

СИНТЕЗ ФАЗЗИ-РЕГУЛЯТОРА ТЕМПЕРАТУРНОГО РЕЖИМА ПЛАВКИ В ЭЛЕКТРОТЕРМИЧЕСКИХ ПЕЧАХ НА ОСНОВЕ БАЗЫ ДАННЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА

Обухов А. Н., Разживин А. В.

Решена задача регулирования температурного режима плавки в электротермических печах с использованием численной базы знаний технологического процесса. Разработаны правила обработки получаемых данных и выдача требуемого управляющего воздействия. Рассмотрена методика синтеза фаззи-регулятора тепловым режимом плавки, который позволяет объединить численную информацию, представленную в форме обучающих данных, с лингвистической информацией, имеющей вид базы правил, созданных на основе численных данных. Формирование лингвистических знаний о протекании технологического процесса плавки задается директивным графиком, который может быть представлен в форме нечетких правил.

Вирішено завдання регулювання температурного режиму плавки в електротермічних печах з використанням чисельної бази знань технологічного процесу. Розроблені правила обробки одержуваних даних і видача необхідного керуючого впливу. Розглянуто методику синтезу фазі-регулятора тепловим режимом плавки, що дозволяє об'єднати чисельну інформацію, представлену у формі навчальних даних, з лінгвістичною інформацією, яка має вид бази правил, створених на основі чисельних даних. Формування лінгвістичних знань про протікання технологічного процесу плавки задається директивним графіком, що може бути представлений у формі нечітких правил.

The regulation problem of a temperature mode of fusion in electrothermal furnaces with use of the numerical knowledge base of technological process is solved is necessary. Rules of received data processing and delivery demanded operating influence are developed. The technique of synthesis a fuzzy-regulator, by a thermal mode of fusion which allows to unite the numerical information presented in the form of training data, with the linguistic information which is looking like rules base, created on the basis of numerical data has been considered. Formation of linguistic knowledge, the course of technological fusion process, is set by the directive schedule which can be presented in the form of indistinct rules.

Обухов А. Н.

канд. техн. наук, доц. кафедры ВМ ДГМА

Разживин А. В.

канд. техн. наук, ст. преп. кафедры АПП ДГМА

razzhivin@list.ru

УДК 681.2

Обухов А. Н., Разживин А. В.

СИНТЕЗ ФАЗЗИ-РЕГУЛЯТОРА ТЕМПЕРАТУРНОГО РЕЖИМА ПЛАВКИ В ЭЛЕКТРОТЕРМИЧЕСКИХ ПЕЧАХ НА ОСНОВЕ БАЗЫ ДАННЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА

Разработка системы управления тепловым режимом плавки технологического комплекса «ПЕЧЬ-КОВШ» предполагает адаптивное управление технологическим процессом с целью компенсации возмущающих воздействий (тепловых потерь), вариации параметров объекта (массы расплава), а также задания параметров плавки в соответствии с директивным графиком.

Обеспечение соответствия создаваемых АСУ предъявляемым требованиям, включая их адаптивные свойства при случайных возмущениях, предполагает разработку и использование нетривиальных законов управления. Перспективные пути решения этой проблемы связаны с комплексным применением современных интеллектуальных технологий для создания принципиально нового поколения систем автоматизации сложными динамическими объектами. Практическое применение интеллектуальной технологии нейросетевого (НС) регулирования позволит разработать регулятор, обладающий высокими адаптивными свойствами и большой функциональной гибкостью [1]. Высокую эффективность работы регулятора предполагается достичь путем использования обоснованного выбора информации из базы знаний.

Задачей использования нейронного регулятора является выдача скорректированного управляющего входного сигнала (номера ступени печного трансформатора), полученного из базы данных. Данная задача решается путем обучения НС на примерах из обучающего множества. Критерием обучения является среднеквадратичная ошибка обучения E [2–3].

Для получения ошибки обобщения и оценке времени прогнозирования поведения объекта управления необходима адаптация НС по тестовой выборке. В этом случае вычисляемая ошибка E будет внешним критерием, позволяющим оценить время прогнозирования по ошибке моделирования (скорости нагрева металла).

