

Ю.Л. Дикова<sup>1</sup>, Е.Е. Федоров<sup>2</sup><sup>1</sup>ДонНТУ, г. Красноармейск, juli.dikova@gmail.com<sup>2</sup>ДонНТУ, г. Красноармейск, fedorovee75@mail.ru

## РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОГО СПОСОБА ДИАГНОСТИКИ ШАХТНОГО ОБОРУДОВАНИЯ

В данной научной статье предложен нейросетевой способ комплексной диагностики горно-шахтного оборудования. В основу способа положена модель нечеткой нейронной сети. На этапе фазсификации модели рассмотрены логистические функции принадлежности для нормального и аварийных режимов работы и функция принадлежности Гаусса для предаварийного режима работы. Проведено исследование параметров функций. Адаптация параметров модели была проведена на основе генетического алгоритма. Критерием эффективности предложенной модели является ее адекватность. Для численного исследования предложенного способа были использованы данные, полученные с датчиков измерения температуры и вибрации.

КОМПЛЕКСНАЯ ДИАГНОСТИКА, НЕЧЕТКАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ, ФУНКЦИИ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ, ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ, АДАПТАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ

### Введение

**Постановка проблемы.** Основой для эффективной эксплуатации горно-шахтного оборудования (ГШО) и механизмов является своевременная обработка информации о техническом состоянии контролируемых объектов. На многих шахтах в эксплуатации находятся системы обеспечения комплексной безопасности, которые позволяют индексировать текущие значения физических параметров с помощью различных датчиков, таких как датчик тока, датчик температуры, датчик давления, датчик вибрации радиального или продольного смещения и т.д. [1]. Основным контролируемым объектами являются главные и местные вентиляторы проветривания, забойные и магистральные конвейеры, проходческие и добычные комбайны, насосные установки. На основе показателей датчиков предоставляется информация о состоянии объекта с использованием трёх типов сигналов (нормальная работа, предаварийное состояние, аварийное состояние). Однако поступающая информация обрабатывается и анализируется по каждому датчику в отдельности, что позволяет выявить наличие дефекта только по одному признаку.

**Анализ исследований.** На сегодняшний день в существующих компьютерных системах [2] применяется визуально-измерительный способ диагностики состояния ГШО, основанный на показаниях датчиков температуры, давления, вибрации и т.д., однако данный способ не дает возможности получить комплексную оценку.

**Цели и задачи исследования.** Цель — разработка способа комплексной диагностики шахтного оборудования с применением нечеткой логики.

Для достижения цели были поставлены и решены следующие задачи:

- формирование нечетких правил, на основе которых конструируется модель;
- создание структуры модели;
- разработка процедуры оценки по модели;

- выбор критерия качества для обучения модели;

- адаптация параметров модели.

В данной работе предлагается способ диагностики, сочетающий в себе анализ нескольких показателей, что позволит существенно повысить вероятность распознавания неисправности ГШО или отдельных узлов. В основу рассматриваемого способа заложен метод искусственного интеллекта, а именно — нейросетевой подход [3], получивший широкое распространение для решения задач любой отрасли.

### 1. Результаты разработки и исследований

**Формирование нечетких правил.** Правила, используемые при построении модели нечеткой нейросети, имеют вид:

ПРАВИЛО  $k$  :

ЕСЛИ условие  $k$  ТО заключение  $k$  ( $F^k$ )

где  $k$  — номер правила;  $F^k$  — коэффициент определенности, коэффициент уверенности или весовой коэффициент нечеткого правила (принимает значение из интервала  $[0, 1]$ ),  $k \in \overline{1, r}$ ; *условие  $k$*  — это совокупность подусловий вида:  $\tilde{x}_1$  есть  $\tilde{\alpha}_1^k$  И... И  $\tilde{x}_n$  есть  $\tilde{\alpha}_n^k$ ; *заключение  $k$*  — это заключение вида  $\tilde{y}$  есть  $\tilde{\beta}^k$ ;  $\tilde{x}_i$  — имя входной лингвистической переменной, соответствующей показателю эффективности,  $i \in \overline{1, n}$ ;  $\tilde{y}$  — имя выходной лингвистической переменной, соответствующей комплексной эффективности;  $\tilde{\alpha}_i^k$  — качественное значение переменной  $\tilde{x}_i$ ,  $i \in \overline{1, n}$ ;  $\tilde{\beta}^k$  — качественное значение переменной  $\tilde{y}$ ,  $k \in \overline{1, r}$ .

