

АДАПТИВНАЯ СИСТЕМА ДИАГНОСТИКИ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКИХ ОТНОШЕНИЙ

Ключевые слова: адаптивная система диагностики, нечеткие отношения, решение системы нечетких логических уравнений, настройка нечеткой модели.

ВВЕДЕНИЕ

Диагностика, т.е. установление причин наблюдаемого состояния объекта, является важным этапом принятия решений в различных областях деятельности человека: медицине, технике, экономике, военном деле и т.д. Удобным аппаратом для формализации причинно-следственных связей в задачах диагностики являются нечеткие отношения и композиционное правило вывода Заде [1]. При этом задача диагностики сводится к решению нечетких логических уравнений [2, 3], связывающих функции принадлежности причин (диагнозов) и следствий (симптомов).

В работах [4–6] предложен метод решения системы нечетких логических уравнений путем сведения ее к задаче оптимизации. В общем случае эта задача относится к классу NP -сложных [7–9]. Для преодоления NP -сложности в [4–6] используется идеология генетической оптимизации [10], которая быстро устанавливает область глобального минимума невязки между левой и правой частями системы уравнений с последующей тонкой настройкой решения известными поисковыми методами. Генетический алгоритм использует для оптимизации всю доступную экспериментальную информацию, т.е. работает в режиме off-line. В случае получения новых экспериментальных данных, т.е. в режиме on-line, применение генетического алгоритма становится трудоемко и неэффективно.

Настоящая статья является развитием и дополнением работ [4–6]. В ней предлагается адаптивный подход к проектированию системы диагностики. Суть подхода состоит в построении и обучении специальной нейро-нечеткой сети, изоморфной диагностическим уравнениям, которая позволяет корректировать принимаемые решения в реальном масштабе времени.

НЕЧЕТКАЯ МОДЕЛЬ ДИАГНОСТИКИ

Объект диагностики r_{IJ} рассматривается как черный ящик с n входами и m выходами (рис. 1). Выходы объекта ассоциируются с наблюдаемыми следствиями (симптомами) E_J . Входы соответствуют причинам наблюдаемых следствий (диагнозам) C_I . Задача диагностики состоит в восстановлении причин (входов) по наблюдаемым следствиям (выходам). Входы и выходы рассматриваются как лингвистические переменные, заданные на соответствующих универсальных множествах. Для оценки этих лингвистических переменных используются нечеткие термы.

Введем следующие обозначения: $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ — множество входных параметров, $x_i \in [\underline{x}_i, \bar{x}_i]$, $i = \overline{1, n}$; $\{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ — множество выходных параметров, $y_j \in [\underline{y}_j, \bar{y}_j]$, $j = \overline{1, m}$; $\{c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{ik_i}\}$ — множество лингвистических термов для оценки параметра x_i , $i = \overline{1, n}$; $\{e_{j1}, e_{j2}, \dots, e_{jq_j}\}$ — множество лингвистических термов для оценки параметра y_j , $j = \overline{1, m}$.

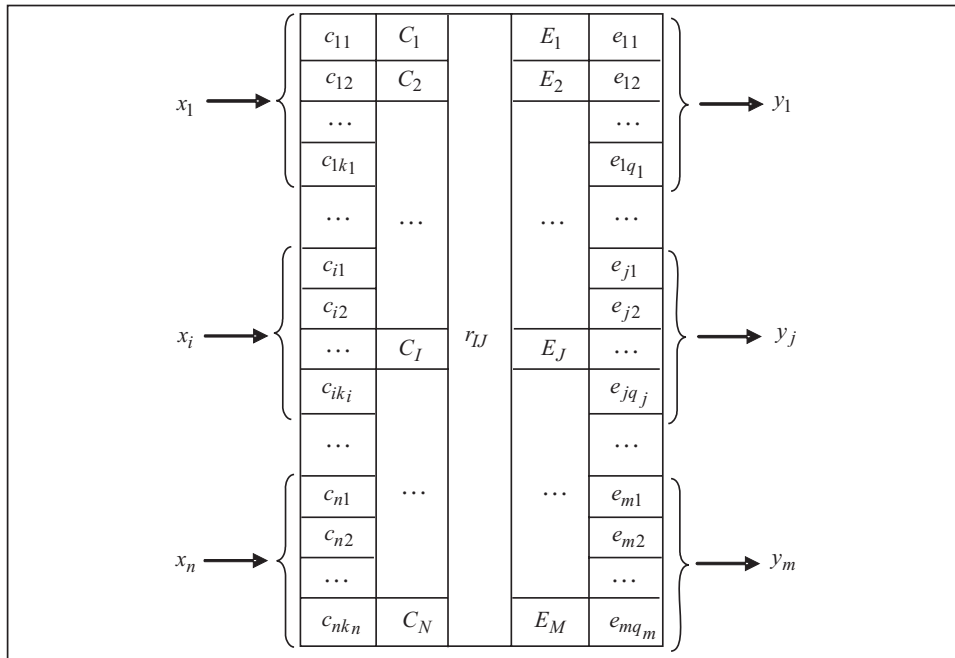


Рис. 1. Структура объекта диагностики

Каждая терм-оценка описывается с помощью нечеткого множества

$$c_{il} = \{ (x_i, \mu^{c_{il}}(x_i)) \}, \quad i = \overline{1, n}, \quad l = \overline{1, k_i};$$

$$e_{jp} = \{ (y_j, \mu^{e_{jp}}(y_j)) \}, \quad j = \overline{1, m}, \quad p = \overline{1, q_j},$$

где $\mu^{c_{il}}(x_i)$ — функция принадлежности переменной x_i к терм-оценке c_{il} , $i = \overline{1, n}$, $l = \overline{1, k_i}$; $\mu^{e_{jp}}(y_j)$ — функция принадлежности переменной y_j к терм-оценке e_{jp} , $j = \overline{1, m}$, $p = \overline{1, q_j}$.

Множество входных и выходных терм-оценок переобозначим следующим образом: $\{C_1, C_2, \dots, C_N\} = \{c_{11}, c_{12}, \dots, c_{1k_1}, \dots, c_{n1}, c_{n2}, \dots, c_{nk_n}\}$ — множество термов для оценки входных параметров, где $N = k_1 + k_2 + \dots + k_n$; $\{E_1, E_2, \dots, E_M\} = \{e_{11}, e_{12}, \dots, e_{1q_1}, \dots, e_{m1}, e_{m2}, \dots, e_{mq_m}\}$ — множество термов для оценки выходных параметров, где $M = q_1 + q_2 + \dots + q_m$.

Множество $\{C_I, I = \overline{1, N}\}$ назовем нечеткими причинами (диагнозами), а множество $\{E_J, J = \overline{1, M}\}$ — нечеткими следствиями (симптомами).

Задача диагностики ставится следующим образом: по наблюдаемым значениям выходных параметров ($y_1^*, y_2^*, \dots, y_m^*$) требуется восстановить значения входных параметров ($x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*$).

Взаимосвязь причины — следствия зададим матрицей нечетких отношений

$$R \subseteq C_I \times E_J = [r_{IJ}, I = \overline{1, N}, J = \overline{1, M}].$$

Элемент этой матрицы представляет число $r_{IJ} \in [0, 1]$, характеризующее степень влияния причины C_I на следствие E_J .

При наличии матрицы R зависимость причины — следствия описывается с помощью композиционного правила вывода Заде [1]

$$\mu^E = \mu^C \circ R, \quad (1)$$

где $\mu^C = (\mu^{C_1}, \mu^{C_2}, \dots, \mu^{C_N})$ — нечеткий вектор причин с элементами $\mu^{C_I} \in [0, 1]$, интерпретируемыми как меры значимостей причин C_I ; $\mu^E = (\mu^{E_1}, \mu^{E_2}, \dots, \mu^{E_M})$ — нечеткий вектор следствий с элементами $\mu^{E_J} \in [0, 1]$, интерпретируемыми как меры значимостей следствий E_J ; \circ — операция max-min композиции [1].

Нахождение вектора μ^C сводится к решению системы нечетких логических уравнений

$$\mu^{E_J} = (\mu^{C_1} \wedge r_{1J}) \vee (\mu^{C_2} \wedge r_{2J}) \dots \vee (\mu^{C_N} \wedge r_{NJ}), \quad J = \overline{1, M}, \quad (2)$$

которая следует из соотношения (1). С учетом того, что в теории нечетких множеств операциям \vee и \wedge соответствуют max и min, система (2) переписывается в виде

$$\mu^{E_J} = \max_{I=1, N} (\min(\mu^{C_I}, r_{IJ})), \quad J = \overline{1, M}. \quad (3)$$

Для перехода от конкретных значений входных и выходных переменных к мерам значимости причин и следствий необходимо определить функции принадлежности нечетких термов C_I и E_J , $I = \overline{1, N}$, $J = \overline{1, M}$. Будем использовать функцию принадлежности нечеткого термина T (рис. 2)

$$\mu^T(u) = \frac{1}{1 + \left(\frac{u - \beta}{\sigma}\right)^2}, \quad (4)$$

где β — координата максимума функции, $\mu^T(\beta) = 1$; σ — параметр концентрации-растяжения. Эта функция введена в [11] и используется в работах по идентификации нелинейных зависимостей с помощью нечетких правил ЕСЛИ-ТО [11–17].

