

$$F_{0iji}(t, \tau_i, \tau_j) = @d^{(1)}_{F_{ji}(t, \tau_i, \tau_j)} F_{0i}(t, \tau_i). \quad (24)$$

Проверяем условие

$$F_{0iji}(t, \tau_i, \tau_j) = 0. \quad (25)$$

Если для сочетания  $i$ -го и  $j$ -го режимных параметров условие (25) выполняется, значит  $Z(t)$  имеет вид (22), и эти параметры являются причиной изменения состояния объекта.

Иначе необходимо продолжить выполнение алгоритма, изложенного в [3].

Таким образом, поставленная задача решена. По текущим значениям входного и выходного процессов и их производным с помощью функций непропорциональностей осуществляется оперативный контроль технического состояния квазистационарных объектов.

### SUMMARY

*On current values of entrance and target processes and their derivatives with the help of functions of disproportions the operative control of a technical condition of quasi-stationary objects is carried out.*

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Авраменко В.В. Характеристики непропорциональности числовых функций и их применение. Деп. В ГНТБ Украины 19.01.98, N59. Ук98.
2. Авраменко В.В. Характеристики непропорциональности числовых функций и их применения при решении задач диагностики // Вісник СумДУ. – 2000. - N16.
3. Авраменко В.В., Карпенко А.П., Распознавание фрагментов заданных эталонов в анализируемом сигнале с помощью функций непропорциональностей // Вісник СумДУ. – 2002. - N1 (34).

*Поступила в редакцию 13 февраля 2006 года.*

УДК 681.518:519.718

## РЕЙТИНГОВАЯ СИСТЕМА ОЦЕНКИ ЗНАНИЙ, РЕАЛИЗОВАННАЯ МОДИФИЦИРОВАННОЙ МОДЕЛЬЮ ТАКАГИ-СУГЕНО

**В.С. Ноздренков**

*Сумський державний університет*

*Предлагается подход к вычислению итоговой рейтинговой оценки знаний с использованием гибридной нечетко-нейронной информационной технологии. Предложена структура нечеткой экспертной системы вывода итоговой оценки, разработана совокупность нечетких предикатных правил функционирования системы, реализован нечеткий логический вывод согласно модифицированному алгоритму Такаги-Сугено.*

### ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМЫ

Достижения в области компьютерных технологий и вычислительных сетей обеспечивают необходимые технические возможности для разработки и внедрения в систему образования современных информационных технологий [1]. Наиболее весомым вкладом в решение этих задач является применение автоматизированных систем обучения и контроля знаний, математическое обеспечение которых основано на

применении теории нечетких множеств, нечеткой логике и искусственных нейронных сетях.

**Анализ последних исследований.** В работе [2] предложен подход вычисления итоговой оценки знаний с помощью элементов теории нечетких множеств и нечеткой логики. С помощью нечеткой экспертной системы, заданной в форме Мамдани, реализуется многомерная зависимость

$$O_{\Sigma} = f(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n), \quad (1)$$

где  $O_{\Sigma}$  – итоговая рейтинговая оценка;

$\alpha_i$  – оценка за выполнение  $i$ -го задания;

$n$  – количество заданий.

Данный подход является перспективным, но не единственным методом вычисления итоговой оценки знаний. Рассмотрим альтернативный метод решения данной задачи, реализованный с помощью модифицированного алгоритма Такаги-Сугено, который получил большую популярность благодаря представлению заключения в виде функциональной зависимости, что позволит упростить выводы, ликвидируя необходимость дефазификации.

### ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

На основании проведенного анализа последних исследований можно сформулировать постановку задачи. Необходимо разработать экспертную систему вывода итоговой оценки знаний, основанную на модели нечеткого логического вывода Такаги-Сугено [3]. На выходе система должна выдавать итоговую оценку знаний в традиционном виде  $O_{\Sigma} = \{"не зачтено", "зачтено"\}$ ,  $O_{\Sigma} = \{"неудовлетворительно", "удовлетворительно", "хорошо", "отлично"\}$  или согласно ECTS [4] шкале (см. табл. 1).

