



## БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Громов Ю.Ю., Татаренко С.И. Программирование на языке СИ. Тамбов, 1995. 169 с.
2. Орешков В.И., Паклин Н.Б. Бизнес-аналитика: от данных к знаниям. СПб.: Питер, 2013. 624 с.
3. Брюс Эккель. Философия Java. СПб.: Питер, 2009. 638 с.
4. Стив Макконнелл. Совершенный код. СПб.: Питер, 2007. 896 с.
5. Скотт Урман, Рон Хардман, Майкл МакЛафлин. Oracle Database 10g. Программирование на языке PL/SQL. М., 2007. 792 с.
6. Коннор МакДональд, Хаим Кац, Бек Кристофер. Oracle PL/SQL для профессионалов: практические решения. СПб., 2005. 560 с.
7. Кирьянчиков В.А. Качество и надежность программного обеспечения. СПб.: СПбГЭТУ, 2001. 57 с.
8. Константайн Л., Локвуд Л. Разработка программного обеспечения. СПб.: Питер, 2004. 592 с.

УДК 519.711

**Александров Илья Михайлович**,  
инженер вычислительного центра, Ангарская государственная техническая академия,  
тел. 8 (904) 129-96-32, e-mail: mozg@agta.ru  
**Бадеников Артём Викторович**,  
к. т. н., доцент, ректор, Ангарская государственная техническая академия,  
тел. (8-3955) 67-18-32, e-mail: info@agta.ru  
**Евсеева Лариса Геннадьевна**,  
к. х. н., доцент, зав. кафедрой «Высшая математика»,  
Ангарская государственная техническая академия, тел. (8-3955) 51-29-50, e-mail: evseveeva67@mail.ru

## НЕЙРО-НЕЧЁТКАЯ АДАПТИВНАЯ СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В ТЕХНОЛОГИЧЕСКОМ ПРОЦЕССЕ

I. M. Aleksandrov, A. V. Badenikov, L. G. Evseveeva

## NEURO-FUZZY ADAPTIVE DECISION SUPPORT SYSTEMS IN TECHNOLOGICAL PROCESS

**Аннотация.** В статье рассматриваются показатели эффективности технологического процесса, которые можно представлять в виде лингвистических переменных и оценивать с помощью термов, что позволяет применять нечеткие системы. Предлагается метод автоматизации принятия решения в условиях неопределенности, основанный на применении виртуального датчика, построенного на основе нечеткой нейронной продукционной сети. Полученный метод повышает эффективность управления технологическим объектом, оптимизируя параметры, влияющие на целевой продукт производства. В работе описана структура нейро-нечеткой системы и процесс ее обучения. Предлагается использовать мнение эксперта для обучения нечеткой нейронной продукционной сети, что позволит расширить границы точности измерения неизмеримых и трудноизмеримых параметров целевого продукта технологического процесса. Приведены примеры использования предлагаемых методов повышения эффективности управления технологическим процессом.

**Ключевые слова:** нейро-нечеткая продукционная сеть, адаптивная система, принятие решения, эффективность технологического процесса.

**Abstract.** The article discusses the performance indicators of the process that can be represented in the form of linguistic variables and evaluated using terms which allows the use of fuzzy systems. A method of automating decision-making under uncertainty based on the use of virtual sensor based on fuzzy neural network of production is proposed. The resulting method improves the efficiency of the control of technological units, optimizing the parameters that influence the production of the desired product. The paper describes the structure of the neuro-fuzzy system and the process of its training. It is proposed to use expert opinion to train the fuzzy neural network of production, which will expand the boundaries of measurement accuracy of immeasurable and difficult to measure parameters of the desired product of the process. Examples of the use of the proposed methods for increasing the efficiency of the process control are given.