Соотношения (3) и (4) определяют общий вид нечеткой модели диагностики следующим образом:

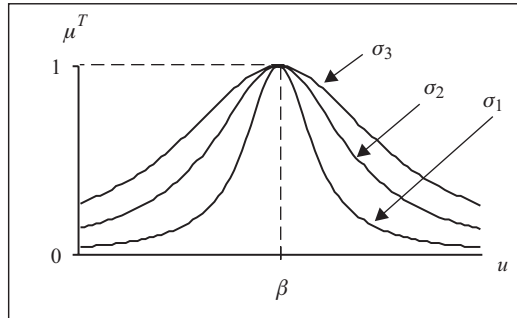


Рис. 2. Модель функции принадлежности

$$\mu^E(Y, B_E, \Omega_E) = F_R(X, R, B_C, \Omega_C), \quad (5)$$

где $B_C = (\beta^{C_1}, \beta^{C_2}, \dots, \beta^{C_N})$, $\Omega_C = (\sigma^{C_1}, \sigma^{C_2}, \dots, \sigma^{C_N})$ — векторы β - и σ -параметров функций принадлежности нечетких термов C_1, C_2, \dots, C_N ; $B_E = (\beta^{E_1}, \beta^{E_2}, \dots, \beta^{E_M})$, $\Omega_E = (\sigma^{E_1}, \sigma^{E_2}, \dots, \sigma^{E_M})$ — векторы β - и σ -параметров функций принадлежности нечетких термов E_1, E_2, \dots, E_M ; F_R — оператор связи входы–выходы, соответствующий формулам (3), (4).

РЕШЕНИЕ СИСТЕМЫ НЕЧЕТКИХ ЛОГИЧЕСКИХ УРАВНЕНИЙ

Задача оптимизации. Следуя подходу, предложенному в [4–6], сформулируем задачу решения системы нечетких логических уравнений (3). Найти нечеткий вектор причин $\mu^C = (\mu^{C_1}, \mu^{C_2}, \dots, \mu^{C_N})$, который удовлетворяет ограничениям $\mu^{C_I} \in [0, 1]$, $I = \overline{1, N}$, и обеспечивает наименьшее расстояние F между наблюдаемыми и модельными мерами значимости следствий, т.е. между левой и правой частями каждого уравнения системы (3):

$$F = \sum_{J=1}^M [\mu^{E_J} - \max_{I=1, N} (\min(\mu^{C_I}, r_{IJ}))]^2 = \min_{\mu^C}. \quad (6)$$

Согласно [3] в общем случае система (3) имеет множество решений $S(R, \mu^E)$, которое определяется единственным максимальным решением $\bar{\mu}^C$ и множеством минимальных решений $S^*(R, \mu^E) = \{\underline{\mu}_l^C, l = \overline{1, T}\}$:

$$S(R, \mu^E) = \bigcup_{\underline{\mu}_l^C \in S^*} [\underline{\mu}_l^C, \bar{\mu}^C]. \quad (7)$$

Здесь $\bar{\mu}^C = (\bar{\mu}^{C_1}, \bar{\mu}^{C_2}, \dots, \bar{\mu}^{C_N})$ и $\underline{\mu}_l^C = (\underline{\mu}_l^{C_1}, \underline{\mu}_l^{C_2}, \dots, \underline{\mu}_l^{C_N})$ — векторы верхних и нижних границ мер значимости причин C_l , где операция объединения выполняется над всеми векторами $\underline{\mu}_l^C \in S^*(R, \mu^E)$.

Согласно [4, 5] формирование интервалов (7) осуществляется путем многократного решения задачи оптимизации (6) и начинается с поиска ее нулевого решения $\mu_0^C = (\mu_0^{C_1}, \mu_0^{C_2}, \dots, \mu_0^{C_N})$, где $\mu_0^{C_l} \leq \bar{\mu}^{C_l}$, $l = \overline{1, N}$. Верхняя граница $\bar{\mu}^{C_l}$ находится в диапазоне $[\mu_0^{C_l}, 1]$, нижняя граница $\underline{\mu}_l^{C_l}$ при $l = 1$ — в диапазоне $[0, \mu_0^{C_l}]$, а при $l > 1$ — в диапазоне $[0, \bar{\mu}^{C_l}]$, причем из области поиска исключаются минимальные решения $\underline{\mu}_k^C$, $k < l$.

Пусть $\mu^C(t) = (\mu^{C_1}(t), \mu^{C_2}(t), \dots, \mu^{C_N}(t))$ — решение задачи оптимизации (6) на t -м шаге формирования интервалов (7), т.е. $F(\mu^C(t)) = F(\mu_0^C)$, поскольку для всех $\mu^C \in S(R, \mu^E)$ значение критерия (6) одинаковое. При поиске верхних границ $\bar{\mu}^{C_l}$ предполагается, что $\mu^{C_l}(t) \geq \mu^{C_l}(t-1)$, а при поиске нижних границ $\underline{\mu}_l^{C_l}$ предполагается, что $\mu^{C_l}(t) \leq \mu^{C_l}(t-1)$.

Установление верхних (нижних) границ осуществляется по правилу: если $\mu^C(t) \neq \mu^C(t-1)$, то $\bar{\mu}^{C_l}(\underline{\mu}_l^{C_l}) = \mu^{C_l}(t)$, $l = \overline{1, N}$. Если $\mu^C(t) = \mu^C(t-1)$, то формирование интервального решения $[\underline{\mu}_l^C, \bar{\mu}^C]$ прекращается.

Поиск интервалов (7) продолжается, пока выполняется условие $\underline{\mu}_l^C \neq \underline{\mu}_k^C$, $k < l$.

Нейро-нечеткий подход к решению уравнений. Нейро-нечеткая сеть, изоморфная системе нечетких логических уравнений (3), представлена на рис. 3, а элементы нейро-нечеткой сети — в табл. 1. Сеть конструируется таким образом, что настраиваемыми весами дуг являются искомые меры значимости причин C_1, C_2, \dots, C_N .

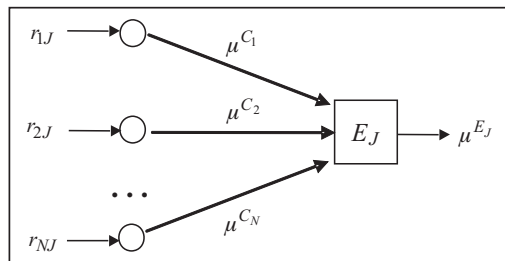


Рис. 3. Нейро-нечеткая модель диагностических уравнений

Входами сети являются элементы матрицы нечетких отношений. Из системы нечетких логических уравнений (3) следует, что нечеткое отношение r_{lJ} — это мера значимости следствия μ^{E_J} при условии, что мера значимости причины μ^{C_l} равна единице, а меры значимости остальных причин равны нулю, т.е. $r_{lJ} = \mu^{E_J}(\mu^{C_l} = 1,$

$\mu^{C_K} = 0)$, $K = \overline{1, N}$, $K \neq l$. На выходах сети объединяются фактические меры значимости следствий $\max_{I=1, N} [\min(\mu^{C_I}, r_{lJ})]$, полученные с учетом реальных значений весов дуг μ^{C_l} .

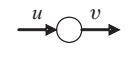
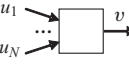
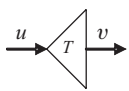
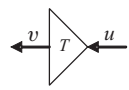
Таким образом, задача решения системы нечетких логических уравнений (3) сводится к задаче обучения нейро-нечеткой сети (см. рис. 3) по точкам

$$(r_{1J}, r_{2J}, \dots, r_{NJ}, \mu^{EJ}),$$

$$J = \overline{1, M}.$$

Для настройки параметров нейро-нечеткой сети используются рекуррентные соотношения

Таблица 1

Узел	Название узла	Функция
	Нечеткий вход	$v = u$
	Нечеткий выход	$v = \max_{i=1, N} (u_i)$
	Нечеткий терм причины	$v = \mu^T(u)$
	Нечеткий терм следствия	

$$\mu^{C_I}(t+1) = \mu^{C_I}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \mu^{C_I}(t)}, \quad (8)$$

минимизирующие критерий

$$\varepsilon_t = \frac{1}{2} (\mu^E(t) - \hat{\mu}^E(t))^2, \quad (9)$$

применяемый в теории нейронных сетей, где $\mu^E(t)$, $\hat{\mu}^E(t)$ — модельный и экспериментальный нечеткие векторы следствий на t -м шаге обучения; $\mu^{C_I}(t)$ — меры значимости причин C_I на t -м шаге обучения; η — параметр обучения, который может выбираться в соответствии с результатами работы [18].