Таблица 1 - Соотношения между шкалами оценивания

Шкала оценивания ECTS	Определение	Пятибалльная национальная шкала оценивания	Рейтинговая балльная шкала оценивания
A	ОТЛИЧНО – отличное выполнение с незначительным количеством ошибок	5 (отлично)	$0,9 \leq \alpha_i \leq 1,0$
B	ОЧЕНЬ ХОРОШО – выше среднего уровня с несколькими ошибками	4 (хорошо)	$0,85 \leq \alpha_i \leq 0,9$
C	ХОРОШО – в общем правильная работа с определенным числом ошибок		$0,75 \leq \alpha_i \leq 0,85$
D	УДОВЛЕТВОРИТЕЛЬНО – неплохо, но со значительным количеством ошибок	3 (удовлетворительно)	$0,65 \leq \alpha_i \leq 0,75$
E	ДОСТАТОЧНО – выполнение удовлетворяет минимальным критериям		$0,6 \leq \alpha_i \leq 0,65$
FX, F	НЕУДОВЛЕТВОРИТЕЛЬНО – необходима дальнейшая работа перед тем, как получить зачет	2 (неудовлетворительно)	$\alpha_i \leq 0,6$

В общем виде оценка может соответствовать  $N$ -балльной шкале  $O_{\Sigma} = \{"1", "2", \dots, N\}$ . Независимо от значения  $N$ -шкалы оценивания должны выполняться соотношения между оценками ECTS-шкалы, пятибалльной национальной и рейтинговыми баллами.

Блок введения нечеткости (лингвистического представления) служит для представления физического признака (полученной в результате контроля знаний оценки за выполнение  $i$ -го задания  $\alpha_i \in [0, 1]$ ) в лингвистическом виде. Определим лингвистическую переменную  $O = \text{"ОЦЕНКА"}$ , которая в зависимости от вида шкалы может иметь несколько терм-множеств  $T_1(O) = \{\text{"не зачтено"}, \text{"зачтено"}\}$ ,  $T_2(O) = \{\text{"неудовлетворительно"}, \text{"удовлетворительно"}, \text{"хорошо"}, \text{"отлично"}\}$ ,  $T_3(O) = \{A, B, C, D, E, F\}$ . В общем случае для  $N$ -балльной шкалы  $T_4(O) = \{1, 2, \dots, N\}$ . На рис. 1 приведен пример задания лингвистической переменной  $O = \text{"ОЦЕНКА"}$  для пятибалльной шкалы.

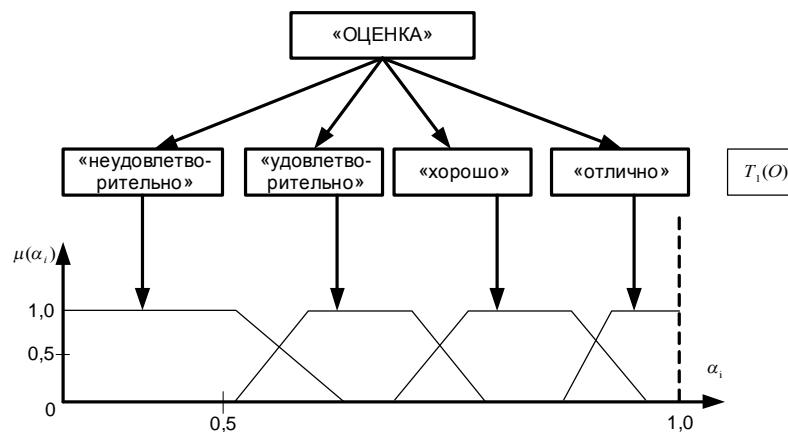


Рисунок 1-- Пример задания лингвистической переменной  $O = \text{"ОЦЕНКА"}$

Функции принадлежности термов лингвистической переменной  $O = \text{"ОЦЕНКА"}$  задаются функцией трапецидального вида. Следует отметить, что параметры функций принадлежностей термов лингвистической переменной  $O = \text{"ОЦЕНКА"}$  зависят от конкретных условий решаемой задачи.

Основой функционирования системы нечеткого логического вывода итоговой оценки знаний является метод логического вывода modus ponens [6, 7]. Используемый в экспертной системе механизм нечеткого логического вывода в своей основе имеет базу знаний, формируемую специалистами предметной области в виде совокупности  $R^{(k)}, (k = 1, 2, \dots, N)$  нечетких предикатных правил:

$$R^{(k)} : \text{IF } x_1 \text{ is } A_1^k \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^k \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_n^k \text{ THEN } (y_k = f^{(k)}(x_1, x_2, \dots, x_n)), \quad (3)$$

где  $N$  – количество нечетких правил;

$x_1, x_2, \dots, x_n, y$  – лингвистические переменные;

$A_i^k$ , – функции принадлежности;  
 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$  – четкая функция.

