

округленными до 16-ти двоичных разрядов. Вычисления производятся в соответствии со схемой звена 2-го порядка, представленного на рисунке 3.

Для минимизации ошибки при реализации рекурсивных фильтров используется арифметика с удвоенной точностью для вычисления и запоминания значений $d(n)$. Перед преобразованием полосы с помощью фильтра нижних частот выходное значение восстанавливающего фильтра умножается на масштабный множитель декодера. ФНЧ реализован как КИХ с длиной передаточной характеристики 19 по методу наименьшей квадратичной ошибки с пульсациями в полосе 0.1 Дб и подавлением вне полосы -40 Дб. Коэффициенты рассчитаны с помощью программных средств MATLAB на частоте дискретизации 32 кГц и округлены с точностью до 16-ти двоичных разрядов. Реализация вычислений для 19-отводного БИХ фильтра нижних частот выполняется как:

$$y(n) = \sum_{l=0}^{18} h(l)x(n-l) \quad (10)$$

После децимации на выходе ФНЧ темп понижается до 8 кГц и выполняется операция сжатия до 8-ми разрядов при преобразовании в ИКМ формат.

Аппаратно преобразования ИКМ – АДМ и АДМ – ИКМ реализованы с помощью сигнального процессора TMS320VC206 (2-х канала) и сигнального процессора TMS320VC5502 (16 каналов). Модуль преобразователей содержит 16 сигнальных процессоров и обеспечивает один поток ИКМ-30 на TMS320VC206 и 8 потоков ИКМ-30 на TMS320VC5502.

Этот алгоритм, реализованный с помощью программируемых логических интегральных схем (ПЛИС) Xilinx (Spartan-3E) отображает поведение комплексных структур, которые требуют параллелизм в обработке сигналов при преобразовании речи. Получены положительные результаты и преимущество в вычислениях по сравнению с другими аппаратными реализациями, что может быть предметом для дальнейших исследований. Реализация алгоритмов транскодирования на ПЛИС Xilinx отдельно для прямого и обратного преобразований обеспечивает работу 8-ми каналов преобразования.

Список литературы

1. Беляк В.Б. Цифровой телефонный аппарат системы. С-32. Электросвязь / В.Б. Беляк, 1996, №1, с. 36 – 37.
2. КНД 45-203-2002. Апарати телефонні цифрові для електронної автоматичної телефонної станції системи С-32. Загальні технічні вимоги.
3. Рабинер Л. Теория и применение цифровой обработки сигналов / Л. Рабинер, Б. Голд. – М.: Мир, 1978. – 878 с.

Рекомендовано до друку: д-ром техн. наук, проф. Корсунюм В.І.

УДК 681.3:004.8:622.867

В.В. Слесарев, д-р. техн. наук, А.В. Миргородский
(Украина, Днепропетровск, ГВУЗ «Национальный горный университет»)

ИДЕНТИФИКАЦИЯ НЕЧЁТКИХ СИСТЕМ УПРАВЛЯЕМОСТИ РАСХОДАМИ ВОЗДУХА В ПОДЗЕМНЫХ ВЫРАБОТКАХ ШАХТ

Введение

Главной особенностью управления вентиляционными системами шахт и тем более при ликвидации аварий, является то, что решения по управлению и их отработка на объекте должны реализовываться оперативно и точно. Задержка и тем более ошибочное определение управляющих воздействий в аварийной ситуации может привести к нежелательным последствиям, ведущим к большим материальным потерям. Поэтому задача выбора режима работы вентиляторов главного проветривания, при возникновении подземных пожаров, является актуальной и в настоящее время. Практическая ценность этой разработки заключается в том, что использование принципов искусственного интеллекта для принятия решений при управлении вентиляционными системами шахт в аварийной обстановке позволяет оперативно определять и реализовывать эффективные режимы работы вентиляторов. Предварительно оценивать возможные варианты аварийных вентиляционных режимов, повышая при этом оперативность и точность принимаемых решений. [1].

Формулировка цели и задачи исследования

Необходимо построить базу знаний системы управления аварийным проветриванием горных выработок шахт. При этом применить логико-лингвистическое моделирование этих процессов и разработать методы идентификации нечётких неявных закономерностей между входными и выходными параметрами объекта управления.

