

УДК 004.383.8.032.26

**ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ  
В СИСТЕМЕ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМ ПРОЦЕССОМ  
ТЕКСТИЛЬНОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ**

**APPLICATION OF NEURAL NETWORKS  
IN THE PROCESS CONTROL SYSTEM OF THE TEXTILE INDUSTRY**

*Л.Н. ЕСМАХАНОВА, М.Ш. ДЖУНИСБЕКОВ, Т.К. ТЕМИРГАЛИЕВ, А.С. ТЛЕШОВА*  
*L.N. YESMAKHANOVA, M.SH. DZHUNISBEKOV, T.K. TEMIRGALIYEV, A.S. TLESHOVA*

**(Таразский государственный университет имени М.Х.Дулати, Республика Казахстан)**

**(Taraz State University named after M.Kh. Dulaty, Republic of Kazakhstan)**

E-mail: laura060780@mail.ru

*В статье описываются нечеткая логика и искусственные нейронные сети, которые используются в системах контроля и диагностики технологических процессов. Приведены два типа нейронных сетей: FNN и RBFN. Рассматриваются различия трех типов нейро-нечеткой модели. Отмечается эффективность искусственных нейронных сетей в текстильной промышленности, применение которых регулирует технологические процессы.*

*The article describes fuzzy logic and artificial neural networks that are used in systems for monitoring and diagnostics of technological processes. There are two types of neural networks: FNN and RBFN. Differences of three types of neuro-fuzzy model are considered. The effectiveness of artificial neural networks in the textile industry, the use of which regulates technological processes, is noted.*

**Ключевые слова:** нейронная оценка, модель, управление, нечеткая логика, система, контроллер.

**Keywords:** neural evaluation, model, control, fuzzy logic, system, controller.

Одним из перспективных направлений применения искусственных нейронных сетей (ИНС) является промышленное производство. В легкой и текстильной промышленности ощутима тенденция перехода к производственным модулям с высоким уровнем автоматизации, которая требует увеличения количества интеллектуальных саморегулирующихся и самонастраивающихся машин. Однако в связи с ростом информационных технологий современное производство постоянно усложняется. А значит с этим возрастает интерес к альтернативным подходам моделирования производственных процессов с использованием нейронных сетей, предоставляющим возможности создавать модели, работающие в реальном времени с малыми погрешностями, способные дообучаться в процессе использования.

В области обнаружения неисправностей использование ИНС позволяет в режиме реального времени следить за состоянием оборудования, выявлять отклонения и предупреждать наступление аварийных ситуаций.

Применение искусственных нейронных сетей в промышленности можно разделить на аппроксимацию, оценку, моделирование, диагностику, управление, отбор и классификацию данных и изображений. Возможности, разнообразие и гибкость искусственных нейронных сетей эффективны в управлении процессом сжигания промышленной пыли, который является экологической проблемой таких текстильных производств, как первичная обработка шерсти, первичная обработка хлопка.

В моделирующей схеме комплексного управления процессом выброса промышленной пыли применяется нейронная структура оценка вредных выбросов в атмосферу с использованием модели NNFIR (Neural Network Finitemimo Impulse

Response), которая описывается следующим выражением:

$$y(t) = g[\phi(t), \theta] + e(t), \quad (1)$$

где  $t$  – время;  $y(t)$  – выход модели является вектором, содержащим  $\theta$  веса полотна,  $g$  – является нелинейной функцией, которая реализуется нейронной сетью, и  $e(t)$  белым шумом. Вектор регрессии  $\phi(t)$  модели NNFIR описывает отношение:

$$\phi(t) = [u(t - n_k), \dots, u(t - n_b - n_k + 1)], \quad (2)$$

где  $u$  – модель ввода;  $n_b, n_k$  – его параметры.

Эта базовая модель лабораторно была реализована в виде различных перцептрона трехслойной эмиссии сети (рис 1 – сравнение измерений эмиссии выбросов (сплошная линия) с оценкой связи на основе измерений оптического зонда (пунктирная линия)).