В связи с этим можно сформулировать следующие цели к функционированию нейрорегулятора температурного режима:

- задание номера ступени напряжения печного трансформатора, на которой обеспечивается поддержание заданной температуры и скорости нагрева расплава в соответствии с директивным температурным графиком плавки;
- формирование сигнала коррекции управляющего воздействия с учетом величины тепловых потерь по всей кампании плавки.

Для решения задачи регулирования температурного режима плавки с использованием численной базы знаний технологического процесса необходима разработка определенных правил обработки получаемых данных и выдача требуемого управляющего воздействия. Исходя из этого, при управлении тепловым режимом плавки требуется синтезировать такой регулятор, который позволял бы объединить численную информацию, представленную в форме обучающих данных, с лингвистической информацией, имеющей вид базы правил, созданными на основе численных данных. Формирование лингвистических знаний, о протекании технологического процесса плавки, задается директивным графиком, который может быть представлен в форме нечетких правил [4].

Целью статьи является получение управляющего сигнала на основе анализа текущих переменных состояния объекта управления, обеспечивающего компенсацию возмущающих воздействий и точность поддержания температуры расплава $\pm 10^\circ\text{C}$.

С учетом изложенного синтез регулятора температурного режима целесообразно проводить с использованием метода нечеткого нейроуправления на основе гибридной многослойной сети с прямым распространением [2, 4]. Синтез производится в следующей последовательности.

На первом этапе сформируется база правил для нечеткой системы. Эта задача сводится к составлению таких нечетких правил, которые позволяли бы по значениям входных сигналов скорости нагрева $x_1(i)$ и массы расплава $x_2(i)$ получить выходные сигналы $d(i)$ на включение требуемого номера ступени печного трансформатора. Для этого необходимо извлечь множества обучающих пар из базы знаний в следующем виде [3, 5]:

$$[x_1(i), x_2(i), d(i)], i = 1, 2, \dots, n. \quad (1)$$

На втором этапе пространства входных и выходных сигналов разделяются в табличной базе данных следующим образом:

$$\begin{aligned} x_1^- &= \min(x_1), x_1^+ = \max(x_1); \\ x_2^- &= \min(x_2), x_2^+ = \max(x_2); \\ d^- &= \min(d), d^+ = \max(d). \end{aligned} \quad (2)$$

Каждый определенный интервал лингвистических переменных разделяется на $(2N+1)$ областей. Далее в каждой области произведем фуззификацию параметров:

$$\begin{aligned} X_1 &= \{NB, NS, Z, PS, PB\}; \\ X_2 &= \{NB, NS, Z, PS, PB\}; \\ D &= \{NB, NS, Z, PS, PB\}, \end{aligned} \quad (3)$$

где NB – очень малая величина; NS – малая величина; Z – средняя величина; PS – большая величина; PB – очень большая величина.

Знания для корректного функционирования модуля нечеткого управления представляются в виде нечеткого правила, имеющего форму [3]:

$$R^k: \text{IF } (x_1 \text{ is } A_1^k) \text{ AND } (x_2 \text{ is } A_2^k) \text{ THEN } (D \text{ is } B^k), \quad (4)$$

где k – номер ступени напряжения печного трансформатора.

Представим полученные знания в виде базы правил нечетких множеств с функцией принадлежности декартового произведения:

$$\mu_{A^k}(x) = \mu_{A_1^k \times \dots \times A_n^k}(x) = \mu_{A_1^k}(x_1) \dots \mu_{A_n^k}(x_n). \quad (5)$$

На третьем этапе проводится описание блок вывода на функции принадлежности нечеткого множества B^k :

$$\mu_{B^k}^-(y) = \sup_{x_1, \dots, x_n \in x} \{ \mu_{B^k}(y) \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(x_i) \}. \quad (6)$$

На четвертом этапе описывается блок фуззификации. Применим операцию типа синглетон [4]:

$$A(x) = \begin{cases} 1, & \text{если } x = \bar{x} \\ 0, & \text{если } x \neq \bar{x} \end{cases}. \quad (7)$$

Заметим, что супремум в формуле (6) достигается только в случае когда $x = \bar{x}$, т. е. для $\mu_{A_i^k}(\bar{x}) = 1$. При этом выражение (6) принимает вид:

$$\mu_{B^k}^-(y) = \{ \mu_{B^k}(y) \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(\bar{x}_i) \}. \quad (8)$$