Изложение основного материала исследований

При ограниченной информации о состоянии объекта необходимые управляющие воздействия определяются на основании имитации аварийных процессов, на сетевых моделях вентиляционных систем шахт в сочетании с оперативной информацией о параметрах управления. В настоящее время для этих целей необоснованно мало используют информацию на качественном уровне – в виде текстовых структур на русском языке. Как показали исследования [2,3], обработка и целенаправленное преобразование таких лингвистических структур, позволяет быстро и точно определять необходимые управляющие воздействия. В настоящей же работе представление информации в базах данных и знаний строится на базе лингвистических структур.

Структура об исследуемом процессе представляется в виде следующей системы логико-лингвистических уравнений:

$$\left\{ \begin{array}{l}
 IF(z_i.R \frac{Z_i^{(1)}}{\text{var}[0 < \mu_i \leq 1]})(H,ИПН)(z_i.R \frac{Z_i^{(2)}}{\text{var}[0 < \mu_i \leq 1]})(H,ИПН) \dots (H,ИПН)(z_i.R \frac{Z_i^{(n)}}{\text{var}[0 < \mu_i \leq 1]}) THEN q = q_n + \sum_{j=1}^n q_j z_j; \\
 IF(z_i.R \frac{Z_i^{(1)}}{\text{var}[0 < \mu_i \leq 1]})(H,ИПН)(z_i.R \frac{Z_i^{(2)}}{\text{var}[0 < \mu_i \leq 1]})(H,ИПН) \dots (H,ИПН)(z_i.R \frac{Z_i^{(n)}}{\text{var}[0 < \mu_i \leq 1]}) THEN q = q_n + \sum_{j=1}^n q_j z_j; \\
 \dots \\
 IF(z_i.R \frac{Z_i^{(1)}}{\text{var}[0 < \mu_i \leq 1]})(H,ИПН)(z_i.R \frac{Z_i^{(2)}}{\text{var}[0 < \mu_i \leq 1]})(H,ИПН) \dots (H,ИПН)(z_i.R \frac{Z_i^{(n)}}{\text{var}[0 < \mu_i \leq 1]}) THEN q = q_n + \sum_{j=1}^n q_j z_j.
 \end{array} \right. \quad (1)$$

где Z_i – состояния управляющих органов активных и пассивных регуляторов; q - управляемый параметр (расход воздуха в горной выработке) $\dot{v} / \dot{v}_{\dot{v}0}$; $\mu_A(z_i)$ - представляет оператор, характеризующий принадлежность значения управляющего и управляемого параметра к заданному интервалу. Условие $IF(z_i.R \frac{Z_i^{(1)}}{\text{var}[0 < \mu_i \leq 1]})$ реализуется функцией нечёткости, которая представляется в сетях в форме алгебраического произведения обобщённой функции Гаусса отдельно для каждой переменной.

Все исследования проводились на сетевой модели ш. «Западно – Донбасская». Упрощённая сетевая модель вентиляционной системы этой шахты приведена на рисунке 1. Здесь указаны пассивные регуляторы №1, ..., №3 и активные регуляторы – вентиляторы главного проветривания H_1 и H_2 . Для идентификации расходов воздуха в вентиляционной системе шахты используется нечёткая нейронная сеть модели TSK [4,5].

Нечеткая нейронная сеть модели TSK для моделирования управляемости расходами воздуха

Выходное значение многомерного процесса выбора управляющих воздействий в условиях неопределённости можно представить как выходной сигнал многомерного нелинейного процесса и параметров нечёткой системы в модели Магдами-Заде. В работе [5] отмечается, что эти выражения позволяют аппроксимировать с произвольной точностью любую нелинейную функцию многих переменных суммой нечётких функций одной переменной. Структура этих зависимостей такова, что позволяет идеально системно представлять их в виде равномерной многослойной нечёткой нейронной сети. В отличие от классических нечётких систем в них вместо непосредственного расчёта уровня активации конкретных правил вывода выполняется адаптивный подбор параметров функции приведения к нечёткости.

В данной работе функции нечёткой системы в модели Магдами-Заде включаются в структуру нечеткой нейронной сети, с помощью которой можно решать системы нечетких нелинейных систем для идентификации расходов воздуха. Структура нейронной сети такова, что включает в себя всю систему нечётких реляционных таблиц базы знаний системы принятия решений. При обучении такой нейронной сети происходит идентификация параметров базы знаний, которые затем могут быть использованы как совместно с нейронной сетью, так и отдельно от нее.