Частные производные, входящие в соотношение (8), характеризуют чувствительность ошибки ε_t к изменению параметров нейро-нечеткой сети и вычисляются следующим образом:

$$\frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \mu^{C_I}} = \sum_{J=1}^M \left[\frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \mu^{E_J}} \cdot \frac{\partial \mu^{E_J}}{\partial \mu^{C_I}} \right].$$

Поскольку при определении элемента «нечеткий выход» из табл. 1 используются нечетко-логические операции \min и \max , то соотношения (8) для обучения получены с помощью конечных разностей.

НАСТРОЙКА НЕЧЕТКОЙ МОДЕЛИ

Предположим, что известная обучающая выборка задана в виде M пар экспериментальных данных

$$\langle \hat{X}_p, \hat{Y}_p \rangle, \quad p = \overline{1, M},$$

где $\hat{X}_p = (\hat{x}_1^p, \hat{x}_2^p, \dots, \hat{x}_n^p)$ и $\hat{Y}_p = (\hat{y}_1^p, \hat{y}_2^p, \dots, \hat{y}_m^p)$ — векторы значений входных и выходных переменных в эксперименте с номером p .

Суть настройки нечеткой модели диагностики (5) состоит в подборе такой матрицы нечетких отношений R и таких векторов параметров функций принадлежности $B_C, \Omega_C, B_E, \Omega_E$, которые обеспечивают минимальное расстояние между модельным и экспериментальным нечеткими векторами следствий

$$\sum_{p=1}^M [F_R(\hat{X}_p, R, B_C, \Omega_C) - \hat{\mu}^E(\hat{Y}_p, B_E, \Omega_E)]^2 = \min_{R, B_C, \Omega_C, B_E, \Omega_E}.$$

Нейро-нечеткая модель объекта диагностики представлена на рис. 4, а узлы приведены в табл. 1. Нейро-нечеткая модель получена путем имплантации матрицы нечетких отношений в нейронную сеть таким образом, что весами дуг, подлежащими обучению, являются нечеткие отношения и функции принадлежности нечетких термов причин и следствий.

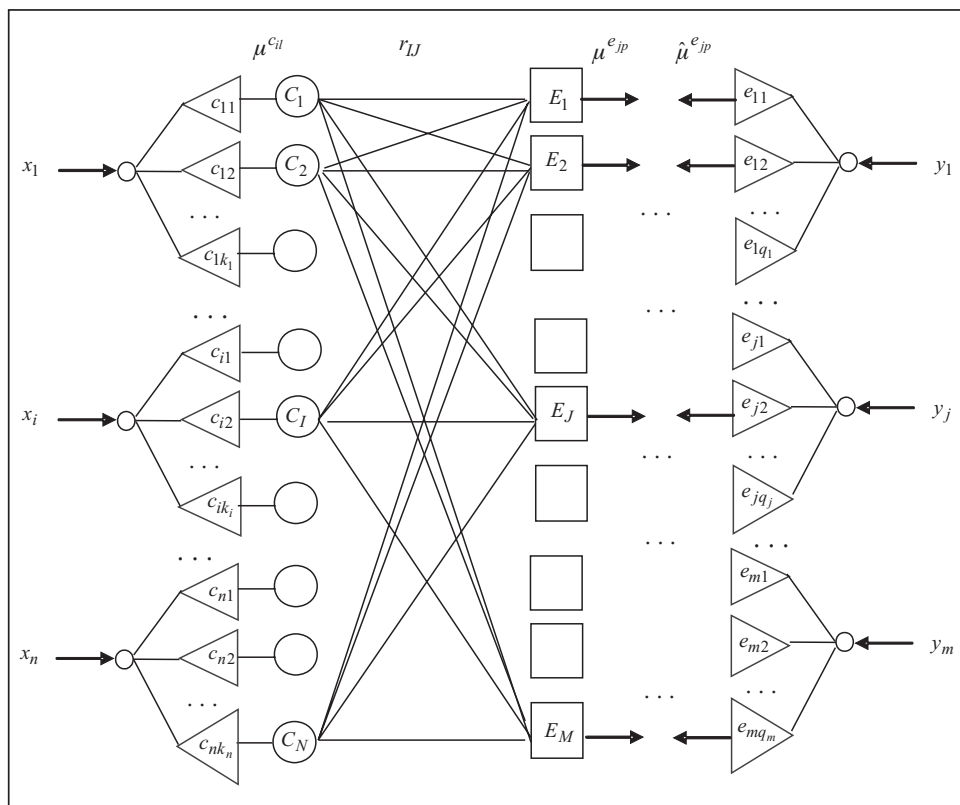


Рис. 4. Нейро-нечеткая модель объекта диагностики

Для настройки параметров нейро-нечеткой сети используются рекуррентные соотношения

$$\begin{aligned}
 r_{IJ}(t+1) &= r_{IJ}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial r_{IJ}(t)}, \\
 \beta^{c_{il}}(t+1) &= \beta^{c_{il}}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \beta^{c_{il}}(t)}, \quad \sigma^{c_{il}}(t+1) = \sigma^{c_{il}}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \sigma^{c_{il}}(t)}, \\
 \beta^{e_{jp}}(t+1) &= \beta^{e_{jp}}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \beta^{e_{jp}}(t)}, \quad \sigma^{e_{jp}}(t+1) = \sigma^{e_{jp}}(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \sigma^{e_{jp}}(t)},
 \end{aligned} \quad (10)$$

минимизирующие критерий (9), где $r_{IJ}(t)$ — нечеткие отношения на t -м шаге обучения; $\beta^{c_{il}}(t)$, $\sigma^{c_{il}}(t)$, $\beta^{e_{jp}}(t)$, $\sigma^{e_{jp}}(t)$ — параметры функций принадлежности нечетких термов причин и следствий на t -м шаге обучения.

Частные производные, входящие в соотношения (10), характеризуют чувствительность ошибки ε_t к изменению параметров нейро-нечеткой сети и вычисляются следующим образом:

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial r_{IJ}} &= \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \mu^{E_J}(X)} \cdot \frac{\partial \mu^{E_J}(X)}{\partial r_{IJ}}; \\
 \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \beta^{c_{il}}} &= \sum_{j=1}^m \sum_{p=1}^{q_j} \left[\frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \mu^{e_{jp}}(x_i)} \cdot \frac{\partial \mu^{e_{jp}}(x_i)}{\partial \mu^{c_{il}}(x_i)} \cdot \frac{\partial \mu^{c_{il}}(x_i)}{\partial \beta^{c_{il}}} \right]; \\
 \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \sigma^{c_{il}}} &= \sum_{j=1}^m \sum_{p=1}^{q_j} \left[\frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \mu^{e_{jp}}(x_i)} \cdot \frac{\partial \mu^{e_{jp}}(x_i)}{\partial \mu^{c_{il}}(x_i)} \cdot \frac{\partial \mu^{c_{il}}(x_i)}{\partial \sigma^{c_{il}}} \right];
 \end{aligned}$$

$$\frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \beta^{e_{jp}}} = \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \mu^{e_{jp}}(y_j)} \cdot \frac{\partial \mu^{e_{jp}}(y_j)}{\partial \beta^{e_{jp}}}; \quad \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \sigma^{e_{jp}}} = \frac{\partial \varepsilon_t}{\partial \mu^{e_{jp}}(y_j)} \cdot \frac{\partial \mu^{e_{jp}}(y_j)}{\partial \sigma^{e_{jp}}}$$

Поскольку при определении элемента «нечеткий выход» (см. табл. 1) присутствуют нечетко-логические операции \min и \max , то соотношения для обучения получены с помощью конечных разностей.

КОМПЬЮТЕРНЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ

Цель эксперимента состоит в проверке предложенных выше моделей и алгоритмов диагностики с помощью эталонной модели вход–выход. Эталонная модель задавалась аналитической функцией $y = f(x)$, которая аппроксимировалась правилом вывода (1) и одновременно служила генератором обучающей и тестирующей выборки. Значения входов x , восстановленные для каждого выхода y , сравнивались с эталонными значениями.