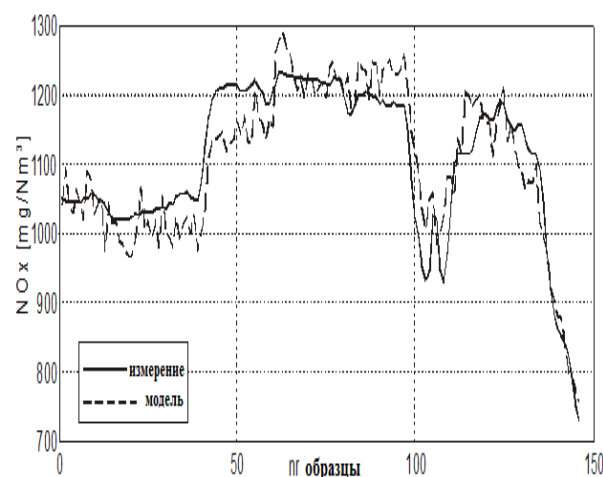


Рис. 1

Система управления оценки процесса выбросов в окружающую среду показана рис. 2.

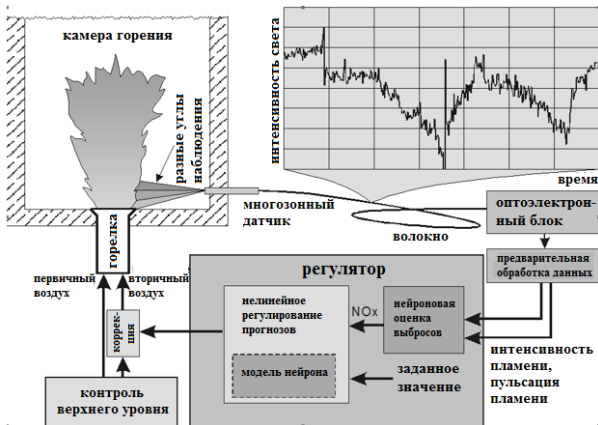


Рис. 2

Для контроллера оценки качества технического регулирования воздуха принят квадратный коэффициент, который принимает следующий вид:

$$J(t, U(t)) = \sum_{i=N_1}^{N_2} [r(t+i) - \hat{y}(t+i)]^2 + \rho \sum_{i=1}^{N_u} [\Delta u(t+i-1)]^2 \quad (3)$$

где  $U(t)$  – вектор управления;  $r$  – заданное значение управления;  $N_1, N_2$  – начало и конец горизонта прогнозирования;  $N_u$  – контроль длины горизонта;  $\hat{y}$  – выходное значение модели;  $\rho$  – изменение веса органов управления затухания в зависимости от отклонения, а  $\Delta u$  – приращения селективную контрольного сигнала.

Таким образом, квадратный коэффициент управления сводится к минимуму в структуре нелинейного прогнозирующего контроллера (NPC) в нейронной модели процесса.

Нечеткая логика и искусственные нейронные сети используются часто в системах контроля и диагностики технологических процессов. Нечеткая логика является очень эффективным способом для использования знаний экспертов и практического опыта операторов процесса [1]. Объединяя эти два компонента, получаем более эластичную систему, то есть нейро-нечеткую систему, которая осуществляется на основе двух типов нейронных сетей: 1) стандартный многоходовой сигнал, распространяющийся "вперед" FNN (Feedforward NeuralNetwork); 2) радиальная базисная

функция нейронной сети RBFNN (RadialBasisFunctionNeuralNetwork).

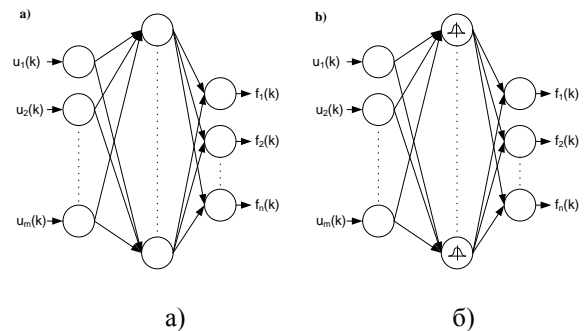


Рис. 3

Нейронная сеть типа FNN (рис. 3-а) является односторонней многослойной сетью, которая состоит из систем стандартных нейронов с нелинейной функцией активации.