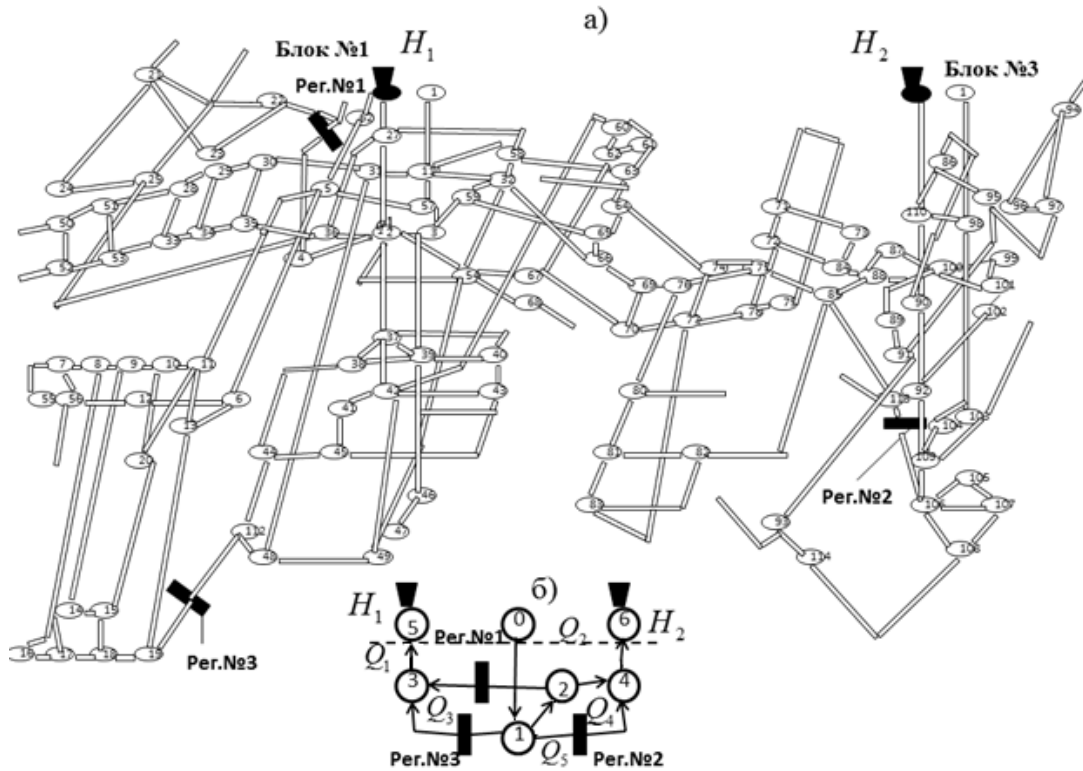


Рис. 1. Сетевые модели вентиляционной системы ш. «Западно – Донбасская»: а) - «полная» модель; б) – модель после эквивалентных преобразований

Описание нечеткой нейронной сети модели TSK

Структура нечеткой сети базы знаний о состоянии распределения расхода воздуха в упрощенной сети (рисунок 1) с двумя вентиляторами h_1 и h_2 будет состоять из девяти уравнений, и иметь на уровне лингвистических переменных следующий вид:

1. ЕСЛИ вентилятор h_1 работает в **нормальном режиме** И вентилятор h_2 работает в **нормальном режиме**, ТО значение расхода воздуха в выработке $Z_{i,j}$ равно $q_{(i,j)0}$.
2. ЕСЛИ вентилятор h_1 **остановлен** И вентилятор h_2 работает в **нормальном режиме**, ТО значение расхода воздуха в выработке $Z_{i,j}$ равно $q_{(i,j)2}$.
3. ЕСЛИ вентилятор h_1 работает в **нормальном режиме** И вентилятор h_2 **остановлен**, ТО значение расхода воздуха в выработке $Z_{i,j}$ равно $q_{(i,j)3}$.
-
9. ЕСЛИ вентилятор h_1 **остановлен** И вентилятор h_2 **остановлен**, ТО значение расхода воздуха в

выработке $Z_{i,j}$ равно $q_{(i,j)9}$.