На пятом этапе описывается блок дефуззификации. Здесь применим метод дефуззификации *center average defuzzification*, в соответствии с которым:

$$\bar{y} = \frac{\sum_{k=1}^N \bar{y}^k \mu_{B^k}(\bar{y}^k)}{\sum_{k=1}^N \mu_{B^k}(\bar{y}^k)} \tag{9}$$

В приведенной формуле \bar{y}^k – это центр (*center*) нечеткого множества B^k , т. е. точкой, в которой $\mu_{B^k}(y)$ достигает максимального значения. При подстановке выражения (8) в формулу (9) и учете что максимальное значение, которое $\mu_{B^k}(y)$ может получить в точке \bar{y}^k , равно 1, т. е. $\mu_{B^k}(\bar{y}^k) = 1$, получаем равенство:

$$\bar{y} = \frac{\sum_{k=1}^N \bar{y}^k \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(\bar{x}_i) \right)}{\sum_{k=1}^N \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(\bar{x}_i) \right)} \tag{10}$$

Процесс проектирования модуля нечеткого управления завершается определением формы представления нечетких множеств $A_i^k, i = 1, \dots, n; k = 1, \dots, N$ функции Гаусса:

$$\mu_{A_i^k}(x_1) = \exp \left[- \left(\frac{x_1 - \bar{x}_i^k}{\sigma_i^k} \right)^2 \right], \tag{11}$$

где \bar{x}_i^k и σ_i^k – параметры, имеющие физическую интерпретацию; \bar{x}_i^k – центр; σ_i^k – ширина гауссовой кривой.

Фуззификация и формы представления функций принадлежности нечетких множеств входных данных изображены на рис. 1.

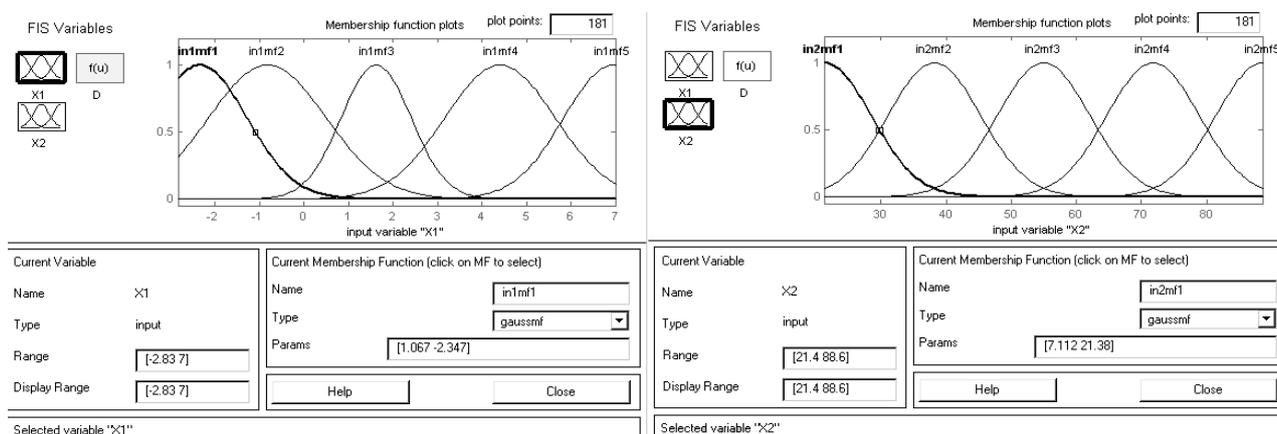


Рис. 1. Разделение пространств входных переменных на области и соответствующие им функции принадлежности

Математическое описание проектируемого модуля нечеткого управления получается путем объединения метода дефуззификации (10), функции принадлежности (6) и блока фуззификации с операцией типа синглетон (7) а также с гауссовой функции принадлежности (11). Тогда модуль нечеткого управления приобретает окончательный вид:

$$\bar{y} = \sum_{k=1}^N y^{-k} \left(\prod_{i=1}^n \exp \left[- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^k}{\sigma_i^k} \right)^2 \right] \right) / \sum_{k=1}^N \left(\prod_{i=1}^n \exp \left[- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^k}{\sigma_i^k} \right)^2 \right] \right). \quad (12)$$

С использованием математического описания модуля нечеткого управления (12) и приложения *Anfis MatLab FuzzyLogicToolbox* разработана структурная схема реализации модуля нечеткого управления, которая изображена на рис. 2 [4, 5].

