УДК 519.68

МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ НЕЙРО-НЕЧЕТКОГО УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМ ПРОЦЕССОМ

Ю.И. Кудинов, А.Ю. Келина, Е.А. Халов

Липецкий государственный технический университет

Представлена членом редколлегии профессором Ю.Л. Муромцевым

Ключевые слова и фразы: алгоритм обучения; модель регулятора; модель управления; нечеткая модель; параметрическая идентификация; структурная идентификация; теория нечетких множеств.

Аннотация: Рассматривается методика создания математических моделей управления на основе методов теории нечетких множеств и нейронных сетей.

Большинство технологических процессов в различных отраслях промышленности относится к классу плохо определенных объектов, которые характеризуются высокой сложностью и слабой изученностью связей, а также наличием неслучайных помех и значительных погрешностей измерения.

Типичным представителем такого рода объектов является стадия душирования на листопрокатном стане 2000, схема которой изображена на рис. 1.

Душирующая установка оснащена системой автоматического управления, которая в зависимости от толщины полосы H – (x_1), температуры конца прокатки T_k – (x_2), разности $DT = T_k - T_C^H$ – (x_3) температуры конца прокатки T_k и номинальной температуры смотки T_C^H, скорости полосы V – (x_4), температуры $T_в$ – (x_5) и давления $P_в$ – (x_6) охлаждающей воды поддерживает температуру смотки T_C – (x_7), близкую к номинальной T_C^H – (x_7^H), путем включения определенного числа N_0 – (u) охлаждающих полусекций (ПС1÷ПС80).

На основании накопленной информации $I = \langle \boldsymbol{x}, \hat{u} \rangle$ и опыта эксплуатации установки строится модель управления

$$\hat{u} = f(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{c}), \tag{1}$$

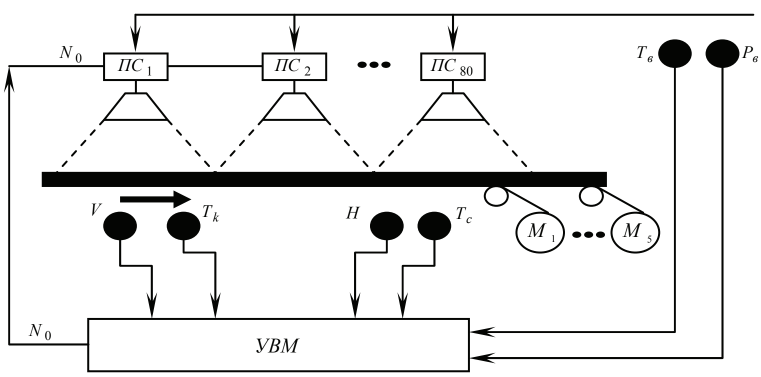

Рис. 1 Схема душирующей установки

определяющая управление $\hat{u}$, обеспечивающее выполнение условия $x_7 = x_7^H$ при известном значении входа $\boldsymbol{x} = (x_1, ..., x_6)$.

Однако в некоторых случаях наблюдается чрезмерное рассогласование $\Delta x_7 = x_7 - x_7^H$, которое устраняет быстродействующий регулятор

$$u_p = f_p(\boldsymbol{x}_p, \boldsymbol{c}_p) \tag{2}$$

с управляющим воздействием u_p (число включенных полусекций), зависящим в основном от толщины полосы x_1, скорости прокатки x_4 и рассогласования Δx_7, т.е. $\boldsymbol{x}_p = (x_1, x_4, \Delta x_7)$.

Математические модели управления (1) и регулятора (2) должны легко настраиваться на меняющиеся условия производства путем уточнения векторов $\boldsymbol{c}$ и $\boldsymbol{c}_p$ с помощью соответствующих алгоритмов обучения

$$\boldsymbol{c} = \Psi(\boldsymbol{x}, \hat{u}) \tag{3}$$

и

$$\boldsymbol{c}_p = \Psi_p(\boldsymbol{x}_p, u_p). \tag{4}$$

Рассмотрим процесс построения моделей управления и регулятора, а также их алгоритмов идентификации и обучения.