Схему вывода в модели нечеткой нейронной сети для упрощенной вентиляционной системы (рисунок 1) при использовании M правил и N переменных $q_{(i,j)k=(1,...,9)}$ можно компактно представить в виде:

$$\left\{ \begin{array}{l}
 IF\left(\frac{h_1 - normal_regime}{var[0 < \mu_{11} \leq 1]}\right) AND\left(\frac{h_2 - normal_regime}{var[0 < \mu_{12} \leq 1]}\right), THEN = q_{(i,j)0} + \Delta q_{(i,j)0}; \\
 IF\left(\frac{h_1 - stop}{var[0 < \mu_{21} \leq 1]}\right) AND\left(\frac{h_2 - normal_regime}{var[0 < \mu_{22} \leq 1]}\right), THEN = q_{(i,j)2} + \Delta q_{(i,j)2}; \\
 ----- \\
 IF\left(\frac{h_1 - stop}{var[0 < \mu_{m1} \leq 1]}\right) AND\left(\frac{h_2 - stop}{var[0 < \mu_{m2} \leq 1]}\right), THEN = q_{(i,j)9} + \Delta q_{(i,j)9}.
 \end{array} \right. \quad (2)$$

Условие $IF(\frac{h_1 - normal_regime}{var[0 < \mu_{11} \leq 1]})$ реализуется функцией нечёткости, которая представляется обобщённой функцией Гаусса отдельно для каждого управляемого и управляющего параметра $Z_{i,j}$:

$$\mu_A(q_i) = 1 / \{1 + [(x_i - c_i) / \sigma_i]^{2b}\}, \quad (3)$$

где $\mu_A(q_i)$ - представляет оператор A_i . В нечётких сетях целесообразно задавать это условие в форме алгебраического произведения, из которой следует, что для k -го правила вывода

$$\mu_A^k(x) = \prod_{j=1}^N \{1 / [1 + ((x_i - c_j^{(k)}) \sigma_j^{(k)})^{2b_j^{(k)}} / \sigma_j^{(k)}]\}. \quad (4)$$

Присутствующие в этом выражении веса w_k интерпретируются как значимость компонентов $\mu_A^{(k)}(x)$. В этом случае нейронная сеть (НС) состоит из пяти слоёв:

Первый слой выполняет раздельное приведение к нечёткости каждой переменной $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$, определяя для каждого k -го правила вывода значение коэффициента принадлежности $\mu_A^{(k)}(x_i)$ в соответствии с применяемой функцией нечёткости (3). Это параметрический слой с параметрами $c_j^{(k)}, \sigma_j^{(k)}, b_j^{(k)}$, подлежащими адаптации в процессе обучения.

Второй слой выполняет агрегирование отдельных переменных, определяя результирующее значение коэффициента принадлежности для вектора q (уровень активации правила вывода) в соответствии с формулой (4). Этот слой непараметрический.

Третий слой представляет собой генератор функции TSK, рассчитывающий значения $y_k(x) = p_{k0} + \sum_{j=1}^N p_{kj} x_j$ [5]. В этом слое производится умножение сигналов $y_k(x)$ на значение w_k , которые сформированы в предыдущем слое. Это параметрический слой, в котором адаптации подлежат линейные веса p_{kj} (для $k = 1, 2, \dots, M$ и $j = 1, 2, \dots, N$). Они определяют функцию следствия TSK.

Четвёртый слой составляют два нейрона – сумматора, один из которых рассчитывает взвешенную сумму сигналов $y_k(x)$, а второй определяет сумму весов $\sum_{k=1}^M w_k$. Это непараметрический слой.

Пятый слой, состоящий из единственного нейрона, - это нормализующий слой, в котором веса подвергаются нормализации в соответствии с формулой (5). Выходной сигнал $y(q)$ определяется выражением, соответствующим зависимости: $y(x) = f(x) = f_1 / f_2$. Это также не параметрический слой.

Алгоритмы работы и обучения нечеткой нейронной сети

Нейронная сеть модели TSK реализуется в виде отдельного класса. В работе реализован интерфейс сохранения и восстановления параметров сети на диске с помощью специальных файлов базы знаний. Такая форма позволяет осуществлять гибкую настройку сети в отдельных приложениях, а также легкий обмен информации через базу знаний в рамках функций одного приложения, между приложениями, а также использовать нейронную сеть TSK в сетевых приложениях.