Например, для наиболее важных показателей оценки состояния контролируемого объекта — виброскорость и температура нагрева — нечеткие правила представлены в виде табл. 1.

Для рассматриваемых показателей состояния объекта в качестве входных переменных выбраны показатели виброскорости и температуры нагрева,

которые связаны с качественными оценками «малая», «средняя», «большая», и «низкая», «средняя», «высокая» соответственно.

**Таблица 1**

Нечеткие правила

$k$ (номер правила)	$\tilde{x}_1$ (виброскорость)	$\tilde{x}_2$ (температура нагрева)	$\tilde{y}$ (комплексная оценка состояния)	$F$ (весовой коэффициент правила)
1	$\tilde{\alpha}_1^1 =$ «малая»	$\tilde{\alpha}_2^1 =$ «низкая»	$\tilde{\beta}^1 =$ «эксплуатация без ограничения сроков»	$F^1 = 0.15$
2	$\tilde{\alpha}_1^2 =$ «малая»	$\tilde{\alpha}_2^2 =$ «средняя»	$\tilde{\beta}^2 =$ «эксплуатация без ограничения сроков»	$F^2 = 0.10$
3	$\tilde{\alpha}_1^3 =$ «средняя»	$\tilde{\alpha}_2^3 =$ «низкая»	$\tilde{\beta}^3 =$ «эксплуатация без ограничения сроков»	$F^3 = 0.10$
4	$\tilde{\alpha}_1^4 =$ «малая»	$\tilde{\alpha}_2^4 =$ «высокая»	$\tilde{\beta}^4 =$ «эксплуатация с ограниченным сроком»	$F^4 = 0.10$
5	$\tilde{\alpha}_1^5 =$ «средняя»	$\tilde{\alpha}_2^5 =$ «средняя»	$\tilde{\beta}^5 =$ «эксплуатация с ограниченным сроком»	$F^5 = 0.10$
6	$\tilde{\alpha}_1^6 =$ «большая»	$\tilde{\alpha}_2^6 =$ «низкая»	$\tilde{\beta}^6 =$ «эксплуатация с ограниченным сроком»	$F^6 = 0.10$
7	$\tilde{\alpha}_1^7 =$ «средняя»	$\tilde{\alpha}_2^7 =$ «высокая»	$\tilde{\beta}^7 =$ «не пригоден для эксплуатации»	$F^7 = 0.10$
8	$\tilde{\alpha}_1^8 =$ «большая»	$\tilde{\alpha}_2^8 =$ «средняя»	$\tilde{\beta}^8 =$ «не пригоден для эксплуатации»	$F^8 = 0.10$
9	$\tilde{\alpha}_1^9 =$ «большая»	$\tilde{\alpha}_2^9 =$ «высокая»	$\tilde{\beta}^9 =$ «не пригоден для эксплуатации»	$F^9 = 0.15$

В качестве выходных переменных выбраны такие качественные оценки комплексной оценки состояния как «эксплуатация без ограничения сроков», «эксплуатация с ограниченным сроком», «не пригоден для эксплуатации», которые соответствуют трём режимам работы УТАС (нормальная работа, предаварийное состояние, аварийное состояние).

*Создание структуры модели.* В статье предложена модель четырехслойной нечеткой нейронной сети, которая создается на основе нечетких правил.