В качестве эталонной модели используется формула

$$y = \frac{(1.8x + 0.8)(5x - 1.1)(4x - 2.9)(3x - 2.1)(9.5x - 9.5)(3x - 0.05) + 20}{80}$$

График модели-генератора вход–выход представлен на рис. 5 вместе с нечеткими термами причин $C_1 =$ низкий, $C_2 =$ ниже среднего, $C_3 =$ средний, $C_4 =$ выше среднего, $C_5 =$ ниже высокого, $C_6 =$ высокий и с нечеткими термами следствий $E_1 =$ ниже среднего, $E_2 =$ средний, $E_3 =$ выше среднего, $E_4 =$ высокий.

Представим экспертные нечеткие отношения R , полученные методом парных сравнений [5, 6].

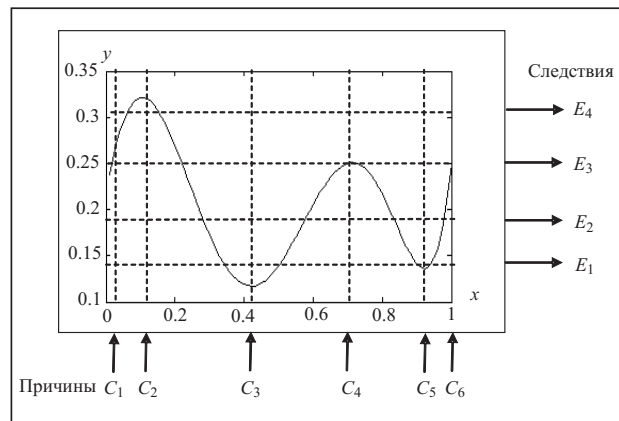


Рис. 5. График модели-генератора вход–выход

	E_1	E_2	E_3	E_4
C_1	0.33	1.00	0.67	0.21
C_2	0.12	0.10	0.33	1.00
C_3	1.00	0.23	0.11	0.11
C_4	0.33	0.33	1.00	0.21
C_5	0.91	0.77	0.22	0.34
C_6	0.33	0.90	0.67	0.21

Результаты настройки нечеткой модели представлены в табл. 2, 3.

Таблица 2

Параметры функций принадлежности	Значения параметров функций принадлежности нечетких термов причин до (после) настройки					
	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6
β	0 (0)	0.09 (0.091)	0.4 (0.446)	0.7 (0.711)	0.9 (0.919)	1.0 (1.0)
σ	0.17 (0.114)	0.17 (0.121)	0.17 (0.115)	0.17 (0.118)	0.17 (0.112)	0.08 (0.041)

Таблица 3

Параметры функций принадлежности	Значения параметров функций принадлежности нечетких термов следствий до (после) настройки			
	E_1	E_2	E_3	E_4
β	0.15 (0.172)	0.2 (0.209)	0.25 (0.259)	0.3 (0.352)
σ	0.05 (0.037)	0.05 (0.040)	0.05 (0.041)	0.05 (0.040)

Нечеткие логические уравнения после настройки имеют вид

$$\begin{aligned}
 \mu^{E_1} &= (\mu^{C_1} \wedge 0.27) \vee (\mu^{C_2} \wedge 0.13) \vee (\mu^{C_3} \wedge 0.97) \vee \\
 &\vee (\mu^{C_4} \wedge 0.20) \vee (\mu^{C_5} \wedge 0.86) \vee (\mu^{C_6} \wedge 0.21), \\
 \mu^{E_2} &= (\mu^{C_1} \wedge 0.93) \vee (\mu^{C_2} \wedge 0.09) \vee (\mu^{C_3} \wedge 0.28) \vee \\
 &\vee (\mu^{C_4} \wedge 0.44) \vee (\mu^{C_5} \wedge 0.75) \vee (\mu^{C_6} \wedge 0.82), \\
 \mu^{E_3} &= (\mu^{C_1} \wedge 0.63) \vee (\mu^{C_2} \wedge 0.41) \vee (\mu^{C_3} \wedge 0.15) \vee \\
 &\vee (\mu^{C_4} \wedge 0.95) \vee (\mu^{C_5} \wedge 0.26) \vee (\mu^{C_6} \wedge 0.67), \\
 \mu^{E_4} &= (\mu^{C_1} \wedge 0.12) \vee (\mu^{C_2} \wedge 0.88) \vee (\mu^{C_3} \wedge 0.07) \vee \\
 &\vee (\mu^{C_4} \wedge 0.08) \vee (\mu^{C_5} \wedge 0.32) \vee (\mu^{C_6} \wedge 0.12).
 \end{aligned} \tag{11}$$

Восстановленная модель-эталон, а также функции принадлежности нечетких термов причин и следствий до и после настройки приведены соответственно на рис. 6 и 7.

Пусть конкретное значение выходной переменной составляет $y^* = 0.23$. Для этого значения с помощью функций принадлежности на рис. 7, а может быть определен нечеткий вектор следствий

$$\mu^E(y^*) = (\mu^{E_1} = 0.29; \mu^{E_2} = 0.78; \mu^{E_3} = 0.67; \mu^{E_4} = 0.10).$$

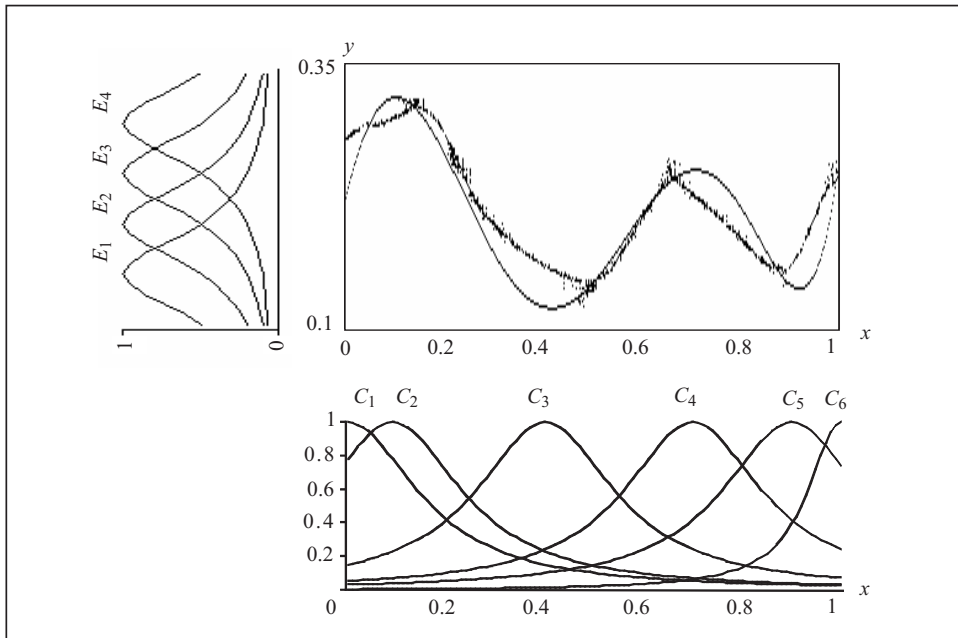


Рис. 6. Восстановленная модель-эталон и функция принадлежности нечетких термов причин и следствий до настройки