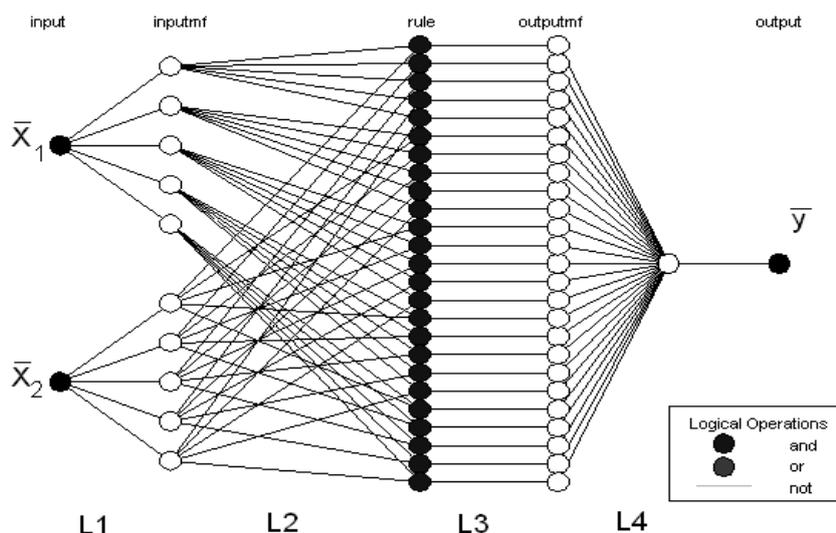


Рис. 2. Структурная схема модуля нечеткого управления (Fuzzy)

На схеме (рис. 2) показан модуль управления с двумя входами ($n = 2$). Слои обозначены символами от L1 до L4. Элементы слоя L1 реализуют функцию Гаусса с параметрами \bar{x}_i^k и σ_i^k . В представленной структуре выделено четыре слоя.

Представленная структура нечеткой нейронной сети (рис. 2) представляет собой многослойную сеть. В связи с этим целесообразно для обучения данной сети применить алгоритм обратного распространения ошибки. Для этого использована обучающая выборка в виде пар (\bar{x}, d) , где $\bar{x} = [\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_n]$ – это входной вектор, а d – эталонный сигнал. Задача обучения заключается в такой модификации (коррекции) параметров модуля нечеткого управления, описанного выражением (12), чтобы мера погрешности, задаваемая выражением [2, 5, 6] была минимальной:

$$e = \frac{1}{2} [\bar{y}(\bar{x}) - d]^2. \quad (13)$$

Значение выходного сигнала $y(\bar{x})$ для заданного входного сигнала \bar{x} будем для упрощения обозначать \bar{y} . Для обучения сети при известном количестве правил $N = 25$ необходимо подобрать три параметра: \bar{y}^m , \bar{x}_i^m и $\bar{\sigma}_i^m$ для $m = 1, \dots, 25$, а именно:

$$\bar{y}^m(t+1) = \bar{y}^m(t) - \eta \frac{\partial e(t)}{\partial \bar{y}^m(t)}; \quad (14)$$

$$\bar{x}^m(t+1) = \bar{x}^m(t) - \eta \frac{\partial e(t)}{\partial \bar{x}^m(t)}; \quad (15)$$

$$\bar{\sigma}^m(t+1) = \bar{\sigma}^m(t) - \eta \frac{\partial e(t)}{\partial \bar{\sigma}^m(t)}, \quad (16)$$

где $t = 0, 1, 2, \dots$ номер итерации; $\bar{y}^m(0)$ – начальное значение веса; $\eta \in (0, 1)$ – константа интерпретируемая как коэффициент, определяющий скорость обучения (шаг коррекции).