Модель нечеткой нейросети для оценки состояния шахтного оборудования формируется по следующему принципу:

– входной (нулевой) слой содержит нейроны, которые соответствуют диагностическим признакам, количество нейронов  $N^{(0)} = n$  ;

– первый слой реализует фаззификацию, а его нейроны соответствуют качественным значениям диагностических признаков, количество нейронов  $N^{(1)} = \sum_{i=1}^n n_i$ , где  $n_i$  – количество качественных значений для  $i$ -й входной лингвистической переменной;

– второй слой реализует агрегирование подусловий, а его нейроны соответствуют условиям, количество нейронов  $N^{(2)} = \prod_{i=1}^n n_i = r$ , где  $r$  – количество нечетких правил;

– третий слой реализует активизацию правил, а его нейроны соответствуют заключениям, количество нейронов  $N^{(3)} = \prod_{i=1}^n n_i = r$  ;

– четвертый (выходной) слой реализует агрегирование заключений, а его нейроны соответствуют качественным значениям комплексной оценки состояния, количество нейронов  $N^{(4)} = q$ , где  $q$  – количество качественных значений выходной лингвистической переменной.

Пример структуры модели нечеткой нейросети, основанной на девяти нечетких правилах из табл. 1, представлен на рис. 1.

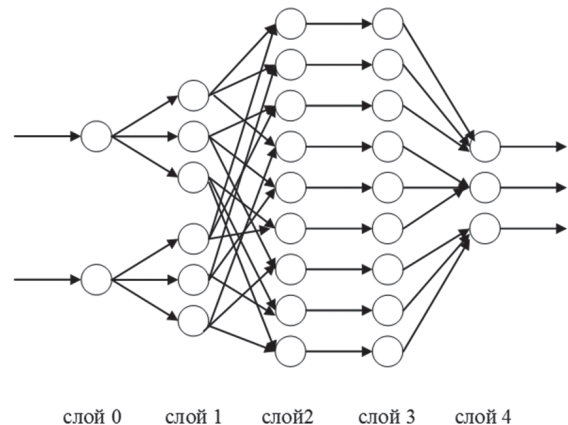


Рис. 1. Структура модели нечеткой нейросети

*Разработка процедуры анализа по модели.* Процедура анализа по модели включает 4 этапа:

- фаззификация;
- агрегирование подусловий;
- активизация заключений;
- агрегирование заключений.

*Фаззификация.* Фаззификация (введение нечеткости) представляет собой процедуру определения степени истинности подусловий нечетких правил. При этом считаем, что одно и то же подусловие может входить в условия нескольких нечетких правил.

Согласно входным и выходным качественным оценкам были установлены условные границы интервалов работы для ГШО класса 2 [4]. Каждому из

интервалов поставлена в соответствие определенная функция принадлежности. Первая функция принадлежности описывается следующим образом: на первом интервале, который соответствует эксплуатации ГШО без ограничения сроков, функция должна иметь примерно одинаковое значение. От точки конца первого интервала и до начала границы третьего интервала она должна убывать примерно до нуля.

Вид второй функции принадлежности для интервала, соответствующего эксплуатации ГШО с ограниченным сроком, определяется следующим образом: на середине второго интервала она должна стремиться к единице, а на границах интервала она должна стремиться к нулю.

Третья функция принадлежности определяется так: для интервала, соответствующего непригодной эксплуатации, функция должна иметь примерно одинаковое значение, а в точке окончания первого интервала ее значение должно стремиться к нулю.

В данной работе фаззификация выполняется в виде

$$y_s^{(1)} = \begin{cases} \frac{1}{1 + \exp^{-a_i x_i + b_i}}, & v = 1 \\ \exp\left(-\frac{(x_i - m_i)^2}{2(\sigma_i)^2}\right), & v = 2, \\ \frac{1}{1 + \exp^{-c_i x_i + d_i}}, & v = 3 \end{cases} \quad (1)$$

$$s \in \overline{1, N^{(1)}}, i \in \overline{1, N^{(0)}},$$

$$v = s - \sum_{z=1}^{i-1} n_z,$$

где  $m_i, \sigma_i$  – математическое ожидание и среднеквадратичное отклонение, связанные со вторым качественным значением входной лингвистической переменной  $\tilde{x}_i$ , и полученные эмпирическим путем,  $x_i$  –  $i$ -я входная четкая переменная,  $y_s^{(1)}$  – степень истинности  $s$ -го подусловия (степень истинности того, что количественному значению входной четкой переменной  $x_i$  соответствует  $v$ -е качественное значение входной лингвистической переменной  $\tilde{x}_i$ ).