Алгоритм обучения нейронной сети TSK представим выборкой входных значений, $(X_i, d_i), i = 1, \dots, T$, где T количество примеров в выборке.

Начало алгоритма

Шаг 1. Инициализация множеств индексов $I_j^{(l)}$ порядковых номеров правил, в которые включена функция принадлежности $\mu_j^{(l)}$. Инициализация параметров $p_j^{(k)}, p_0^{(k)}, c_j^{(l)}, \sigma_j^{(l)}$, а также коэффициентов η_p, η_g .

Шаг 2. Если $\dot{A}_{\partial \partial \partial \partial \partial} \leq \dot{A}_{\partial \partial \partial \partial \partial}$, следует перейти на КОНЕЦ АЛГОРИТМА.

Шаг 3. Вычисляется вектор градиента $\frac{\partial E}{\partial p_j^{(k)}} = \sum_{t=1}^T \frac{\partial E_t}{\partial p_j^{(k)}}$, где

$$\frac{\partial E_t}{\partial p_j^{(k)}} = \frac{(p_j^{(k)} x_j^t) \prod_{j=1}^N \mu_j^{(k)}(x_j^t)}{\sum_{k=1}^M [\prod_{j=1}^N \mu_j^{(k)}(x_j^t)]}, \quad \frac{\partial E_t}{\partial p_0^{(k)}} = \frac{p_0^{(k)} \prod_{j=1}^N \mu_j^{(k)}(x_j^t)}{\sum_{k=1}^M [\prod_{j=1}^N \mu_j^{(k)}(x_j^t)]};$$

Шаг 4. Пока $\dot{A}_n \leq E_{n+1}$, понижаем коэффициент спуска $\eta_p = k_p^d \cdot \eta_p$

Шаг 5. Рассчитываются параметры третьего слоя

$$p_j^{(k)}(n+1) = p_j^{(k)}(n) - \eta_p \frac{\partial E(n)}{\partial p_j^{(k)}};$$

Шаг 6. Вычисляется вектор градиента $\frac{\partial E}{\partial g_j^{(l)}} = \sum_{t=1}^T \frac{\partial E_t}{\partial g_j^{(l)}}$, где

$$\frac{\partial E_t}{\partial g_j^{(l)}} = \sum_{k \in I_j^{(l)}} \frac{\partial E_t}{\partial g_j^{(k)}}, \quad \frac{\partial E_t}{\partial g_j^{(k)}} = (y(x) - d) \sum_{r=1}^M \left[p_{r0} + \sum_{i=1}^N p_{r0} x_j \right] \frac{\partial w_r^*}{\partial g_j^{(k)}};$$

Шаг 7. Пока $\dot{A}_n \leq E_{n+1}$, понижаем коэффициент спуска $\eta_g = k_g^d \cdot \eta_g$

Шаг 8. Рассчитываются параметры третьего слоя

$$g_j^{(l)}(n+1) = g_j^{(l)}(n) - \eta_g \frac{\partial E(n)}{\partial g_j^{(l)}};$$

Шаг 9. Повышаются коэффициенты спуска $\eta_g = k_g^i \cdot \eta_g$ и $\eta_p = k_p^i \cdot \eta_p$ и происходит возврат к проверке на Шаг 3.

Конец алгоритма

В описанном выше алгоритме $k_g^i, k_p^i, k_g^d, k_p^d$ коэффициенты повышения или понижения адаптивно вычисляемых коэффициентов спуска, подбираются так, что $k^i > 1, k^d < 1$. Индекс $j = \overline{1..N}$, где N – количество входных переменных; $l = \overline{1..M}$, где M – количество значений, принимаемых входной лингвистической переменной; $k = \overline{1..M^N}$, где M^N – количество правил в базе знаний.

Выбор среды разработки.

Для разработки была использована интегрированная среда *Borland Delphi*. Основой выбора данной среды послужило наличие у нее эффективной возможности работы с данными, простой и понятный синтаксис языка программирования, а также объектно-ориентированные возможности реализации нечеткой нейронной сети.

Тестовая модель вентиляционной системы шахты.