Тогда математическое описание алгоритма обучения для параметров нечеткой модели представится в виде:

$$\bar{y}(t+1) = \bar{y}^m(t) - \eta \left((\bar{y} - d) \sum_{k=1}^N \bar{y}^k \left(\prod_{i=1}^n \exp \left[- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^k}{\sigma_i^k} \right)^2 \right] \right) \right) / \sum_{k=1}^N \left(\prod_{i=1}^n \exp \left[- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^k}{\sigma_i^k} \right)^2 \right] \right) \Bigg|_t. \quad (17)$$

$$\bar{x}^m(t+1) = \bar{x}(t) - \eta \frac{\bar{y} - d}{b} (\bar{y}^m - \bar{y}) z^m \frac{2(\bar{x}_i - \bar{x}_i^m)}{(\sigma_i^m)^2} \Bigg|_t. \quad (18)$$

$$\sigma_i^m(t+1) = \sigma_i^m(t) - \eta \frac{\partial e(t)}{\partial \sigma_i^m(t)} = \sigma_i^m(t) - \eta \frac{\bar{y} - d}{b} (\bar{y}^m - \bar{y}) z^m \frac{2(\bar{x}_i - \bar{x}_i^m)^2}{(\sigma_i^m)^2} \Bigg|_{(t)}. \quad (19)$$

Процесс обучения подразделяется на два этапа. Представление зависимости (17), (18) и (19) определяют способ модификации весов и параметров на основе алгоритма обратного распространения ошибки. [4] На первом этапе входной вектор \bar{x} распространяется по сети в прямом направлении и последовательно рассчитываются значения \bar{z}^k ($k = 1, \dots, N$), a , b и \bar{y} . На втором этапе с использованием представленных формул рассчитываются новые значения весов связей $\bar{y}^k(t+1)$, $\bar{x}_i^k(t+1)$ и $\sigma_i^k(t+1)$ для $i = 1, \dots, n$; $k = 1, \dots, N$, после чего старые значения заменяются новыми, а счетчик количества итераций t увеличивается на 1. Такая последовательность имеет существенное значение, поскольку, например, при расчете «нового» значения веса $\bar{x}_i^m(t+1)$ учитываются значения весов $\bar{y}_i^m(t)$, $\bar{x}_i^m(t)$ и $\sigma_i^m(t)$, рассчитанные на предыдущем шаге.

Во всех зависимостях фигурирует «нормализованная» погрешность $(\bar{y} - d)/b$. Она распространяется в обратном направлении до третьего слоя (L3), в котором находятся веса связей \bar{y}^k (см. рис. 2). Впоследствии каждый вес \bar{y}^m модифицирует согласно алгоритму (17), причем следует отметить, что значения \bar{z}^m , после чего распространяется в обратном направлении до первого слоя (L1). Параметры \bar{x}_i^m и σ_i^m модифицируются по алгоритмам (18) и (19), соответственно. Алгоритм обучения сети представлен на рис. 3.8. [4].

После обучения модуля нечеткого управления (см. рис. 2) в соответствии с разработанным алгоритмом обучения проведено его моделирование средствами MatLab [5]. Целью моделирования являлось определение способности модуля к обучению при изменении технологических параметров плавки (масс и скорости нагрева расплава). Результатами моделирования являются:

– поверхности изменения управляющего сигнала на включение номера ступени напряжения печного трансформатора и оценки мощности тепловых потерь в зависимости от массы и скорости нагрева расплава (см. рис. 3);

– графики сигналов ошибки на выходе модуля нечеткого управления по отношению к эталонному сигналу (см. рис. 4).