Например, для наиболее важных диагностических признаков – виброскорость и температура нагрева – их качественные значения и связанные с

ними параметры  $a_i, b_i, m_i, \sigma_i, c_i, d_i$  представлены в виде табл. 2.

Согласно рассчитанным параметрам и сделанным предположениям относительно фаззификации функции принадлежности будут иметь вид, представленный на рис. 2, 3.

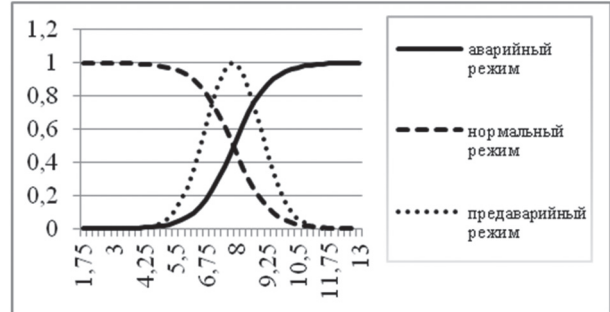


Рис. 2. Функции принадлежности показателя вибрации для трёх режимов работы

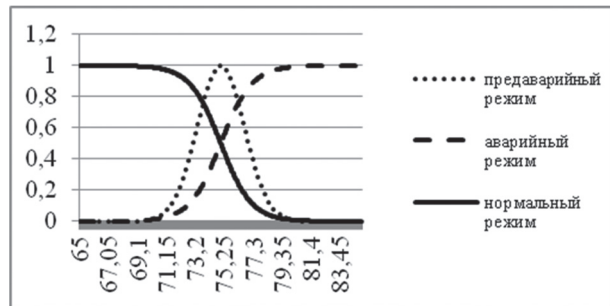


Рис. 3. Функции принадлежности показателя температуры для трёх режимов работы

**Агрегирование подусловий.** Агрегирование подусловий нечеткого правила представляет собой процедуру определения степени истинности условия путем объединения степеней истинности составляющих его подусловий

Для агрегирования подусловий в работе был выбран следующий способ:

$$y_k^{(2)} = f^{(2)}\left(\prod_{s=1}^{N^{(1)}} w_{sk}^{(2)} y_s^{(1)}\right) = \prod_{s=1}^{N^{(1)}} w_{sk}^{(2)} y_s^{(1)}, \quad k \in \overline{1, N^{(1)}}, \quad (2)$$

где  $w_{sk}^{(2)}$  – бинарный вес связи, который определяется структурой модели нечеткой нейросети;  $f^{(2)}$  – линейная функция активации второго слоя.

Например, в случае использования структуры модели нечеткой нейросети, представленной на рис. 1, веса связей второго слоя представлены в виде рис. 4.

Таблица 2

Качественные значения диагностических признаков и связанные с ними параметры

Качественные значения виброскорости и связанные с ней параметры			Качественные значения температуры нагрева и связанные с ней параметры		
«большая»	$a_1 = -1.37$	$b_1 = -10.37$	«высокая»	$a_2 = -0.921$	$b_2 = -69.08$
«средняя»	$m_1 = 7.85$	$\sigma_1 = 1.12$	«средняя»	$m_2 = 75$	$\sigma_2 = 1.67$
«малая»	$c_1 = 1.37$	$d_1 = 10.79$	«низкая»	$c_2 = 0.921$	$d_2 = 69.07$