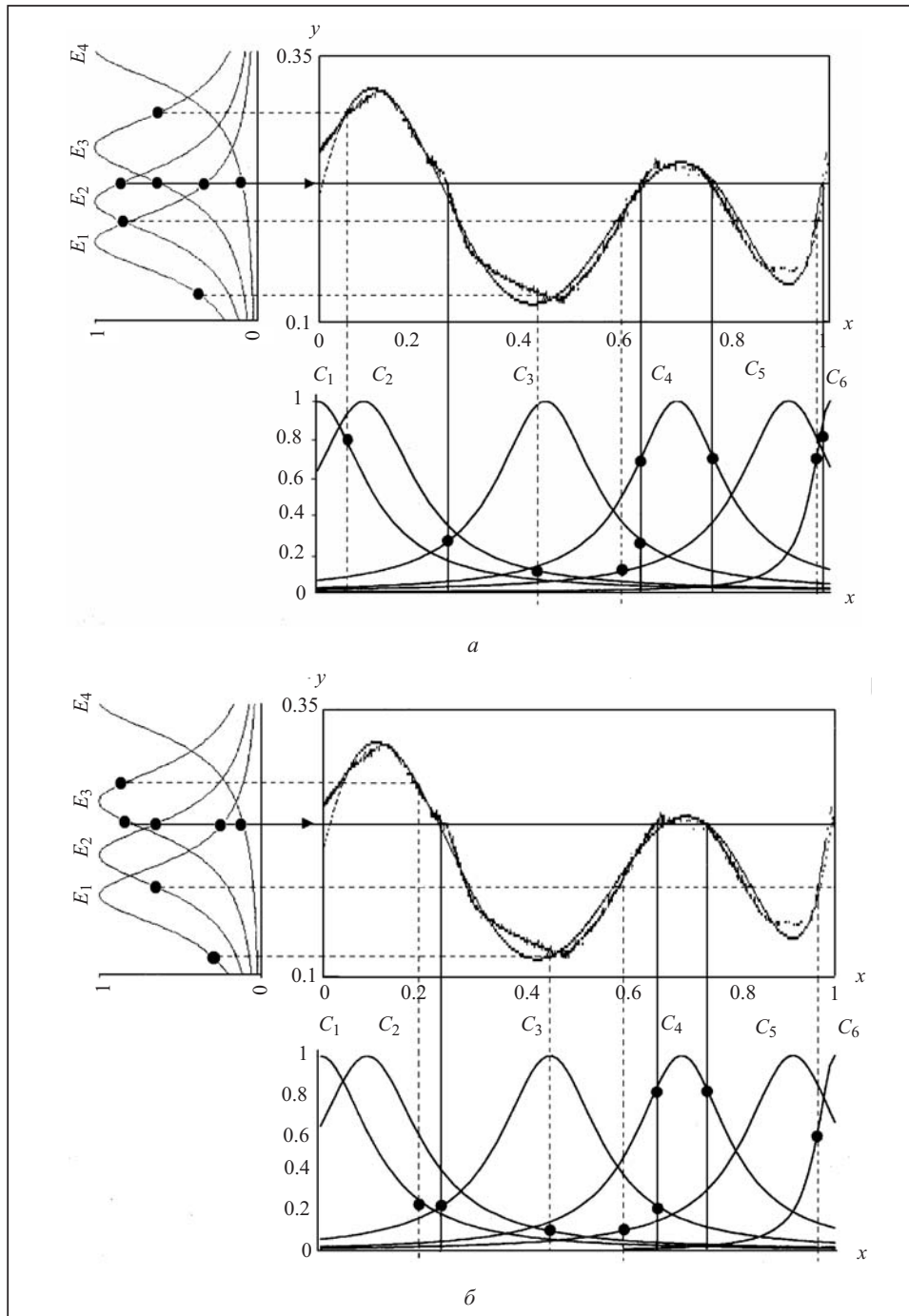


Рис. 7. Восстановленная модель-эталон и функции принадлежности нечетких термов причин и следствий после настройки: $y^* = 0.23$ (а); $y^* = 0.24$ (б)

С помощью генетического алгоритма получено нулевое решение

$$\mu_0^C = (\mu_0^{C_1} = 0.78, \mu_0^{C_2} = 0.10, \mu_0^{C_3} = 0.29, \mu_0^{C_4} = 0.67, \mu_0^{C_5} = 0.07, \mu_0^{C_6} = 0.45), \quad (12)$$

для которого значение критерия оптимизации (6) составляет $F = 0.0004$.

Полученное нулевое решение позволяет организовать генетический поиск множества решений $S(R, \mu^E)$, которое определяется максимальным решением

$$\bar{\mu}^C = (\bar{\mu}^{C_1} = 0.78, \bar{\mu}^{C_2} = 0.12, \bar{\mu}^{C_3} = 0.29, \bar{\mu}^{C_4} = 0.67, \bar{\mu}^{C_5} = 0.12, \bar{\mu}^{C_6} = 0.78)$$

и тремя минимальными решениями $S^* = \{\underline{\mu}_1^C, \underline{\mu}_2^C, \underline{\mu}_3^C\}$:

$$\underline{\mu}_1^C = (\underline{\mu}_1^{C_1} = 0.78, \underline{\mu}_1^{C_2} = 0, \underline{\mu}_1^{C_3} = 0.29, \underline{\mu}_1^{C_4} = 0, \underline{\mu}_1^{C_5} = 0, \underline{\mu}_1^{C_6} = 0.67);$$

$$\underline{\mu}_2^C = (\underline{\mu}_2^{C_1} = 0.78, \underline{\mu}_2^{C_2} = 0, \underline{\mu}_2^{C_3} = 0.29, \underline{\mu}_2^{C_4} = 0.67, \underline{\mu}_2^{C_5} = 0, \underline{\mu}_2^{C_6} = 0);$$

$$\underline{\mu}_3^C = (\underline{\mu}_3^{C_1} = 0, \underline{\mu}_3^{C_2} = 0, \underline{\mu}_3^{C_3} = 0.29, \underline{\mu}_3^{C_4} = 0, \underline{\mu}_3^{C_5} = 0, \underline{\mu}_3^{C_6} = 0.78).$$

Таким образом, решение системы нечетких логических уравнений (11) может быть представлено в виде интервалов

$$\begin{aligned} S(R, \mu^E) = \{ & \mu^{C_1} = 0.78; \mu^{C_2} \in [0, 0.12]; \mu^{C_3} = 0.29; \\ & \mu^{C_4} \in [0, 0.67]; \mu^{C_5} \in [0, 0.12]; \mu^{C_6} \in [0.67, 0.78] \} \cup \\ & \cup \{ \mu^{C_1} = 0.78; \mu^{C_2} \in [0, 0.12]; \mu^{C_3} = 0.29; \mu^{C_4} = 0.67; \\ & \mu^{C_5} \in [0, 0.12]; \mu^{C_6} \in [0, 0.78] \} \cup \\ & \cup \{ \mu^{C_1} \in [0, 0.78]; \mu^{C_2} \in [0, 0.12]; \mu^{C_3} = 0.29; \\ & \mu^{C_4} \in [0, 0.67]; \mu^{C_5} \in [0, 0.12]; \mu^{C_6} = 0.78 \}. \end{aligned} \quad (13)$$

Для каждого интервала в (13) с помощью функций принадлежности могут быть определены интервалы значений входной переменной (рис. 7, а):

- $x^* = 0.060$ или $x^* \in [0.060, 1.0]$ для C_1 ;
- $x^* \in [0.418, 1.0]$ для C_2 ;
- $x^* = 0.264$ или $x^* = 0.628$ для C_3 ;
- $x^* = 0.628$, $x^* \in [0, 0.628]$, $x^* = 0.794$ или $x^* \in [0.794, 1.0]$ для C_4 ;
- $x^* \in [0, 0.610]$ для C_5 ;
- $x^* \in [0.971, 0.978]$, $x^* \in [0, 0.978]$ или $x^* = 0.978$ для C_6 .

Восстановление множества входов для $y^* = 0.23$, т.е. точек (0.264, 0.230), (0.628, 0.230), (0.794, 0.230) и (0.978, 0.230), показано на рис.7, а сплошной линией, на которой отмечены величины мер значимости причин и следствий. Остальные найденные значения входов соответствуют другим значениям выходной переменной с теми же мерами значимости следствий. Восстановление этих точек показано на рис.7, а пунктиром.

Пусть значение выходной переменной изменилось с $y^* = 0.23$ на $y^* = 0.24$ (рис. 7, б). Для нового значения нечеткий вектор следствий составил

$$\mu^E(y^*) = (\mu^{E_1} = 0.23; \mu^{E_2} = 0.62; \mu^{E_3} = 0.82; \mu^{E_4} = 0.11).$$

Нейронной подстройкой нулевого решения (12) был получен нечеткий вектор причин

$$\mu_0^C = (\mu_0^{C_1} = 0.17, \mu_0^{C_2} = 0.04, \mu_0^{C_3} = 0.23, \mu_0^{C_4} = 0.82, \mu_0^{C_5} = 0.09, \mu_0^{C_6} = 0.62),$$

для которого значение критерия оптимизации (6) составляет $F = 0.0001$.