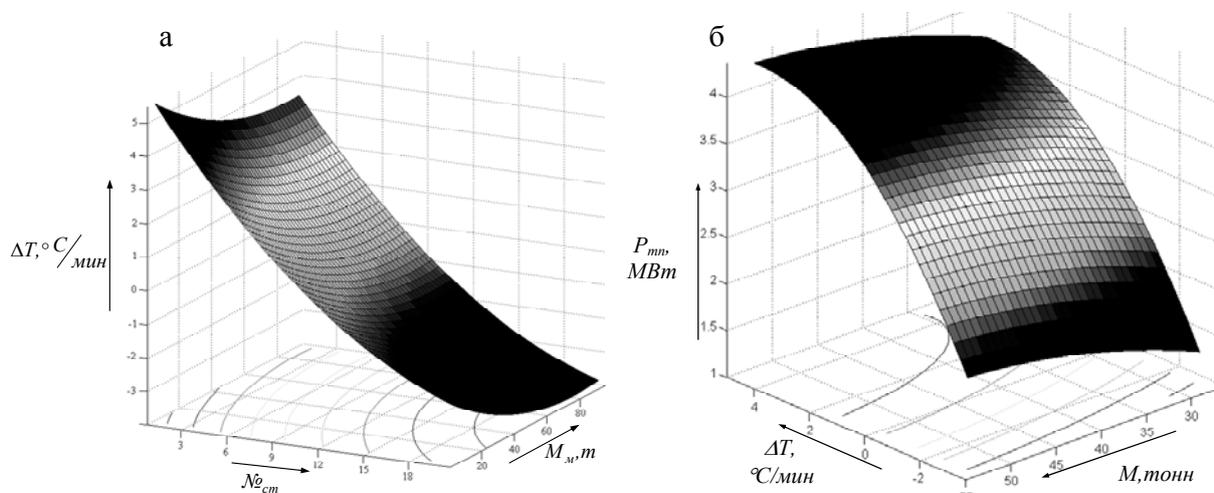


Рис. 3. Поверхности отклика:

а – управляющего сигнала на включение номера ступени напряжения печного трансформатора; б – оценки мощности тепловых потерь в зависимости от массы и скорости нагрева расплава

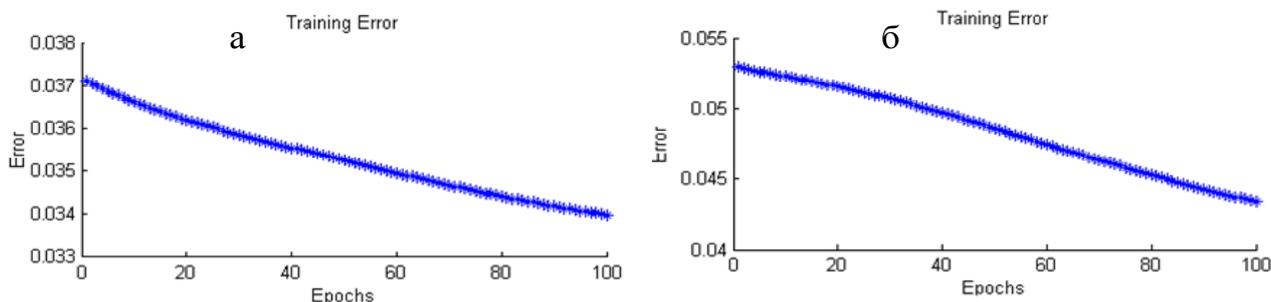


Рис. 4. Ошибка обучения модуля нечеткого управления:

а – задания скорости нагрева расплава; б – оценки величины мощности тепловых потерь

ВЫВОДЫ

Предложена методика синтеза регулятора технологического процесса тепловым режимом плавки на основе модуля нечеткого нейроуправления, позволяющего адаптировать систему управления к изменяющимся величинам тепловых потерь и параметрам плавки.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Амосов Н. М. *Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы* / Н. М. Амосов. – К. : Наук. думка, 1991. – 268 с.
4. Круглов В. В. *Нечеткая логика и искусственные нейронные сети* / В. В. Круглов, М. И. Дли, Р. Ю. Голунова. – М. : Физматлит, 2001. – 224 с.
5. Осовский С. *Нейронные сети для обработки информации* / С. Осовский; пер. с польск. И. Д. Рутковский. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
2. Рутковская Д. *Нечеткие сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы* / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский; пер. с польск. И. Д. Рутковского. – М. : Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
3. Таврилова Т. А. *Базы знаний интеллектуальных систем* / Т. А. Гаврилова, В. Ф. Хорошевский. – СПб. : Питер, 2001. – 384 с.
6. Zollo G. *The performance requirements analysis with fuzzy logic* / G. Zollo, L. Iandoli, A. Cannavacciuolo // *Fuzzy economic review*. – 1999. – Vol. IV. – № 1. – P. 35–69.

Статья поступила в редакцию 17.10.2011 г.