$w_{11}^{(2)}=1$	$w_{21}^{(2)}=0$	$w_{31}^{(2)}=0$	$w_{41}^{(2)}=1$	$w_{51}^{(2)}=0$	$w_{61}^{(2)}=0$
$w_{12}^{(2)}=1$	$w_{22}^{(2)}=0$	$w_{32}^{(2)}=0$	$w_{42}^{(2)}=0$	$w_{52}^{(2)}=1$	$w_{62}^{(2)}=0$
$w_{13}^{(2)}=0$	$w_{23}^{(2)}=1$	$w_{33}^{(2)}=0$	$w_{43}^{(2)}=1$	$w_{53}^{(2)}=0$	$w_{63}^{(2)}=0$
$w_{14}^{(2)}=1$	$w_{24}^{(2)}=0$	$w_{34}^{(2)}=0$	$w_{44}^{(2)}=0$	$w_{54}^{(2)}=0$	$w_{64}^{(2)}=1$
$w_{15}^{(2)}=0$	$w_{25}^{(2)}=1$	$w_{35}^{(2)}=0$	$w_{45}^{(2)}=0$	$w_{55}^{(2)}=1$	$w_{65}^{(2)}=0$
$w_{16}^{(2)}=0$	$w_{26}^{(2)}=0$	$w_{36}^{(2)}=1$	$w_{46}^{(2)}=1$	$w_{56}^{(2)}=0$	$w_{66}^{(2)}=0$
$w_{17}^{(2)}=0$	$w_{27}^{(2)}=1$	$w_{37}^{(2)}=0$	$w_{47}^{(2)}=0$	$w_{57}^{(2)}=0$	$w_{67}^{(2)}=1$
$w_{18}^{(2)}=0$	$w_{28}^{(2)}=0$	$w_{38}^{(2)}=1$	$w_{48}^{(2)}=0$	$w_{58}^{(2)}=1$	$w_{68}^{(2)}=0$
$w_{19}^{(2)}=0$	$w_{29}^{(2)}=0$	$w_{39}^{(2)}=1$	$w_{49}^{(2)}=0$	$w_{59}^{(2)}=0$	$w_{69}^{(2)}=1$

Рис. 4. Веса связей второго слоя

**Активизация заключений.** В данной работе активизация заключения нечеткого правила представляет собой процедуру определения степени истинности заключения этого правила по степени истинности его условия и его весовому коэффициенту. Для активизации заключений в работе был выбран следующий способ:

$$y_k^{(3)} = f^{(3)}\left(w_{kk}^{(3)} y_k^{(2)}\right) = w_{kk}^{(3)} y_k^{(2)}, \quad k \in \overline{1, N^{(2)}}, \quad (3)$$

где  $w_{kk}^{(3)}$  – вес связи,  $w_{kk}^{(3)} = F^k$ ;  $f^{(3)}$  – линейная функция активации третьего слоя.

**Агрегирование заключений.** Агрегирование заключений нечетких правил представляет собой процедуру определения степени истинности итогового заключения путем объединения степени истинности одинаковых заключений.

Для агрегирования заключений в работе был выбран следующий способ

$$\begin{aligned} b_1 &= w_{1j}^{(4)} y_1^{(3)}, b_2 = w_{2j}^{(4)} y_2^{(3)} + b_1 - w_{2j}^{(4)} y_2^{(3)} b_1, \dots, \\ b_k &= w_{kj}^{(4)} y_k^{(3)} + b_{k-1} - w_{kj}^{(4)} y_k^{(3)} b_{k-1}, \dots, \\ b_{N^{(3)}} &= w_{N^{(3)}j}^{(4)} y_{N^{(3)}}^{(3)} + b_{N^{(3)}-1} - w_{N^{(3)}j}^{(4)} y_{N^{(3)}}^{(3)} b_{N^{(3)}-1} \\ y_j &= f^{(4)}\left(b_{N^{(3)}}\right) = b_{N^{(3)}}, \quad j \in \overline{1, N^{(4)}}, \end{aligned} \quad (4)$$

где  $w_{kj}^{(4)}$  – бинарный вес связи, который определяется структурой модели нечеткой нейросети;  $f^{(4)}$  – линейная функция активации четвертого слоя.

Например, в случае использования структуры модели нечеткой нейросети, представленной на рис. 1, веса связей четвертого слоя представлены в виде рис. 5.