Определим набор нечетких предикатных правил, описывающих функционирования системы оценки знаний. Для двухбалльной шкалы  $T_1(O) = \{"незачтено", "зачтено"\}$  набор правил имеет следующий вид:

$$\begin{aligned} R^{(1)} : & IF \alpha_1 \text{ is "зачтено" and } \alpha_2 \text{ is "зачтено" and } \dots \\ & and \alpha_n \text{ is "зачтено" THEN } (O_{\Sigma}^{hey\partial} = b_{11}\alpha_1 + b_{12}\alpha_2 + \dots + b_{1n}\alpha_n), \\ R^{(2)} : & IF \alpha_1 \text{ is "незачтено" and } \alpha_2 \text{ is "незачтено" and } \dots \\ & and \alpha_n \text{ is "незачтено" THEN } (O_{\Sigma}^{y\partial} = b_{21}\alpha_1 + b_{22}\alpha_2 + \dots + b_{2n}\alpha_n). \end{aligned} \quad (4)$$

Аналогично определяем набор нечетких предикатных правил функционирования системы оценки знаний для пятибалльной шкалы:

$$\begin{aligned} R^{(1)} : & IF \alpha_1 \text{ is "hey\partial." and } \alpha_2 \text{ is "hey\partial." and } \dots \\ & and \alpha_n \text{ is "hey\partial." THEN } (O_{\Sigma}^{hey\partial} = b_{11}\alpha_1 + b_{12}\alpha_2 + \dots + b_{1n}\alpha_n), \\ R^{(2)} : & IF \alpha_1 \text{ is "y\partial." and } \alpha_2 \text{ is "y\partial." and } \dots \\ & and \alpha_n \text{ is "y\partial." THEN } (O_{\Sigma}^{y\partial} = b_{21}\alpha_1 + b_{22}\alpha_2 + \dots + b_{2n}\alpha_n), \\ R^{(3)} : & IF \alpha_1 \text{ is "xop." and } \alpha_2 \text{ is "xop." and } \dots \\ & and \alpha_n \text{ is "xop." THEN } (O_{\Sigma}^{xop} = b_{31}\alpha_1 + b_{32}\alpha_2 + \dots + b_{3n}\alpha_n), \\ R^{(4)} : & IF \alpha_1 \text{ is "отл." and } \alpha_2 \text{ is "отл." and } \dots \\ & and \alpha_n \text{ is "отл." THEN } (O_{\Sigma}^{om\partial} = b_{41}\alpha_1 + b_{42}\alpha_2 + \dots + b_{4n}\alpha_n). \end{aligned} \quad (5)$$

Для ECTS шкалы:

$$\begin{aligned} R^{(1)} : & IF \alpha_1 \text{ is "A" and } \alpha_2 \text{ is "A" and } \dots \\ & and \alpha_n \text{ is "A" THEN } (O_{\Sigma}^A = b_{11}\alpha_1 + b_{12}\alpha_2 + \dots + b_{1n}\alpha_n), \\ R^{(2)} : & IF \alpha_1 \text{ is "B" and } \alpha_2 \text{ is "B" and } \dots \\ & and \alpha_n \text{ is "B" THEN } (O_{\Sigma}^B = b_{21}\alpha_1 + b_{22}\alpha_2 + \dots + b_{2n}\alpha_n), \\ R^{(3)} : & IF \alpha_1 \text{ is "C" and } \alpha_2 \text{ is "C" and } \dots \\ & and \alpha_n \text{ is "C" THEN } (O_{\Sigma}^C = b_{31}\alpha_1 + b_{32}\alpha_2 + \dots + b_{3n}\alpha_n), \\ R^{(4)} : & IF \alpha_1 \text{ is "D" and } \alpha_2 \text{ is "D" and } \dots \\ & and \alpha_n \text{ is "D" THEN } (O_{\Sigma}^D = b_{41}\alpha_1 + b_{42}\alpha_2 + \dots + b_{4n}\alpha_n), \\ R^{(5)} : & IF \alpha_1 \text{ is "E" and } \alpha_2 \text{ is "E" and } \dots \\ & and \alpha_n \text{ is "E" THEN } (O_{\Sigma}^E = b_{51}\alpha_1 + b_{52}\alpha_2 + \dots + b_{5n}\alpha_n), \\ R^{(6)} : & IF \alpha_1 \text{ is "F" and } \alpha_2 \text{ is "F" and } \dots \\ & and \alpha_n \text{ is "F" THEN } (O_{\Sigma}^F = b_{61}\alpha_1 + b_{62}\alpha_2 + \dots + b_{6n}\alpha_n). \end{aligned} \quad (6)$$