Полученное нулевое решение позволило подстроить границы интервалов в решении (13) и сформировать множество решений $S(R, \mu^E)$, которое определяется максимальным решением

$$\bar{\mu}^C = (\bar{\mu}^{C_1} = 0.23, \bar{\mu}^{C_2} = 0.12, \bar{\mu}^{C_3} = 0.23, \bar{\mu}^{C_4} = 0.82, \bar{\mu}^{C_5} = 0.12, \bar{\mu}^{C_6} = 0.62)$$

и двумя минимальными решениями $S^* = \{\underline{\mu}_1^C, \underline{\mu}_2^C\}$:

$$\underline{\mu}_1^C = (\underline{\mu}_1^{C_1} = 0.23, \underline{\mu}_1^{C_2} = 0, \underline{\mu}_1^{C_3} = 0, \underline{\mu}_1^{C_4} = 0.82, \underline{\mu}_1^{C_5} = 0, \underline{\mu}_1^{C_6} = 0.62);$$

$$\underline{\mu}_2^C = (\underline{\mu}_2^{C_1} = 0, \underline{\mu}_2^{C_2} = 0, \underline{\mu}_2^{C_3} = 0.23, \underline{\mu}_2^{C_4} = 0.82, \underline{\mu}_2^{C_5} = 0, \underline{\mu}_2^{C_6} = 0.62).$$

Таким образом, решение системы нечетких логических уравнений (11) для нового значения может быть представлено в виде интервалов

$$S(R, \mu^E) = \{\mu^{C_1} = 0.23; \mu^{C_2} \in [0, 0.12]; \mu^{C_3} \in [0, 0.23]; \\ \mu^{C_4} = 0.82; \mu^{C_5} \in [0, 0.12]; \mu^{C_6} = 0.62\} \cup \\ \cup \{\mu^{C_1} \in [0, 0.23]; \mu^{C_2} \in [0, 0.12]; \mu^{C_3} = 0.23; \\ \mu^{C_4} = 0.82; \mu^{C_5} \in [0, 0.12]; \mu^{C_6} = 0.62\}. \quad (14)$$

В отличие от решения (13) в решении (14) изменились меры значимости причин C_1, C_3, C_4 и C_6 , для которых с помощью функций принадлежности были определены интервалы значений входной переменной (рис. 7, б):

- $x^* = 0.208$ или $x^* \in [0.208, 1.0]$ для C_1 ;
- $x^* = 0.236$, $x^* \in [0, 0.236]$, $x^* = 0.656$ или $x^* \in [0.656, 1.0]$ для C_3 ;
- $x^* = 0.656$ или $x^* = 0.766$ для C_4 ;
- $x^* = 0.968$ для C_6 .

Восстановленное множество входов для $y^* = 0.24$, т.е. точек $(0.236, 0.240)$, $(0.656, 0.240)$, $(0.766, 0.240)$, показано на рис. 7, б.

ПРИМЕР ТЕХНИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ

Рассмотрим диагностику гидравлического насоса.

— Входные параметры насоса (диапазоны изменения указаны в скобках): x_1 — число оборотов двигателя (2600–3200 об/мин); x_2 — проходная площадь фильтра (30–45 см²/кВт); x_3 — торцовый зазор вихревого колеса (0.1–0.3 мм); x_4 — утечка во всасывающем трубопроводе (0.5–2.0 см³/ч); x_5 — сопротивление напорной магистрали (1.2–3.4 атм. (кгс/см²)).

— Причины неисправности: c_{11} — падение числа оборотов x_1 ; c_{21} — уменьшение проходной площади x_2 , т.е. засорение фильтра; c_{31} (c_{32}) — уменьшение (увеличение) торцевого зазора x_3 , т.е. дефект сборки (износ вихревого колеса); c_{41} — увеличение утечки x_4 , т.е. нарушение герметичности; c_{51} — высокое сопротивление напорной магистрали x_5 .

— Выходные параметры насоса: y_1 — производительность (20–45 м³/ч); y_2 — давление в напорной магистрали (3.7–5.5 атм. (кгс/см²)); y_3 — потребляемая мощность (15–30 кВт); y_4 — давление во всасывающей магистрали (0.5–1.0 атм. (кгс/см²)).

— Наблюдаемые следствия: e_{11} — понижение производительности y_1 ; e_{21} (e_{22}) — падение (подъем) напора y_2 ; e_{31} (e_{32}) — понижение (повышение) потребляемой мощности y_3 ; e_{41} — подъем давления всасывания y_4 .

Переобозначим множество причин и следствий следующим образом:

$$\{C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6\} = \{c_{11}, c_{21}, c_{31}, c_{32}, c_{41}, c_{51}\}; \\ \{E_1, E_2, E_3, E_4, E_5, E_6\} = \{e_{11}, e_{21}, e_{22}, e_{31}, e_{32}, e_{41}\}.$$

Представим экспертные нечеткие отношения R , полученные методом парных сравнений [5, 6].

	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5	E_6
C_1	0.23	1.00	0.46	1.00	0.11	0.67
C_2	0.90	0.22	0.56	0.22	0.22	0.89
C_3	0.10	0.44	1.00	0.67	1.00	0.22
C_4	1.00	0.22	0.67	0.22	0.11	0.77
C_5	0.77	0.11	0.33	0.11	0.11	1.00
C_6	0.23	0.56	0.11	0.78	0.44	0.11

Для настройки нечеткой модели использовались результаты диагностики 340 насосов. Результаты настройки приведены в табл. 4 и на рис. 8.

Таблица 4

Параметры функций принадлежности	Значения параметров функций принадлежности нечетких термов причин и следствий после настройки					
	$\frac{C_1}{E_1}$	$\frac{C_2}{E_2}$	$\frac{C_3}{E_3}$	$\frac{C_4}{E_4}$	$\frac{C_5}{E_5}$	$\frac{C_6}{E_6}$
β	$\frac{2700}{22.98}$	$\frac{32.27}{3.86}$	$\frac{0.11}{5.37}$	$\frac{0.28}{16.45}$	$\frac{1.82}{28.92}$	$\frac{3.19}{0.89}$
σ	$\frac{104.57}{4.93}$	$\frac{2.94}{0.87}$	$\frac{0.03}{0.38}$	$\frac{0.06}{3.54}$	$\frac{0.31}{1.82}$	$\frac{0.54}{0.17}$

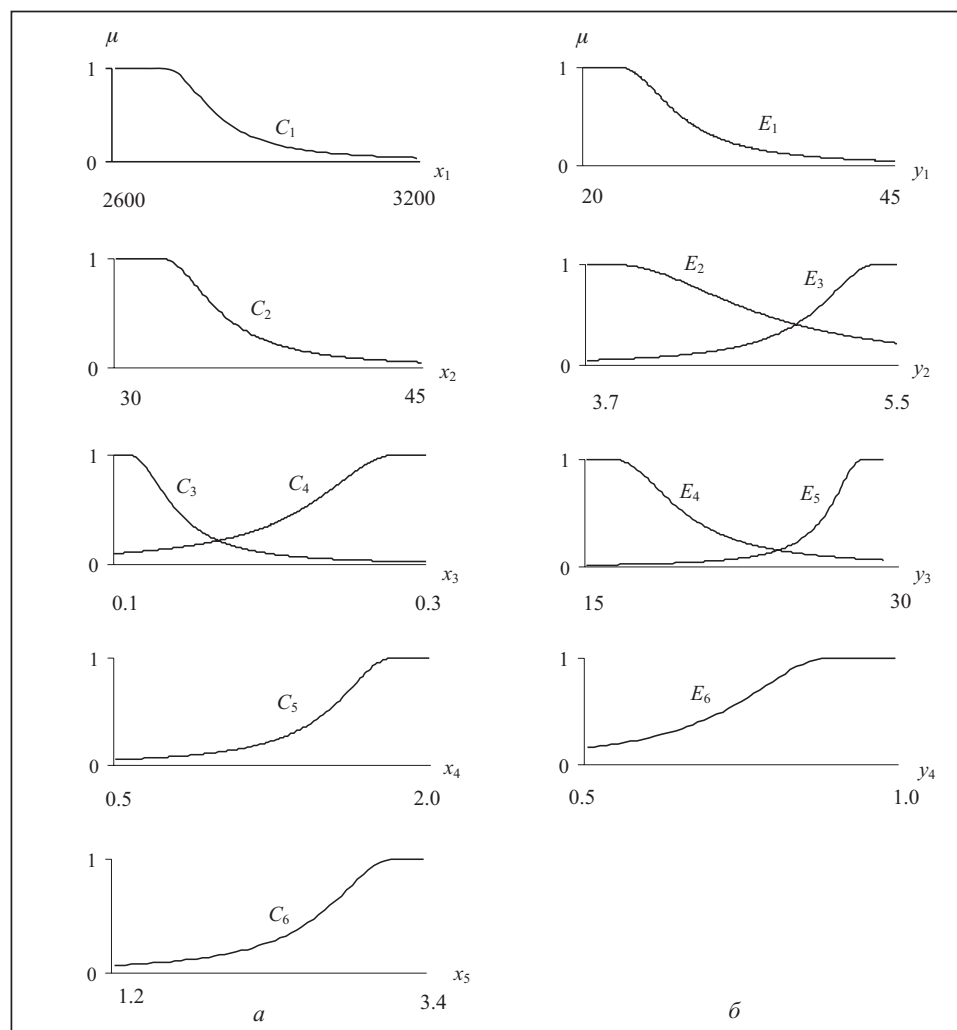


Рис. 8. Функции принадлежности нечетких термов причин (а) и следствий (б) после настройки