**Keywords:** neuro-fuzzy network, adaptive system, decision, efficiency of the process.

### Введение

Один из подходов в развитии действующих технологий или разработке новых технологий — это из конечного множества имеющихся вариантов решений найти лучший. Технологии могут включать как завершённые, так и незавершённые процессы. Каждый технологический процесс включает совокупность технологий, ресурсы и определенное время для его выполнения. Сформулируем набор показателей эффективности технологического процесса  $I = I(I_n, G, T, R)$ , где  $I$  — технологический процесс,  $I_n$  — его начальное со-

стояние,  $G$  — цель,  $T$  — правила перехода от одного состояния к другому,  $R$  — ресурсы, используемые при этом. В показатели оценки включим:

- финансовые результаты реализации процесса;
- воздействие рассматриваемого технологического процесса на другие процессы;
- экологичность процесса;
- качество готовой продукции.

Все эти факторы содержат в себе значительную долю непредсказуемости. Таким образом, при оценке проекта технологии, как правило, имеют



дело с типичной задачей принятия решений в условиях неопределенности.

В работе предлагается метод оценки эффективности технологического процесса, основанный на использовании нейро-нечеткого вывода, объединяющего в себе элементы нечеткой логики и способность к обучению нейронных сетей, с применением уточняемых нечетких множеств, для которых функции принадлежности могут быть скорректированы с помощью нейронной сети структуры типа Ванга – Менделя [1].

Все критерии можно разделить на группы:

- критерии, связанные с процессом производства и его стратегией;
- рыночные критерии;
- научно-технические критерии;
- внешние и экономические критерии.

Все вышеперечисленные показатели эффективности технологического процесса обладают определенной степенью нечеткости и хорошо описываются лингвистическими понятиями «высокий», «средний», «низкий» и т. д. Многие из критериев плохо поддаются числовому выражению, поэтому удобно использовать нечеткую логику для описания зависимости эффективности технологического процесса от выбранных качественных критериев. Количество знаний о конкретном технологическом процессе в целом накопленных с течением времени, уменьшают степень неопределенности. Эти знания в дальнейшем используются для обучения системы оценки параметров технологического процесса и увеличения точности ее предсказаний.

Система, основанная на объединении нечеткой логики и нейронных сетей, позволяет представлять знания и производить процесс самообучения на основе статистических данных (рис. 1).

### Нейро-нечёткая гибридная система

Структура данной нечеткой сети состоит из четырех слоев (рис. 2).

Первый слой выполняет фаззификацию входных переменных  $x_j$  ( $j=1, \dots, m$ ). Элементы этого слоя вычисляют значения функций принадлежности  $\mu_{ij}(x_j)$ , заданных гауссовыми функциями с параметрами  $a_{ij}$  и  $b_{ij}$  [2].

Функция принадлежности «ближайшей» окрестности для всех входов имеет вид гауссовой функции:

$$\mu_{ij}(x_i) = \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{x_i - a_{ij}}{b_{ij}} \right)^2 \right], \quad (1)$$

где  $i$  – номер входа,  $k$  – номер эксперимента,  $a$  – параметр центра функции,  $b$  – параметр ширины гауссовой функции.

Во втором слое, число элементов которого равно количеству правил в базе, осуществляется агрегирование степеней истинности предпосылок соответствующих правил.

В третьем слое первый элемент служит для активизации заключений правил ( $C_i$ ) в соответствии со значениями агрегированных в предыдущем слое степеней истинности предпосылок правил.