Нейронные сети типа RBFNN (рис. 3-б) дают возможность наиболее естественного перехода от нечеткой логики к нечеткой нейронной сети. Сети RBFNN состоят из радиальных нейронов, которые строятся иначе, чем нейроны в сетях FNN [2]. Принцип построения такой структуры нейронов показан на рис. 4.

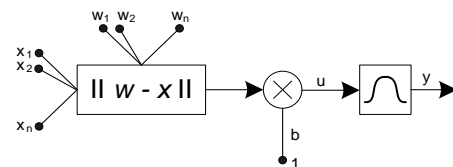


Рис. 4

Принцип действия радиального нейрона включает в себя первое вычисление евклидова расстояния между вектором веса  $w_1 w_2 \dots$  и вектором входных сигналов  $x_1 \dots x_2$  и умножается на константу  $b$ , то есть:

$$u = \|w - x\| b \quad (4)$$

Функция активации  $f(u)$  – это кривая Гаусса  $N(0,1)$ , которая ограничивает нейронную систему, построенную с использованием гауссовой функции принадлежности.

Для обучения обоих типов алгоритма в сети используется обратное распространение, целью которого является выбор весов

w и порог b, чтобы свести к минимуму ошибку, определяемую по формуле:

$$e = \frac{1}{2}(y(x) - d)^2, \quad (5)$$

где  $y(x)$  – значение выходного вектора для текущих входных значений  $x$ ;  $d$  – требуемое значение выходного сигнала.

Нейро-нечеткие системы успешно используются для моделирования производственных технологических процессов. Важным их преимуществом является возможность моделировать нелинейные объекты. Их структура аналогична структуре нейро-нечетких моделей.

Существуют три типа нейро-нечеткой модели (контроллеры). Они отличаются между собой моделями с: - выходом в виде твердого вещества (Singleton); - линейной комбинацией выходных - модели Такаги-Сугено; - выходами в виде нечетких множеств.

Нейро-нечеткая модель с выходами в виде множеств определяется как набор правил:

$$R_i: \text{Если } x_1 \text{ то } A^i_1 \dots x_N, \text{ если } A^i_N, \text{ то } y = y_i. \quad (6)$$

Слои А-D соответствуют условиям правила. Слои А, В, С вычисляют степень членства в нечетких множествах значений для каждого входного сигнала путем зависимости от функции Гаусса:

$$\mu_{ji}(x_j) = \exp\left\{-\left[\frac{w_g}{w_c}(x_j + x_c)\right]^2\right\}. \quad (7)$$

Слой D вычисляет степень выполнения каждого правила.

$$\forall 1 \leq k \leq K y_k = f_k\left[\sum_{j=1}^H w_{jk} f_j\left(\sum_{i=1}^P w_{ij} u_i - \theta_j\right) - \theta_k\right]. \quad (10)$$

В дополнение к диагностике моделирования промышленных технологических процессов нейро-нечеткая система используется в нечеткой оценке выбросов вредных веществ в атмосферу и определения места повреждения текстильной продукции или сырья.

Выход рассчитывается в слое E в соответствии со следующим уравнением:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^m t_i w_y}{\sum_{i=1}^m t_i}. \quad (8)$$

Модели Такаги-Сугено определяются следующими правилами:

$$R_i: \text{Если } x_1 \text{ то } A^i_1 \dots x_N \text{ если } A^i_N \text{ то } y = f_i(x) = a_0 + a_1 x_1 + \dots + a_N x_N. \quad (9)$$

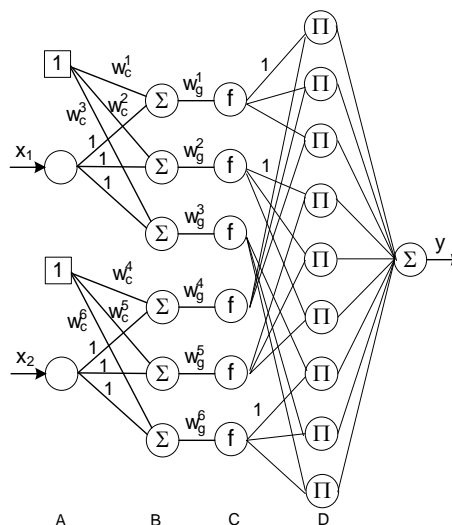


Рис. 5

Пример сети с двумя входами системы  $x_j$  и 9 правилами гауссовыми функциями показан рис. 5.

