропетровськ, 2007. — С. 92–100.
7. *Алёшин С. П.* Интеллектуальные технологии поддержки принятия решений управления сложными социотехническими системами. — диссертация, докт. техн. наук. — Полтава — 2015.
8. *Промышленная безопасность предприятий минерально-сырьевого комплекса в XXI веке.* — 2015. — С. 39–46.
9. Решение 983/ҚД-ВСТ. Министерство Промышленности и Торговли Вьетнама. — 2012.
10. Стандарт Вьетнама QCVN 01:2011/ ВСТ. — 2011.
11. *Puchkov L. A., Temkin I. O.* Mining Ventilation: Expert System Based operative control. *Proceedings of 23 APCOM Symposium, TUCSON, USA, 1992, pp. 927–939.*
12. *Temkin I. O., Kubrin S. S., Kulyanitsa A. L. D. A.* Application of intellectual system for robotic coal plough machine control / *miner's week* — 2015. *Reports of the XXIII international scientific symposium.*
13. *Taifa Zhang, Yajiang Zhang and Lihua Mu.* Forecasting Rock Burst in Coal Mines Based on Neural Network. *The Open Fuels & Energy Science Journal, 2015, 8, pp. 224–228.*
14. <http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/back-propagation.html> **ПИАБ**

## КОРОТКО ОБ АВТОРАХ

*Темкин Игорь Олегович*<sup>1</sup> — доктор технических наук, профессор, зав. кафедрой, e-mail: igortemkin@yandex.ru,

*До Чи Тхань*<sup>1</sup> — аспирант, e-mail: cthanhtdh@gmail.com,

*Агабубаев Аслан*<sup>1</sup> — магистрант, инженер, e-mail: agabubaev@yandex.ru,

<sup>1</sup> НИТУ «МИСиС».

---

ISSN 0236-1493. Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'. 2017. No. 8, pp. 142–151.

UDC 622.2

**I.O. Temkin, Do Chi Thanh, A. Agabubaev**

## **ENHANCEMENT OF SAFETY IN VEITNAM MINES WITH HIGH METHANE CONTENT USING MODELS OF PREDICTION ANALYTICS**

This article deals with the problems of using modern information technologies to improve the safety of mining operations in methane-mining mines in Vietnam. To analyze and forecast the development of complex gas-dynamic processes, depending on a variety of heterogeneous factors, it is suggested to use complex platform solutions. Details of the application of the most effective tool

for predictive analytics of artificial neural networks for solving such problems as recognition of pre-emergency situations and forecasting changes in methane concentration at different points of the methane are considered in detail. On the real monitoring data of the MaoKe mine, a classification was made and several groups of processes and phenomena were identified that caused fluctuations in the ventilation network of the mine. An algorithm is developed for constructing an optimal ANN for each class, which provides an acceptable accuracy of recognition of mining and technological phenomena and processes with a limited number of training sets. The results are discussed and further steps to configure the software module for use in the monitoring system of the MaoHe mine.

Key words: artificial neural network (ANN), common problems related to methane in the mines of Vietnam, algorithm of back propagation of error, Simulation of artificial neural networks.

DOI: 10.25018/0236-1493-2017-8-0-142-151

## AUTHORS

Temkin I.O.<sup>1</sup>, Doctor of Technical Sciences, Professor,  
Head of Chair, e-mail: igortemkin@yandex.ru,

Do Chi Thanh<sup>1</sup>, Graduate Student,  
e-mail: cthanhtdh@gmail.com,

Agabubaev Aslan<sup>1</sup>, Master's Degree Student,  
Engineer, e-mail: agabubaev@yandex.ru,

<sup>1</sup> National University of Science and Technology «MISiS»,  
119049, Moscow, Russia.

## ACKNOWLEDGEMENTS

The study was carried out at the expense of a grant from the Russian Science Foundation (project No. 17-11-01353).

## REFERENCES

1. Abakumova E. V. *Naukoviy visnik NGU*. 2007, no 8, pp. 13–17.
2. Bui Viet Heng, Kovalev O. V. *Trudy 11-oy mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii. Vorkuta, 11–12 aprelya 2013 g.* (Proceedings of the 11th International Scientific and Practical Conference. Vorkuta, April 11–12, 2013), Vorkuta, 2013, pp. 275–278.
3. Bui Viet Heng, Takeniro Isay. *Gornye nauki i tekhnologii*. 2006, no 4, pp. 13–14.
4. Denisenko V. P., Verba R. V., Abakumova E. V. *Naukoviy visnik NGU*. 2008, no 10, pp. 15–20.
5. Duck Fung Manh, Nguyen Anh Tuan, Tao Hong Quang. *Gornoe delo v interesakh ustoychivogo razvitiya* (Горное дело в интересах устойчивого развития), Khalong, V'etnam, 2010.
6. Ivanov Yu. A. *Forum girnikiv. T. 1* (Форум горников, vol. 1), Dnipropetrovs'k, 2007, pp. 92–100.
7. Aleshin S. P. *Intellektual'nye tekhnologii podderzhki prinyatiya resheniy upravleniya slozhnymi sotsiotekhnicheskimi sistemami* (Intellectual decision support technologies for managing complex socio-technical systems), Doctor's thesis, Poltava, 2015.
8. *Promyshlennaya bezopasnost' predpriyatij mineral'no-syr'evogo kompleksa v XXI veke* (Industrial safety of enterprises of the mineral and raw materials complex in the 21st century. 2015, pp. 39–46.
9. *Reshenie 983/QĐ-BCT. Ministerstvo Promyshlennosti i Torgovli V'etnama* (Decision 983 / QĐ-BCT. Ministry of Industry and Trade of Vietnam), 2012.
10. *Standart V'etnama QCVN 01:2011/ BCT* (Vietnamese Standard QCVN 01: 2011 / BCT), 2011.
11. Puchkov L. A., Temkin I. O. Mining Ventilation: Expert System Based operative control. Proceedings of 23 APCOM Symposium, TUCSON, USA, 1992, pp. 927–939.
12. Temkin I. O., Kubrin S. S., Kulyanitsa A. L. Д. А. Application of intellectual system for robotic coal plough machine control / miner's week 2015. Reports of the XXIII international scientific symposium.
13. Taifa Zhang, Yajiang Zhang and Lihua Mu. Forecasting Rock Burst in Coal Mines Based on Neural Network. The Open Fuels & Energy Science Journal, 2015, 8, pp. 224–228.
14. <http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/back-propagation.html>