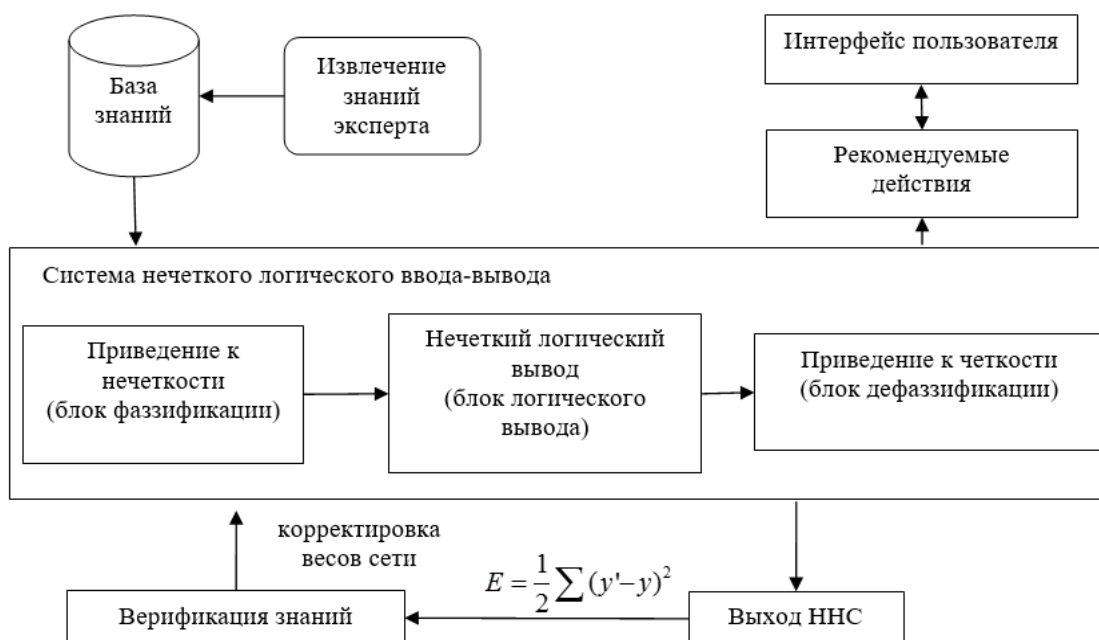


Рис. 1. Структура нейро-нечеткой системы

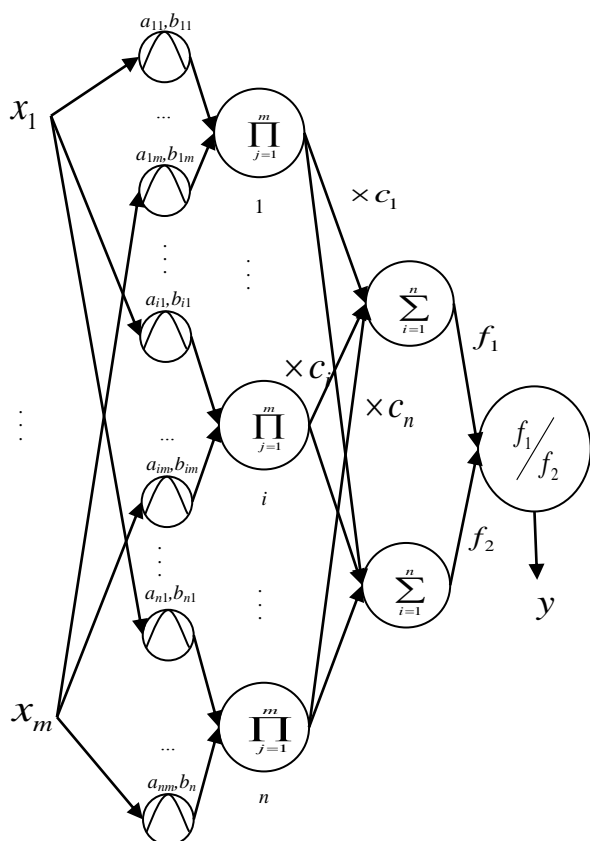


Рис. 2. Многослойная структура нечеткой нейронной продукционной сети Ванга–Менделя

Второй элемент слоя проводит вспомогательные вычисления для последующей дефаззификации результата.

Четвертый слой, состоящий из одного элемента, выполняет дефаззификацию выходной переменной по методу среднего центра.

Параметрическими слоями сети являются первый и третий, а настраиваемыми параметрами служат соответственно параметры  $a_{ij}$ ,  $b_{ij}$  и  $c_j$ .

При такой структуре нейронной сети возможно уточнение нечетких множеств как входных переменных, так и переменной вывода. Так как описанная структура является многослойной нейронной сетью с прямым распространением сигнала, то для ее обучения может быть применен алгоритм обратного распространения ошибки [3].