$w_{11}^{(4)}=1$	$w_{12}^{(4)}=0$	$w_{13}^{(4)}=0$
$w_{21}^{(4)}=1$	$w_{22}^{(4)}=0$	$w_{23}^{(4)}=0$
$w_{31}^{(4)}=1$	$w_{32}^{(4)}=0$	$w_{33}^{(4)}=0$
$w_{41}^{(4)}=0$	$w_{42}^{(4)}=1$	$w_{43}^{(4)}=0$
$w_{51}^{(4)}=0$	$w_{52}^{(4)}=1$	$w_{53}^{(4)}=0$
$w_{61}^{(4)}=0$	$w_{62}^{(4)}=1$	$w_{63}^{(4)}=0$
$w_{71}^{(4)}=0$	$w_{72}^{(4)}=0$	$w_{73}^{(4)}=1$
$w_{81}^{(4)}=0$	$w_{82}^{(4)}=0$	$w_{83}^{(4)}=1$
$w_{91}^{(4)}=0$	$w_{92}^{(4)}=0$	$w_{93}^{(4)}=1$

Рис. 5. Веса связей четвертого слоя

## 2. Выбор критерия качества для обучения модели

В работе для обучения модели выбран критерий адекватности модели, который означает выбор таких значений параметров  $a_i, b_i, m_i, \sigma_i, c_i, d_i$  которые доставляют минимум среднеквадратичной ошибки (разности выхода по модели и желаемого выхода)

$$F = \frac{1}{P} \frac{1}{q} \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^q (y_{pj} - d_{pj})^2 \rightarrow \min_{a_i, b_i, m_i, \sigma_i, c_i, d_i}, \quad (5)$$

где  $P$  – количество тестовых реализаций;  $y_p = (y_{p1}, \dots, y_{pq})$  – оценка состояния, полученная по модели;  $d_p = (d_{p1}, \dots, d_{pq})$  – желаемая оценка состояния.

## 3. Адаптация параметров модели оценки состояния шахтного оборудования

Применение градиентных способов обучения к нечетким нейросетям затруднительно. Отсюда возникает задача разработки новых метаэвристических способов адаптации [5]. Чаще всего в качестве метаэвристического метода выбирают генетический алгоритм. В качестве особи используется вектор, содержащий параметры  $a_i, b_i, m_i, \sigma_i, c_i, d_i$  а в качестве фитнес-функции используется критерий (5).

Например, для наиболее важных показателей эффективности – коэффициент использования процессора и доля отказов в обслуживании пакетов – на основе табл. 2 особь будет представлена в виде

$$h = (a_1, b_1, m_1, \sigma_1, c_1, d_1, a_2, b_2, m_2, \sigma_2, c_2, d_2).$$

## 4. Численное исследование способа оценки состояния

Для численного исследования процедуры обучения на основе генетического алгоритма в работе было использовались три типа (табл. 3) [6, 7]. Первый тип исследует все пространство поиска и не является направленным. Для этого типа возможна потеря лучших решений. Он требует значительного времени поиска. Второй тип является направленным. Для этого типа возможно попадание в локальный оптимум. Третий тип является комбинированным, т.е. совмещает направленность поиска с исследованием всего пространства поиска.

Результаты численного исследования способов анализа с объемом выборки 22000 (показания с датчиков снимались каждые 10 секунд) представлены в табл. 4, при этом для адаптации параметров модели использовались генетические алгоритмы трех типов. Согласно табл. 4, использование алгоритма типа 3 является наиболее эффективным для проведения анализа.

Таблица 3

Структура генетических алгоритмов трех типов

Операторы генетических алгоритмов	Типы генетических алгоритмов		
	Тип 1	Тип 2	Тип 3
Репродукция	равновероятный отбор	линейно упорядоченный отбор	комбинация равновероятного и линейно упорядоченного отбора
Кроссинговер	равновероятный, отбор особей – скрещивание лучших особей с худшими	равновероятный, отбор особей – скрещивание лучших особей с лучшими	равновероятный, отбор особей – комбинация скрещиваний лучших особей с худшими и лучших особей с лучшими
Мутация	однородная с высокой вероятностью	однородная с низкой вероятностью	неоднородная
Редукция	равновероятная схема	селекционная схема	комбинация равновероятной и селекционной схем

Таблица 4

Результаты численного исследования типов генетического алгоритмов, используемых при оценке состояния, по двум критериям

Оценка скорости обучения (количества итераций) для генетического алгоритма			Оценка адекватности (средне-квадратичной ошибки) для генетического алгоритма		
тип 1	тип 2	тип 3	тип 1	тип 2	тип 3
160	130	110	0.04	0.04	0.01

### Выводы

Для комплексной диагностики шахтного оборудования разработана модель нечеткой нейросети. Адаптация параметров модели производится посредством генетического алгоритма.