В данном подразделе будет рассмотрен пример аппроксимации решения мягкой нелинейной системы контурных уравнений, описывающих распределение расходов воздуха на модели сети, которая приведена на рисунке 1. Модель описывается системой (12). Исходные данные для этой модели приведены в табл.1. Диапазон изменения входных переменных ($H = [H_1, H_2]$) от -400 до +400 кгс/м², шаг варьирования 20 кгс/м². Для восстановления решения нелинейной системы уравнений (5) была применена нечеткая сеть TSK с функцией принадлежности, контурного расхода воздуха обозначим как, $Q_i = [Q_1, Q_2, Q_3, Q_4]$ (3). Пассивные регуляторы R1, R2, R3 не участвуют в регулировании проветривания.

Упрощенная расчетная схема вентиляционной системы шахты изображена на рис 1, б.

$$\begin{cases} \text{sign}(Q_1 + Q_2)r_{0,1}(Q_1 + Q_2)^2 + \text{sign}(Q_1 - Q_3)r_{1,3}(Q_1 - Q_3)^2 + \text{sign}(Q_1)r_{3,5}Q_1^2 = H_1; \\ \text{sign}(Q_1 + Q_2)r_{0,1}(Q_1 + Q_2)^2 + \text{sign}(Q_1 - Q_4)r_{1,4}(Q_1 - Q_4)^2 + \text{sign}(Q_2)r_{4,6}Q_2^2 = H_2; \\ \text{sign}(Q_3)r_{2,3}Q_3^2 + \text{sign}(Q_3 + Q_4)r_{1,2}(Q_3 + Q_4)^2 - \text{sign}(Q_1 - Q_3)r_{1,3}(Q_1 - Q_3)^2 = 0; \\ \text{sign}(Q_3 + Q_4)r_{1,2}(Q_3 + Q_4)^2 + \text{sign}(Q_4)r_{2,4}Q_4^2 - \text{sign}(Q_2 - Q_4)r_{1,4}(Q_2 - Q_4)^2 = 0, \end{cases} \quad (5)$$

где $Q_{0,1} = Q_1 + Q_2$; $Q_{1,3} = Q_1 - Q_3$; $Q_{1,4} = Q_1 - Q_4$; $Q_{1,2} = Q_3 + Q_4$;
 $Q_1 = Q_{3,5}$; $Q_2 = Q_{4,6}$; $Q_3 = Q_{2,3}$; $Q_4 = Q_{2,4}$;

Таблица 1

Коэффициенты аэродинамического сопротивления сети для тестовой модели

Код сети	0,1	1,2	1,3	1,4	2,3	2,4	3,5	4,6
$r, k\mu$	0,01	0,012	0,15	0,507	0,04	0,4	0,06	0,05

Согласно заданной модели были сгенерированы обучающие выборки из 400 элементов для каждого из четырёх слоев Q_i системы согласно следующим правилам:

- область определения депрессий: $0 \leq H_1, H_2, \dots, (\text{кг} \cdot \text{с} / \text{м}^2) \leq 400$;
- область значений расходов воздуха: $5 \leq Q_1, Q_2, Q_3, Q_4, \dots (\text{м}^3 / \text{с}) \leq 80$;
- данные выборки равномерно распределяются по области определения случайным образом;
- из имеющихся наборов выборок принимаются те, в которых коэффициенты корреляции между входной и выходной величиной минимальны;
- из имеющихся наборов выборок отбрасываются те, в которых коэффициент корреляции между входными величинами значительно больше нуля, они приведены табл.2.

Таблица 2

Коэффициенты корреляции между входными и выходными величинами

R_{QH}	H_1	H_2
Q_1	0,978823376	0,190148133
Q_2	0,123234041	0,816927903
Q_3	0,966393848	0,115108336
Q_4	0,1301307	0,929963783

Следует заметить, что распределение данных в итоговых обучающих выборках неравномерное, хотя эти выборки и были признаны наилучшими на множестве альтернатив.

Тестирование программы обучения нейронной сети

Тестирование программы обучения нейронной сети TSK состояло в подборе четырех различных конфигураций параметров сети для расчета каждого контурного расхода воздуха $Q_i = [Q_1, Q_2, Q_3, Q_4]$ на каждой из четырех выборок. В дальнейшем полученные конфигурации проверялись на 10 000 различных значениях каждая. Результаты проверки приводятся в табл.3.