#### Обучение сети нечеткого вывода по алгоритму Ванга – Менделя

Задача сети Ванга – Менделя состоит в таком отображении пар данных  $(x, y(x))$ , чтобы ожидаемое значение, соответствующее выходному вектору  $x$ , формулировалось выходной функцией сети  $y(x)$ .

Обучение основано на минимизации целевой функции, задаваемой с использованием евклидовой нормы [4].

$$E = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (y^{(k)} - y^{(k)})^2, \quad (2)$$

где  $K$  – количество обучающих пар  $(x, y(x))$ .

Расчет градиента целевой функции (2) для одной пары данных принимает вид (3), (4):

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E^{(k)}(t)}{\partial a_{ij}(t)} = a_{ij}(t) - \eta \frac{2(x_j^{(k)} - a_{ij})(y^{(k)} - y^{(k)}) \prod_{j=1}^m \exp\left[-\left(\frac{x_j^{(k)} - a_{ij}}{b_{ij}}\right)\right]}{b_{ij}^2 \sum_{i=1}^n \prod_{j=1}^m \exp\left[-\left(\frac{x_j^{(k)} - a_{ij}}{b_{ij}}\right)\right]}, \quad (3)$$

$$b_{ij}(t+1) = b_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E^{(k)}(t)}{\partial b_{ij}(t)} = b_{ij}(t) - \eta \frac{2(x_j^{(k)} - a_{ij})^2 (y^{(k)} - y^{(k)}) (c_i - y^{(k)}) \prod_{j=1}^m \exp\left[-\left(\frac{x_j^{(k)} - a_{ij}}{b_{ij}}\right)\right]}{b_{ij}^2 \sum_{i=1}^n \prod_{j=1}^m \exp\left[-\left(\frac{x_j^{(k)} - a_{ij}}{b_{ij}}\right)\right]}. \quad (4)$$

#### Реализация нейро-нечеткой сети

Задачу оценки эффективности технологического процесса с учетом выбранных критериев можно формализовать с помощью определенного набора лингвистических переменных, среди которых может быть «Температура». Значениями такой лингвистической переменной могут быть термы «Горячий», «Теплый», «Прохладный», «Холодный» и т. д. Конечно, для реализации лингвистической переменной необходимо определить точные физические значения ее термов. Пусть, например, переменная «Температура» может принимать любое значение из диапазона от  $-40$  до  $+60$  градусов. Каждому значению из температурного диапазона может быть поставлено в соответствие некоторое число от нуля до единицы, которое определяет степень принадлежности данного физического значения температуры к тому или иному терму лингвистической переменной «Температура». Температуре в  $+30$  градусов можно задать степень принадлежности к терму «Горячий», равный  $0,8$ , а к терму «Теплый» –  $1$ . Конкретное определение степени принадлежности возможно только при работе с экспертами (см. рис. 3).

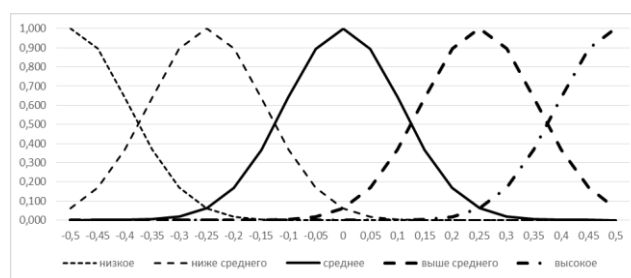


Рис. 3. График распределения термов

В реальных технологических условиях эффективность процесса определяется поведением



объекта за пределами нормального режима, поэтому экспертное мнение просто необходимо. Экспертное мнение в таком случае будет выглядеть как набор продукционных правил вида:

«Если  $x_1 = A_1$  и ... и  $x_n = A_n$ , тогда  $y = B$ », где  $x_i$  – входные переменные,  $y$  – выходная переменная,  $A_i$  и  $B$  – термы нечёткого множества, определённые каждый для своей переменной [5]. Например:

1. Если  $x_1$  = высокое и  $x_2$  = высокое, то  $y$  = выше среднего.
2. Если  $x_1$  = низкое и  $x_2$  = низкое, то  $y$  = низкое.