В общем случае для  $N$ -балльной шкалы система нечетких предикатных правил:

$$\begin{aligned}
R^{(1)} : & \text{IF } \alpha_1 \text{ is "1" and } \alpha_2 \text{ is "1" and ...} \\
& \text{and } \alpha_n \text{ is "1" THEN } (O_{\Sigma}^1 = b_{11}\alpha_1 + b_{12}\alpha_2 + \dots + b_{1n}\alpha_n), \\
R^{(2)} : & \text{IF } \alpha_1 \text{ is "2" and } \alpha_2 \text{ is "2" and ...} \\
& \text{and } \alpha_n \text{ is "2" THEN } (O_{\Sigma}^2 = b_{21}\alpha_1 + b_{22}\alpha_2 + \dots + b_{2n}\alpha_n), \\
& \dots \\
R^{(N)} : & \text{IF } \alpha_1 \text{ is "N" and } \alpha_2 \text{ is "N" and ...} \\
& \text{and } \alpha_n \text{ is "N" THEN } (O_{\Sigma}^N = b_{N1}\alpha_1 + b_{N2}\alpha_2 + \dots + b_{Nn}\alpha_n).
\end{aligned} \tag{7}$$

Учитывая, что итоговая оценка носит накопительный характер, вычисляем значение истинности для предпосылки каждого правила  $R^{(k)}$  (уровни отсечения для предпосылок каждого правила):

$$\tau_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(\alpha_i), \tag{8}$$

где  $\mu_{A_i^k}(\alpha_i)$  – степень истинности каждой предпосылки каждого правила.

Четкое значение выходной переменной

$$O_{\Sigma} = \frac{\sum_{i=1}^N \tau_i O_{\Sigma}^i}{\sum_{i=1}^N \tau_i}. \tag{9}$$

Для возможности автоматической настройки параметров функций принадлежности термов лингвистической переменной  $O = \text{"ОЦЕНКА"}$  предлагается подход, сочетающий в себе нечеткую логику и нейронные сети. Применение гибридных нейронных сетей, в которых выводы делаются на основе аппарата нечеткой логики, а соответствующие функции принадлежности подстраиваются с использованием алгоритмов обучения искусственных нейронных сетей, позволит создать интеллектуальную систему, которая использует не только априорную информацию, но и может приобретать новые знания.

**Утверждение.** С помощью предложенной методики можно реализовать скалярную модель вычисления итоговой оценки.

**Доказательство.** Рассмотрим вариант, когда функции принадлежностей заданы согласно рис. 2.

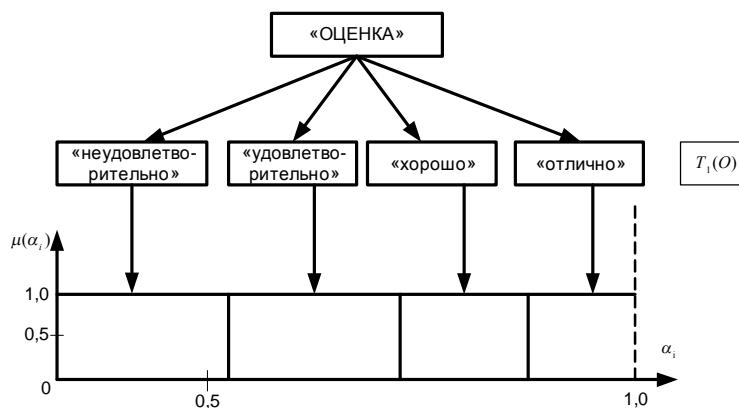


Рисунок 2 - Функции принадлежности, соответствующие скалярной методике

Тогда выражение (8) преобразуем:

$$\tau_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(\alpha_i) = \frac{n_k}{n}. \quad (10)$$

где  $n_k$  – число попаданий в интервал  $k$ -го терма.

Тогда итоговая оценка

$$O_\Sigma = \frac{\frac{n_{hey\partial}}{n} O_\Sigma^{hey\partial} + \frac{n_{y\partial}}{n} O_\Sigma^{y\partial} + \frac{n_{xop}}{n} O_\Sigma^{xop} + \frac{n_{om\lambda}}{n} O_\Sigma^{om\lambda}}{\frac{n_{hey\partial}}{n} + \frac{n_{y\partial}}{n} + \frac{n_{xop}}{n} + \frac{n_{om\lambda}}{n}}. \quad (11)$$