Математическими моделями управления (1) и регулятора (2) являются нечеткие модели со структурой Суджено [1], состоящие из продукционных правил:

$$\text{если } x_1 \text{ есть } X_1^\theta, \ x_2 \text{ есть } X_2^\theta, ..., \ x_k \text{ есть } X_k^\theta, \tag{5}$$
$$\text{то } \ y^\theta = b_0^\theta + b_1^\theta x_1 + ... + b_k^\theta x_k, \quad \theta = \overline{1, N},$$

с нечеткими множествами X_l^θ, $l = \overline{1, k}$ в посылках и линейной зависимостью, связывающей вход $\boldsymbol{x} = (x_1, x_2, ..., x_k)$ и выход y^θ в заключении. Точность аппроксимации данных такой моделью зависит от правильности выбора нечетких множеств X_l^θ, величины коэффициентов $b_0^\theta, b_1^\theta, ..., b_k^\theta$ и числа правил N. Основной характеристикой, задающей нечеткое множество X, является функция принадлежности $X(x)$, которая имеет вид сигмоиды

$$X(x) = (1 + \exp(d_1(x + d_2)))^{-1}. \tag{6}$$

Механизм определения выхода $\hat{y}$ по нечеткой модели (5) при задании входов x_l^0, функций принадлежности $X_l^\theta(x_l)$ и коэффициентов $b_0^\theta, b_1^\theta, ..., b_k^\theta$, $\theta = \overline{1, N}$, $l = \overline{1, k}$ линейных уравнений

$$y^\theta = b_0^\theta + b_1^\theta x_1 + ... + b_k^\theta x_k, \qquad \theta = \overline{1, N}, \tag{7}$$

иллюстрируется нечеткой пятислойной нейронной сетью, изображенной на рис. 2 [2].

В первом слое X_l^θ вычисляются степени принадлежности $X_1^\theta(x_1^0), ..., X_k^\theta(x_k^0)$ θ-го правила по формуле (6), а во втором слое M^θ – значения истинности посылок w^θ с помощью операции конъюнкции (минимизации) $w^\theta = \min\left\{X_1^\theta(x_1^0), X_2^\theta(x_2^0), ..., X_k^\theta(x_k^0)\right\}$.

В третьем слое NR^θ определяются относительные нормализованные значения истинности посылок $\beta^\theta = w^\theta / (w^1 + w^2 + ... + w^N)$. В четвертом слое φ^θ значения β^θ умножаются на значения выхода y^θ, рассчитанные по линейным

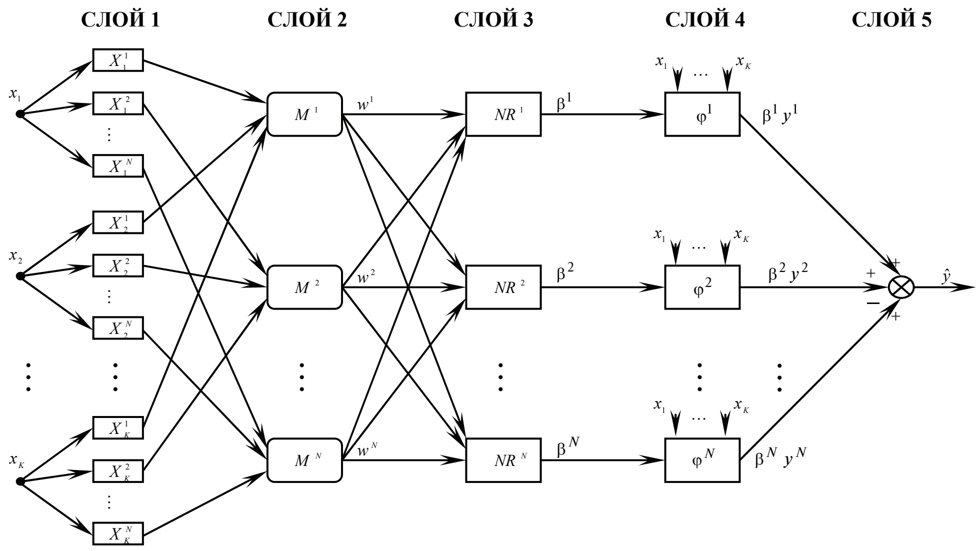

Рис. 2 Нечеткая нейронная сеть

уравнениям (7) при подстановке $x_1^0,\ x_2^0, ...,\ x_k^0$. В последнем пятом слое итоговое значение $\hat{y}$ по всем правилам находится как средневзвешенная сумма $y = \sum_{\theta=1}^{N} \beta^\theta y^\theta$.