В качестве обучающей выборки использовались данные реального технологического объекта – ректификационной колонны К-11, являющейся частью узла выделения этан-этиленовой фракции (ЭЭФ) ОАО «АЗП» [6]:

- 1) температура зоны питания;
- 2) расход пара в Т-47;
- 3) ЭЭФ из Е-30;
- 4) температура верха колонны К-11;
- 5) расход питания колонны К-11.

Результат обучения сети представлен на рис. 4.



Рис. 4. Графики изменения концентрации этилена реальный (эксперимент) и моделируемый (ННС) в диапазоне обучения [7]

Эффективность алгоритмов обучения можно оценить с помощью величины:

$$q = \frac{\sum_{i=0}^N \sum_{j=1}^K \varepsilon_{ij}}{N}, \quad (5)$$

где  $N$  – количество итераций обучения;  $\varepsilon_{ij}$  – ошибка на каждом шаге. Чем меньше величина  $q$ , тем эффективнее обучение, поэтому в качестве критерия эффективности можно использовать и величину, обратную к  $q$ :

$$Q = \frac{1}{q} = \frac{N}{\sum_{i=0}^N \sum_{j=1}^K \varepsilon_{ij}}. \quad (6)$$

Графики изменения суммарной погрешности показаны на рис. 5.

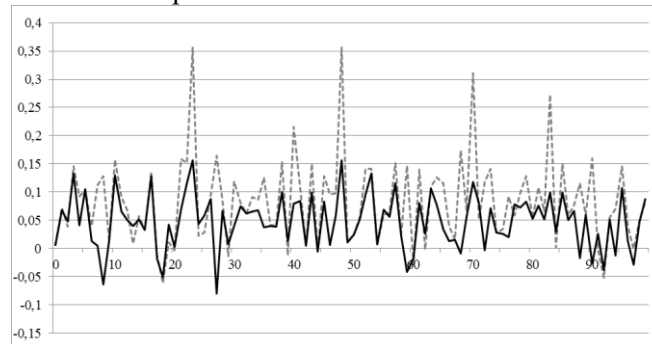


Рис. 5. Графики изменения суммарной погрешности для сети, реализующей алгоритм Ванга – Менделя: 1) с помощью обученной ННС (график пунктирной линией)  $Q = 15,85$ ; 2) и модернизированной экспертным мнением ННС (график сплошной линией)  $Q = 58,51$

Из графиков видно, что введение мнения эксперта существенно увеличивает эффективность алгоритма, практически устраняя проблему ошибочного принятия решения в условиях выхода технологического режима за пределы «нормального» состояния.

## БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Круглов В.В., Борисов В.В. Гибридные нейронные сети. Смоленск : Русич, 2001. 382 с.
2. Александров И.М., Благодарный Н.С. Использование экспертных знаний для построения виртуальных датчиков [Электронный ресурс] // Наука АГТА : сайт. URL: <http://sci.agta.ru/?p=30#more-30> (Дата обращения 21.10.2015).
3. Джефффри Е. Хинтон. Как обучаются нейронные сети // В мире науки. 1992. № 11. С. 103–107.
4. Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. Нечеткие модели и сети. М. : Горячая линия-Телеком, 2007. 284с.
5. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М. : Горячая линия-Телеком, 2002. 382 с.
6. Александров И.М., Благодарный Н.С. Построение виртуального датчика на примере датчика концентрации этан-этиленовой фракции ректификационной колонны : сб. тр. науч.-техн. конф. Иркутск, 2011. С. 51–61.
7. Александров И.М., Благодарный Н.С. Программная реализация нечеткой нейронной сети для оценки концентрации этилена верха колонны К-11 установки ЭП-300 // Вестник АГТА. 2012.