Диагностические уравнения после настройки имеют следующий вид:

$$\begin{aligned} \mu^{E_1} &= (\mu^{C_1} \wedge 0.21) \vee (\mu^{C_2} \wedge 0.78) \vee (\mu^{C_3} \wedge 0.15) \vee \\ &\vee (\mu^{C_4} \wedge 0.84) \vee (\mu^{C_5} \wedge 0.73) \vee (\mu^{C_6} \wedge 0.18), \\ \mu^{E_2} &= (\mu^{C_1} \wedge 0.97) \vee (\mu^{C_2} \wedge 0.20) \vee (\mu^{C_3} \wedge 0.43) \vee \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \vee (\mu^{C_4} \wedge 0.18) \vee (\mu^{C_5} \wedge 0.14) \vee (\mu^{C_6} \wedge 0.58), \\
\mu^{E_3} &= (\mu^{C_1} \wedge 0.48) \vee (\mu^{C_2} \wedge 0.59) \vee (\mu^{C_3} \wedge 0.85) \vee \\
& \vee (\mu^{C_4} \wedge 0.63) \vee (\mu^{C_5} \wedge 0.34) \vee (\mu^{C_6} \wedge 0.12), \\
\mu^{E_4} &= (\mu^{C_1} \wedge 0.94) \vee (\mu^{C_2} \wedge 0.21) \vee (\mu^{C_3} \wedge 0.64) \vee \\
& \vee (\mu^{C_4} \wedge 0.18) \vee (\mu^{C_5} \wedge 0.16) \vee (\mu^{C_6} \wedge 0.74), \\
\mu^{E_5} &= (\mu^{C_1} \wedge 0.16) \vee (\mu^{C_2} \wedge 0.14) \vee (\mu^{C_3} \wedge 0.92) \vee \\
& \vee (\mu^{C_4} \wedge 0.08) \vee (\mu^{C_5} \wedge 0.10) \vee (\mu^{C_6} \wedge 0.41), \\
\mu^{E_6} &= (\mu^{C_1} \wedge 0.64) \vee (\mu^{C_2} \wedge 0.82) \vee (\mu^{C_3} \wedge 0.21) \vee \\
& \vee (\mu^{C_4} \wedge 0.72) \vee (\mu^{C_5} \wedge 0.99) \vee (\mu^{C_6} \wedge 0.09).
\end{aligned} \tag{15}$$

Пусть вектор наблюдаемых параметров для конкретного насоса составляет

$$\begin{aligned}
Y^* &= (y_1^* = 26.12 \text{ м}^3/\text{ч}; y_2^* = 5.08 \text{ атм. (кгс/см}^2); \\
& y_3^* = 24 \text{ кВт}; y_4^* = 0.781 \text{ атм. (кгс/см}^2)).
\end{aligned}$$

Для этих значений с помощью функций принадлежности на рис. 8, б может быть определен нечеткий вектор следствий:

$$\mu^E(Y^*) = (\mu^{E_1} = 0.71; \mu^{E_2} = 0.34; \mu^{E_3} = 0.63; \mu^{E_4} = 0.18; \mu^{E_5} = 0.12; \mu^{E_6} = 0.71).$$

С помощью генетического алгоритма было получено нулевое решение

$$\mu_0^C = (\mu_0^{C_1} = 0.26, \mu_0^{C_2} = 0.54, \mu_0^{C_3} = 0.14, \mu_0^{C_4} = 0.69, \mu_0^{C_5} = 0.71, \mu_0^{C_6} = 0.08), \tag{16}$$

для которого значение критерия оптимизации (6) составило $F = 0.0144$.

Найденный нулевой вектор позволил организовать генетический поиск множества $S(R, \mu^E)$, которое определяется максимальным решением

$$\bar{\mu}^C = (\bar{\mu}^{C_1} = 0.26, \bar{\mu}^{C_2} = 0.71, \bar{\mu}^{C_3} = 0.16, \bar{\mu}^{C_4} = 0.71, \bar{\mu}^{C_5} = 0.71, \bar{\mu}^{C_6} = 0.16)$$

и тремя минимальными решениями $S^* = (\underline{\mu}_1^C, \underline{\mu}_2^C, \underline{\mu}_3^C)$:

$$\begin{aligned}
\underline{\mu}_1^C &= (\underline{\mu}_1^{C_1} = 0.26, \underline{\mu}_1^{C_2} = 0.71, \underline{\mu}_1^{C_3} = 0, \underline{\mu}_1^{C_4} = 0.63, \underline{\mu}_1^{C_5} = 0, \underline{\mu}_1^{C_6} = 0); \\
\underline{\mu}_2^C &= (\underline{\mu}_2^{C_1} = 0.26, \underline{\mu}_2^{C_2} = 0, \underline{\mu}_2^{C_3} = 0, \underline{\mu}_2^{C_4} = 0.71, \underline{\mu}_2^{C_5} = 0, \underline{\mu}_2^{C_6} = 0); \\
\underline{\mu}_3^C &= (\underline{\mu}_3^{C_1} = 0.26, \underline{\mu}_3^{C_2} = 0, \underline{\mu}_3^{C_3} = 0, \underline{\mu}_3^{C_4} = 0.63, \underline{\mu}_3^{C_5} = 0.71, \underline{\mu}_3^{C_6} = 0).
\end{aligned}$$

Таким образом, решение системы нечетких логических уравнений (15) может быть представлено в виде интервалов

$$\begin{aligned}
S(R, \mu^E) &= \{\mu^{C_1} = 0.26; \mu^{C_2} = 0.71; \mu^{C_3} \in [0, 0.16]; \\
& \mu^{C_4} \in [0.63, 0.71]; \mu^{C_5} \in [0, 0.71]; \mu^{C_6} \in [0, 0.16]\} \cup \\
& \cup \{\mu^{C_1} = 0.26; \mu^{C_2} \in [0, 0.71]; \mu^{C_3} \in [0, 0.16]; \\
& \mu^{C_4} = 0.71; \mu^{C_5} \in [0, 0.71]; \mu^{C_6} \in [0, 0.16]\} \cup \\
& \cup \{\mu^{C_1} = 0.26; \mu^{C_2} \in [0, 0.71]; \mu^{C_3} \in [0, 0.16]; \\
& \mu^{C_4} \in [0.63, 0.71]; \mu^{C_5} = 0.71; \mu^{C_6} \in [0, 0.16]\}.
\end{aligned} \tag{17}$$

Для каждого интервала в решении (17) с помощью функций принадлежности на рис. 8, б могут быть определены интервалы значений входной переменной:

- $x_1^* = 2877$ об/мин для C_1 ;
- $x_2^* = 34.15$ или $x_2^* \in [34.15, 45]$ см²/кВт для C_2 ;
- $x_3^* \in [0.178, 0.300]$ мм для C_3 ;
- $x_3^* = 0.242$ или $x_3^* \in [0.234, 0.242]$ мм для C_4 ;
- $x_4^* = 1.62$ или $x_4^* \in [0.5, 1.62]$ см³/ч для C_5 ;
- $x_5^* \in [1.2, 1.95]$ кгс/см² для C_6 .

Полученные решения позволяют сделать предварительные выводы. Причиной неисправности насоса может быть засорение фильтра, износ вихревого колеса или нарушение герметичности трубопровода (уменьшение проходной площади до 34.15–45 см²/кВт, увеличение торцевого зазора до 0.234–0.242 мм и увеличение утечки до 0.5–1.62 см³/ч), поскольку меры значимости причин C_2 , C_4 и C_5 достаточно высоки. Дефект сборки вихревого колеса при торцевом зазоре 0.178–0.300 мм следует исключить, поскольку мера значимости причины C_3 мала. Падение числа оборотов двигателя до 2877 об/мин также может сказываться на работе насоса, о чем свидетельствует мера значимости причины C_1 . Повышение сопротивления напорной магистрали до 1.2–1.95 кгс/см² практически не влияет на неисправность насоса, поскольку мера значимости причины C_6 мала.

Пусть при повторном измерении производительность насоса снизилась до $y_1^* = 24.97$ м³/ч, а давление всасывания повысилось до $y_4^* = 0.792$ атм. При этом значение μ^{E_1} возросло до 0.86, а значение μ^{E_6} — до 0.75. Значения остальных параметров не изменились.

Путем нейронной подстройки нулевого решения (16) был получен нечеткий вектор причин

$$\mu_0^C = (\mu_0^{C_1} = 0.26, \mu_0^{C_2} = 0.17, \mu_0^{C_3} = 0.10, \mu_0^{C_4} = 0.93, \mu_0^{C_5} = 0.75, \mu_0^{C_6} = 0.05),$$

для которого значение критерия оптимизации (6) составило $F = 0.0148$.