Таблица 3

Результаты проверки обученной сети TSK

	Q_1	Q_2	Q_3	Q_4	Σ
максимальная абсолютная ошибка, $\text{м}^3/\text{с}$	4,5	3,7	3,2	3,3	4,5
максимальная относительная ошибка, %	0,106	0,087	0,075	0,078	0,106
средняя абсолютная ошибка, $\text{м}^3/\text{с}$	0,55	0,74	0,62	0,74	0,66
средняя относительная ошибка, %	0,013	0,017	0,015	0,017	0,015

Анализ работы алгоритма.

Для более полной картины зависимости каждый из четырех значения выходных параметров приведен к одному общему виду и рассчитан относительно суммарного среднего. Полученная зависимость представлена в виде непрерывной функции. Согласно полученным результатам был сделан вывод о том, что для определения зависимости скорости сходимости алгоритма от количества значений лингвистических переменных необходимы дальнейшие исследования.

Пример использования обученной нейронной сети TSK

В качестве примера была разработана система мониторинга значений расходов воздуха при ручном управлении вентиляторами главного проветривания для заданной модели (рисунок 1). Примеры работы продемонстрированы в таблице 4.

Таблица 4
Результаты мониторинга расходов воздуха в сетевой модели выработок шахты (рисунок 1)

$H, \text{ кг} \cdot \text{с} / \text{м}^2$	$Q(0, 1), \text{ м}^3 / \text{с}$	$Q(1, 2), \text{ м}^3 / \text{с}$	$Q(1, 3), \text{ м}^3 / \text{с}$	$Q(1, 4), \text{ м}^3 / \text{с}$	$Q(3, 5), \text{ м}^3 / \text{с}$	$Q(4, 6), \text{ м}^3 / \text{с}$	$Q(2, 3), \text{ м}^3 / \text{с}$	$Q(2, 4), \text{ м}^3 / \text{с}$
$H_1 = -140$ $H_2 = -40$	-71,5569	-24,3119	-23,6242	-28,6808	-42,8325	-28,7244	-19,2083	-5,1036
$H_1 = 200$ $H_2 = 220$	71,6223	38,3828	17,8663	15,3732	41,4875	30,1347	23,6213	14,7615
$H_1 = 0$ $H_2 = 0$	0,0164	0,0025	0,0030	0,0109	0,0043	0,0121	0,0012	0,0012
$H_1 = 400$ $H_2 = 400$	105,5979	59,8575	23,6414	22,0590	61,3626	44,1953	37,7211	22,1363
$H_1 = -400$ $H_2 = -400$	-178,1701	-75,0432	-57,2389	-45,8880	-107,3950	-70,7751	-50,1561	-24,8871
$H_1 = 400$ $H_2 = -400$	7,9042	18,4364	10,9007	-21,4329	48,9731	-41,0689	38,0724	-19,6360

Выводы:

- использование нечётких нейронных сетей для идентификации связей между состояниями управляющих органов вентиляторов главного проветривания и расходами воздуха в горных выработках позволяет оперативно и точно определять управляющие воздействия при аварийных ситуациях на шахтах;
- установленная возможность перехода к чёткости подобным методом, что позволяет реализовать автоматизированные системы управления проветриванием шахт с пассивными регуляторами и обратной связью через датчики расхода воздуха на количественном уровне.

Список литературы

1. Единые правила безопасности при разработке рудных, нерудных и россыпных месторождений подземным способом. Издание второе, переработанное и дополненное. М.: «Недра», 1977, 223 С.
2. Слесарев В.В. Система интеллектуальной поддержки принятия решений при ликвидации последствий аварий на шахтах / В.В. Слесарев, А.Н. Коваленко, А.М. Алексеев // Зб. наук. праць НГУ. – 2007 – №28. – С. 67–75.
3. Алексеев А.М. Автоматизированная система поддержки принятия решений при ликвидации аварий на шахтах и рудниках / А.М. Алексеев, А.Н. Коваленко // Вісник Східноукраїнського національного університету ім. В. Даля. – Луганськ, 2010. – № 9 (151). – С. 151–155.
4. Круглов В.В. Нечёткая логика и искусственные нейронные сети / В.В. Круглов, Н.И. Дли, Р.Ю. Голунов. – М.: Наука, Физматгиз, 2000. - 225 с.
5. Оссовский С.С. Нейронные сети для обработки информации. / С.С. Оссовский – М.: “Финансы и статистика”, 2002. – 344 с.

Рекомендовано до друку: д-ром техн. наук, проф. Голінько М.І.