Слой E - I ответственны за нечеткий логический вывод процесса. Выход в слое I рассчитывается в соответствии с соотношением (10), в котором вместо  $w_y$  введены значения функции  $f_i(x)$ .

Пример программы такой системы представлен на рис. 6 (нейро-нечеткая оценка выбросов вредных веществ и определение места повреждения). Слои А – С находятся в процессе нечеткой оценки выбросов  $r_j$ . В слое D рассчитывается коэффициент  $\mu_{fk}$ .

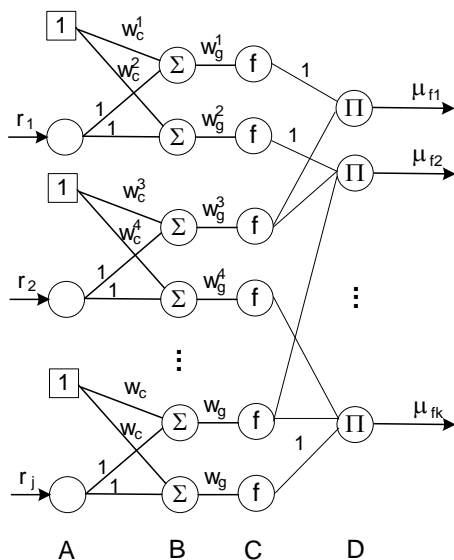


Рис. 6

Введение в систему нечетких алгоритмов обучения нейронных сетей расширяет их возможности регулирования и адаптации. Параллельно с созданием нейро-нечетких систем разработано достаточно большое количество программ для проектирования и моделирования подобных систем. Большинство программ ограничиваются только возможностью построения модели Такаги-Сугено. Примером этого является модуль ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System), который прилагается к пакету FuzzyLogicToolbox в Matlab.

На основе полученных результатов можно сказать, что использование нейронной оценки в алгоритмах параметров управления позволяет эффективно моделировать

сложные процессы, к которым, безусловно, относится процесс сжигания промышленной пыли.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Основы мехатроники [Электронный ресурс] / сост. С.А. Храменко. – Красноярск: Сиб. федер. ун-т, 2013.
2. Методы робастного, нейро- нечеткого и адаптивного управления / Под ред. Н.Д. Егупова. – М.: МГТУ, 2002.
2. Аскарлова А.С., Болегенова С.А., Максимов В.Ю., Бекмухамет А. Влияние размеров расчетной сетки на результаты компьютерного моделирования процессов паро- тепломассопереноса в камерах сгорания // Мат. 18 Всерос. научн. конф. молодых ученых (ВНКСФ-18). – Красноярск, 2012. С.701...702.

#### REFERENCES

1. Osnovy mekhatroniki [Elektronnyy resurs] / sost. S.A. Khramenko. – Krasnoyarsk: Sib. feder. un-t, 2013.
2. Metody robastnogo, neyro- nechetkogo i adaptivnogo upravleniya / Pod red. N.D. Egupova. – M.: MGTU, 2002.
2. Askarova A.S., Bolegenova S.A., Maksimov V.Yu., Bekmukhamet A. Vliyanie razmerov raschetnoy setki na rezul'taty komp'yuternogo modelirovaniya protsessov paro- teplomassoperenosa v kamerakh sgoraniya // Mat. 18 Vseros. nauchn. konf. molodykh uchenykh (VNKSF-18). – Krasnoyarsk, 2012. S.701...702.

Рекомендована кафедрой автоматки и телекоммуникаций. Поступила 20.01.20.