Проведено численное исследование, которое позволило определить, что предложенный способ диагностики является эффективным, а предложенная модель является адекватной.

Созданные в данной статье способ и модель позволяют ставить и решать задачи диагностики шахтного оборудования.

Созданная модель является универсальной и расширяемой для любого необходимого количества параметров диагностики ГШО.

Рассмотренный способ упрощает общение между человеком и компьютерной системой за счет использования качественных значений диагностических признаков.

**Список литературы:** 1. *Вовна А.В.* Компьютеризированная информационно-измерительная система контроля концентрации метана в угольных шахтах: дис. ... кандидата

технических наук: 05.13.05 – компьютерные системы и компоненты / Вовна Александр Владимирович. – Донецк, 2009. – 200 с. 2. *Соломичев Р.И.* Микропроцессорная информационно-измерительная система контроля концентрации пыли в атмосфере угольных шахт: дис. ... кандидата технических наук: 05.13.05 – компьютерные системы и компоненты / Соломичев Роман Игоревич. – Красноармейск, 2014. – 232 с. 3. *Е.В. Мантула.* Прогнозирующая нейронная сеть с переменной структурой для контроля показателей загрязнения окружающей среды: ХНУРЭ, Бионика интеллекта. 2013. № 1 (80). С. 112–116. 4. *Федоров Е. Е.* Методики интеллектуальной диагностики: монография / Е. Е. Федоров; Донец. акад. автомоб. трансп. – Донецк : Ноулидж, 2010. – 303 с. 5. *Luke S.* Essentials of Metaheuristics / S. Luke. – Second edition, Online version 2.1, 2014. – p. 253. 6. *Д. Рутковская.* Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с. 7. *Скобцов Ю.А.* Метаэвристики: монография / Ю.А. Скобцов, Е. Е. Федоров; – Донецк : Ноулидж, 2013. – 426 с.

*Поступила в редколлегию 16.02.2015*

УДК 004.032.26

**Розробка нейромережевого способу діагностики шахтного обладнання** / Ю.Л. Дікова, Є.Є. Федоров // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2015. – № 1 (84). – С. 80–84.

Стаття присвячена актуальній проблемі комплексної діагностики шахтного устаткування та технологічних комплексів. В основу запропонованого способу покладений нейромережевий підхід з використанням нечіткої логіки та метаевристик. Детально описані задачі, що необхідно вирішити для створення способу, а саме: формування нечітких правил, на основі яких конструюється модель; створення структури моделі; розробка процедури оцінки по моделі; вибір критерію якості для навчання моделі; адаптація параметрів моделі. Авторами наводяться результати чисельного дослідження описаного способу діагностики, що підтверджують його ефективність.

Табл. 4. Іл. 5. Бібліогр.: 7 найм.

UDK 004.032.26

**Development of neural network method of diagnosing mine equipment** / Y.L. Dikova and E.E. Fedorov // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. – 2015. – №1 (84). – P. 80–84.

The article is devoted to the actual problem of complex diagnostics of mining equipment and technological complexes. The basis of the method is a neural network approach that uses fuzzy logic and metaheuristics. The tasks that need to be addressed to provide a method are described in article in detail. This are: the formation of fuzzy rules that are the base for the model construction; the creation of the model structure; development of assessment procedures on the model; choice of quality criterion for model training; adaptation of the model parameters. In conclusion, the authors present the results of a numerical research of the described method of diagnosis, which confirm that the efficiency.

Tab. 4. Fig. 5. Ref.: 7 items.