В работе [1] показано, что текущую адекватность нечеткой модели можно обеспечить путем уточнения коэффициентов $b_l^\theta,\ l = \overline{0,k}$ линейных уравнений (7) и параметров $d_{1l}^\theta,\ d_{2l}^\theta,\ l = \overline{1,k},\ \theta = \overline{1,N}$ функций принадлежности с помощью алгоритмов обучения, которые становятся работоспособными после того, как задана ее структура, т.е. количество нечетких правил N, для определения которого следует использовать алгоритм структурной идентификации ψ, оснащенный алгоритмом параметрической идентификации ψ_b коэффициентов b_l^θ.

Начнем с описания алгоритма параметрической идентификации ψ_b. Пусть заданы наборы значений входных $x_{1j}, x_{2j}, ..., x_{kj}$ и выходной $y_j,\ j = \overline{1,m}$, переменных. Вектор параметров $\boldsymbol{b}_j = \left[b_{0j}^1, ..., b_{0j}^N, b_{1j}^1, ..., b_{1j}^N, ..., b_{kj}^1, ..., b_{kj}^N\right]^T$ для j-го набора данных определяется многошаговым методом наименьших квадратов [3]. Задаются начальные значения элементов вектора $\boldsymbol{b}_0 = 0$ и корректирующей матрицы

$$S_0 = \begin{vmatrix} \alpha & 0 & ... & 0 \\ 0 & \alpha & ... & 0 \\ ... & ... & ... & ... \\ 0 & 0 & ... & \alpha \end{vmatrix},$$

где α - достаточно большое число.

Для j-го набора данных вычисляется корректирующая матрица $S_{j+1} = S_j - \dfrac{\left(S_j \boldsymbol{x}_{j+1}\right)^T \boldsymbol{x}_{j+1} S_j}{1 + \boldsymbol{x}_{j+1}^T S_j \boldsymbol{x}_{j+1}}$ и вектор коэффициентов $\boldsymbol{b}_{j+1} = \boldsymbol{b}_\mathrm{j} + S_{j+1}\boldsymbol{x}_{j+1}\left(y_{j+1} - \boldsymbol{x}_{j+1}^T \boldsymbol{b}_j\right)$.

Искомое значение вектора $\boldsymbol{b}$ равно $\boldsymbol{b}_m$.

Алгоритм структурной идентификации ψ_s начинается с выбора нечеткой модели с минимальным значением критерия

$$J(y) = \mathbf{M}\left(\left|y - f(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{b}, \boldsymbol{d})\right| / y\right) \tag{8}$$

из некоторого числа предъявленных моделей. На первой итерации имеется лишь одна модель, поэтому данное действие не применяется. В найденной нечеткой модели определяется правило с наибольшим значением частного критерия, аналогичного критерию (8). Например, частный критерий θ-го правила J^{θ} имеет вид

$$J^{\theta} = \mathbf{M}\left(\left|y - y^{\theta}\right| / y\right), \quad \theta = \overline{1, N}. \tag{9}$$

Правило, имеющее наибольшую погрешность (9), оказывает основное влияние на общий критерий качества (8), поскольку его величина равна или очень близка среднему значению частных критериев (9), т.е. $\overline{J} \approx N^{-1} \sum_{\theta=1}^{N} J^{\theta}$.

В указанном правиле производится разбиение входного пространства каждой переменной x_l, $l = \overline{1, k}$, и параметрическая идентификация ψ_b каждой нечеткой модели.

Обучение нечеткой нейронной сети, реализующей модель управления, заключается в уточнении вектора параметров $\boldsymbol{c} = (b, d)$ методом обратного распространения ошибки с использованием градиентной минимизации по формуле

$$\boldsymbol{c}(\lambda+1) = \boldsymbol{c}(\lambda) + \Delta c(\lambda)$$

с рабочим шагом $\Delta \boldsymbol{c} = \alpha(\partial E / \partial \boldsymbol{c})$, где α – величина скорости обучения, а E – квадратическая ошибка обучения, равная $E = 0,5 \sum_{j=1}^{m} (y_j - \hat{y}_j)^2$.