Найденное нулевое решение позволило подстроить границы интервалов в решении (17) и сформировать множество решений $S(R, \mu^E)$, которое определяется максимальным решением

$$\bar{\mu}^C = (\bar{\mu}^{C_1} = 0.26, \bar{\mu}^{C_2} = 0.75, \bar{\mu}^{C_3} = 0.16, \bar{\mu}^{C_4} = 1.00, \bar{\mu}^{C_5} = 0.75, \bar{\mu}^{C_6} = 0.16)$$

и двумя минимальными решениями $S^* = \{\underline{\mu}_1^C, \underline{\mu}_2^C\}$:

$$\underline{\mu}_1^C = (\underline{\mu}_1^{C_1} = 0.26, \underline{\mu}_1^{C_2} = 0.75, \underline{\mu}_1^{C_3} = 0, \underline{\mu}_1^{C_4} = 0.84, \underline{\mu}_1^{C_5} = 0, \underline{\mu}_1^{C_6} = 0);$$

$$\underline{\mu}_2^C = (\underline{\mu}_2^{C_1} = 0.26, \underline{\mu}_2^{C_2} = 0, \underline{\mu}_2^{C_3} = 0, \underline{\mu}_2^{C_4} = 0.84, \underline{\mu}_2^{C_5} = 0.75, \underline{\mu}_2^{C_6} = 0).$$

Таким образом, решение системы нечетких логических уравнений (15) может быть представлено в виде интервалов

$$\begin{aligned} S(R, \mu^E) = & \{\mu^{C_1} = 0.26; \mu^{C_2} = 0.75; \mu^{C_3} \in [0, 0.16]; \\ & \mu^{C_4} \in [0.84, 1.00]; \mu^{C_5} \in [0, 0.75]; \mu^{C_6} \in [0, 0.16]\} \cup \\ & \cup \{\mu^{C_1} = 0.26; \mu^{C_2} \in [0, 0.75]; \mu^{C_3} \in [0, 0.16]; \\ & \mu^{C_4} \in [0.84, 1.00]; \mu^{C_5} = 0.75; \mu^{C_6} \in [0, 0.16]\}. \end{aligned} \quad (18)$$

По сравнению с решением (17) в решении (18) изменились меры значимости причин C_2 , C_4 и C_5 . Для этих причин с помощью функций принадлежности были определены интервалы значений входных переменных (см. рис. 8, а): $x_2^* = 33.97$ или $x_2^* \in [33.97, 45]$ см²/кВт для C_2 ; $x_3^* \in [0.254, 0.300]$ мм для C_4 ; $x_4^* = 1.64$ или $x_4^* \in [0.5, 1.64]$ см³/ч для C_5 .

Полученное решение позволяет сделать окончательные выводы. Наблюдаемое состояние насоса является следствием износа вихревого колеса (увеличения торцевого зазора до 0.254–0.300 мм), поскольку мера значимости причины C_4 максимальна. Причинами неисправности насоса по-прежнему остаются засорение фильтра и нарушение герметичности трубопровода (уменьшение проходной площади до 33.97–45 см²/кВт и увеличение утечки до 0.5–1.64 см³/ч), поскольку меры значимости причин C_2 и C_5 достаточно высоки. Значения остальных параметров не изменились.

Для тестирования нечеткой модели использовались результаты диагностики 250 насосов с различными типами неисправности. Показатели эффективности алгоритма настройки для тестирующей выборки приведены в табл. 5. Для достижения правильности диагностики на уровне 95 % потребовалось 30 мин работы генетического алгоритма и 4 мин работы нейронной сети (Celeron 700). Опыт применения генетических алгоритмов оптимизации в задачах диагностики, прогнозирования и извлечения знаний [11–17] показал, что время решения задач при числе управляемых (оптимизируемых) переменных около 500 [16] на процессоре Celeron 700 не превышает 200 мин.

Таблица 5

Нечеткий терм причины (диагноз)	Число неисправностей в выборке	Вероятность правильного диагноза		
		до настройки	после настройки	
			нулевое решение (генетический алгоритм)	уточненный диагноз (нейронная сеть)
C_1	105	83/105 = 0.79	99/105 = 0.94	103/105 = 0.98
C_2	203	164/203 = 0.81	186/203 = 0.92	197/203 = 0.97
C_3	59	52/59 = 0.88	54/59 = 0.91	57/59 = 0.97
C_4	187	154/187 = 0.82	174/187 = 0.93	178/187 = 0.95
C_5	94	85/94 = 0.90	90/94 = 0.96	93/94 = 0.99
C_6	75	64/75 = 0.85	69/75 = 0.92	73/75 = 0.97

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотренный подход к построению адаптивных систем диагностики основан на нечетких отношениях. Задача диагностики формулируется как восстановление причин по наблюдаемым следствиям. С помощью экспертной информации, представленной в виде нечетких отношений, причинно-следственные связи формализуются в виде системы нечетких логических уравнений. Решение системы уравнений сведено к задаче оптимизации, которая минимизирует невязку между левой и правой частями этих уравнений. Предложенный адаптивный подход обеспечивает решение задачи оптимизации с помощью рекуррентных соотношений, которые соответствуют обучению в режиме on-line специально построенной нейронно-нечеткой сети, изоморфной системе диагностических уравнений. Эффективность предложенного подхода подтверждена компьютерным экспериментом и реальным примером диагностики.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и ее применение к принятию приближенных решений. — М.: Мир, 1976. — 166 с.
2. Прикладные нечеткие системы / Под ред. Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугэно. — М.: Мир, 1993. — 368 с.

3. Di Nola A., Sessa S., Pedrycz W., Sanchez E. Fuzzy relation equations and their applications to knowledge engineering. — Dordrecht: Kluwer Academic Press, 1989. — 278 p.
4. Ротштейн А.П., Ракитянская А.Б. Решение задач диагностики на основе нечетких отношений и генетического алгоритма // Кибернетика и системный анализ. — 2001. — № 6. — С. 162–170.
5. Ротштейн А.П., Ракитянская А.Б. Диагностика на основе нечетких отношений // Автоматика и телемеханика. — 2007. — № 12. — С. 113–130.
6. Rotshtein A., Rakytyanska H. Diagnosis problem solving using fuzzy relations // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. — 2008. — **16**, N 3. — P. 664–675.
7. Chen L., Wang P.P. Fuzzy relation equations. I: The general and specialized solving algorithms // Soft Computing. — 2002. — **6**. — P. 428–435.
8. Chen L., Wang P.P. Fuzzy relation equations. II: The branch-point-solutions and the categorized minimal solutions // Ibid. — 2007. — **11**. — P. 33–40.
9. Shieh B.-S. Deriving minimal solutions for fuzzy relation equations with max-product composition // Information Sciences. — 2008. — **178**, N 19. — P. 3766–3774.
10. Gen M., Cheng R. Genetic algorithms and engineering design. — New York: John Wiley & Sons, 1997. — 352 p.
11. Rotshtein A. Design and tuning of fuzzy rule-based systems for medical diagnosis // Fuzzy and Neuro-Fuzzy Systems in Medicine / Ed. by N.-H. Teodorescu, A. Kandel, L. Gain. — Boca-Raton: CRC Press, 1998. — P. 243–289.
12. Ротштейн А.П., Кательников Д.И. Идентификация нелинейных объектов нечеткими базами знаний // Кибернетика и системный анализ. — 1998. — № 5. — С. 53–61.
13. Ротштейн А.П., Лойко Е.Е., Кательников Д.И. Прогнозирование количества заболеваний на основе экспертно-лингвистической информации // Там же. — 1999. — № 2. — С. 178–185.
14. Ротштейн А.П., Митюшкин Ю.И. Нейро-лингвистическая идентификация нелинейных зависимостей // Там же. — 2000. — № 2. — С. 179–181.
15. Ротштейн А.П., Митюшкин Ю.И. Извлечение нечетких баз знаний из экспериментальных данных с помощью генетического алгоритма // Там же. — 2001. — № 4. — С. 45–53.
16. Rotshtein A., Posner M., Rakytyanska H. Fuzzy IF-THEN rules extraction for medical diagnosis using genetic algorithm // WSEAS Transactions on Systems. — 2004. — **2**, N 3. — P. 995–1001.
17. Ротштейн А.П., Ракитянская А.Б. Нечеткая модель прогнозирования с генетико-нейронной настройкой // Изв. РАН. Теория и системы управления. — 2005. — № 1. — С. 110–119.
18. Цыпкин Я.З. Основы информационной теории идентификации. — М.: Наука, 1984. — 320 с.

Поступила 19.03.2007

После доработки 12.11.2008