Определим выражения для отрицательных производных E по b_l^i, $i = \overline{1, N}$, $l = \overline{1, k}$

$$-\frac{\partial E}{\partial b_l^{\theta}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial \hat{y}_j}{\partial Z} \cdot \frac{\partial Z}{\partial \varphi^i} \cdot \frac{\partial \varphi^i}{\partial b_l^i} = \sum_{j=1}^{m} (y_j - \hat{y}_j) \frac{1}{\sum_{\theta=1}^{N} w^{\theta}} w^i x_l, \text{ где } Z = \sum_{\theta=1}^{N} w^{\theta} \varphi^{\theta}.$$

Отрицательные частные производные E по d_l^i имеют вид

$$-\frac{\partial E}{\partial d_l^i} = \frac{\partial E}{\partial \hat{y}_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial w^i} \cdot \frac{\partial w^i}{\partial X_l^i} \cdot \frac{\partial X_l^i}{\partial \ d_l^i} = \sum_{j=1}^{m} (y_j - \hat{y}_j) \frac{1}{\sum_{\theta=1}^{N} w^{\theta}} \cdot \frac{\partial w^i}{\partial X_l^i} \cdot \frac{\partial X_l^i}{\partial \ d_l^i} =$$

$$= \sum_{j=1}^{m} (y_j - \hat{y}_j) \frac{\sum_{\theta=1}^{N} w^{\theta} (y^i - y^{\theta})}{\left(\sum_{\theta=1}^{N} w^{\theta}\right)^2} \frac{\partial w^i}{\partial X_l^i} \cdot \frac{\partial X_l^i}{\partial \ d_l^i}.$$

Производная $\dfrac{\partial X_l^i}{\partial d_l^i}$ по $d_{1,l}^i$ или $d_{2,l}^i$ имеет вид

$$\frac{\partial X_l}{\partial d_{1,l}^i} = X_l^i(x_l)(1 - X_l^i(x_l))(x_l + d_{2,l}^i) \text{ или } \frac{\partial X_l}{\partial d_{2,l}^i} = X_l^i(x_l)(1 - X_l^i(x_l)) d_{1,l}^i.$$

Применяя алгоритмы параметрической $\psi_в$ и структурной ψ идентификации, а также алгоритм обратного распространения ошибки для уточнения параметров функций принадлежности $d_{1,l}^{\theta}$, $d_{2,l}^{\theta}$ и коэффициентов линейных уравнений b_l^{θ}, $l = \overline{0,k}$, $\theta = \overline{1,N}$, были получены нечеткая модель управления (1), состоящая из 9 правил, и нечеткая модель регулятора (2), имеющая 3 правила, типа (5). Предложенная методика создания моделей на основе методов теории нечетких множеств и нейронных сетей позволяет эффективно решать задачи управления технологическими процессами.

Список литературы

1. Моделирование технологических и экологических процессов / Ю.И. Кудинов, А.Г. Венков, А.Ю. Келина. - Липецк: ЛЭГИ, 2001. - 131 с.
2. Jong J.-S.R. ANFIS: Adaptive - Network - Based Fuzzy Inference System // IEEE Trans. Systems Man and Cybernet. - 1993. - V. 23, No 3. - Pp. 665-685.
3. Цыпкин Я.З. Основы информационной теории идентификации. - М.: Наука, 1984. - 320 с.

Models and Algorithms of Neuron Fuzzy Control for Technological Process

Yu.I. Kudinov, A.Yu. Kelina, Ye.A. Halov

Lipetsk State Technical University

Key words and phrases: teaching algorithm; model of regulator; control model; parametrical identification; structural identification; theory of fuzzy sets.

Abstract: The theory of creating mathematical control models on the basis of theory of fuzzy sets and neuron nets is considered.

Modelle und Algorithmen der neurounscharfen Steuerung vom technologischen Prozeß

Zusammenfassung: Es wird die Methodik der Schaffung der mathematischen Steuerungsmodelle auf Grund der Methoden der Theorie von unscharfen Mengen und Neuronnetzen betrachtet.

Modèles et algorithmes de la gestion neuro-floue du processus technologique

Résumé: On examine la méthode de la création des modèles mathématiques de la gestion à la base de la théorie des ensembles flous et des réseaux de neurons.