Учитывая, что  $n_{hey\partial} + n_{y\partial} + n_{xop} + n_{om\lambda} = n$ , получаем:

$$\begin{aligned} O_\Sigma &= \frac{1}{n} (n_{hey\partial} O_\Sigma^{hey\partial} + n_{y\partial} O_\Sigma^{y\partial} + n_{xop} O_\Sigma^{xop} + n_{om\lambda} O_\Sigma^{om\lambda}) = \\ &= \frac{1}{n} (\alpha_1 (n_{hey\partial} b_{11} + n_{y\partial} b_{21} + n_{xop} b_{31} + n_{om\lambda} b_{41}) + \\ &\quad + \alpha_2 (n_{hey\partial} b_{12} + n_{y\partial} b_{22} + n_{xop} b_{32} + n_{om\lambda} b_{42}) + \dots + \\ &\quad + \alpha_n (n_{hey\partial} b_{1n} + n_{y\partial} b_{2n} + n_{xop} b_{3n} + n_{om\lambda} b_{4n})). \end{aligned} \quad (12)$$

Учитывая, что в скалярной методике  $b_{1i} = b_{2i} = b_{3i} = b_{4i} = b_i$ , преобразуем выражение (12):

$$\begin{aligned} O_\Sigma &= \frac{1}{n} (\alpha_1 b_1 (n_{hey\partial} + n_{y\partial} + n_{xop} + n_{om\lambda}) + \\ &\quad + \alpha_2 b_2 (n_{hey\partial} + n_{y\partial} + n_{xop} + n_{om\lambda}) + \dots + \\ &\quad + \alpha_n b_n (n_{hey\partial} + n_{y\partial} + n_{xop} + n_{om\lambda})) = \sum_{i=1}^n b_i \alpha_i. \end{aligned} \quad (13)$$

Утверждение доказано. Приведенное доказательство можно легко обобщить для общего случая  $N$ -балльной шкалы.

## ВЫВОДЫ

Получили дальнейшее развитие логико-алгебраические методы и модели, которые являются математической основой обеспечения автоматизированных обучающих систем. Эти методы основаны на разделах теории нечетких множеств, нечеткой логики и математическом аппарате искусственных нейронных сетей. Доказано утверждение, что с помощью предложенной методики можно реализовать скалярную модель вычисления итоговой рейтинговой оценки знаний.

## SUMMARY

*In the given work the approach to calculation of a final rating estimation of knowledge with use of hybrid neural-fuzzy information technology is offered. The structure of fuzzy expert system of final estimation is offered, set of fuzzy predicate rules of system functioning is developed, the fuzzy logic conclusion according to modified Takagi- Sugeno's algorithm is realized.*

## **СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Тертишная (Коджа) Т.И., Гогунский В.Д. Алгоритм оценки уровня знаний на основе методов нечеткой логики // Комп'ютерне моделювання та інформаційні технології в науці, економіці та освіті. – Кривий Ріг: Видавничий відділ КДПУ, 2001. – Т. 2. – С. 255 – 262.
2. Ноздренков В.С., Лебединский И.Л., Романовский В.И. Модуль нечеткого логического вывода итоговой оценки знаний обучаемого «QWESTER-RESULTS» // Восточно-Европейский журнал передовых технологий.- 2005. - №5/2 (17).- С. 137-140.
3. Сетлак Г. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений // Киев: Изд-во Логос.- 2004.- С. 252.
4. Положення про модульно-рейтингову систему організації навчального процесу та оцінювання успішності навчання студентів. – Суми, 2005.
5. Кофман А. Введение в теорию нечетких множеств.–М.: Радио и связь.– 1982.– 432 с.
6. А.П. Рыжков. Элементы теории нечетких множеств и ее приложений. – Москва: Диалог-МГУ, 2003.
7. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации.– Винница: Универсум. –1999. – С. 300.

*Поступила в редакцию 10 июля 2006 г.*

УДК 621.165:51.380

## **ОГРАНИЧЕННОСТЬ ОДНОУРОВНЕВЫХ АДДИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ ОЦЕНИВАНИЯ**

***Р.И. Мухамедиев, канд. техн. наук***

*Институт информационных систем менеджмента, Рига, Латвия*

*Рассматриваются недостатки одноуровневой аддитивной модели оценивания. Подобные модели часто используются в тестовых системах и других системах оценивания. Это простой вариант оценивания, однако одноуровневая аддитивная модель не способна реализовать линейно неразделимые функции. Для преодоления указанного недостатка предлагается использовать многослойную нейронную сеть или продукционную систему.*

Одноуровневые аддитивные модели оценивания широко используются на практике. Основной признак такого способа оценивания заключается в том, что суждение о результате выносится на основании суммы полученных баллов. Простота метода обеспечила его широкое распространение. Примеров такого рода систем множество. Один из самых распространенных - это тестовые системы оценки знаний, где результатом служит набранная сумма баллов за правильные или неправильные ответы. К этому же классу относятся многочисленные тестовые системы определения психологического портрета или состояния [1]. Еще один вариант - это системы накопления штрафных баллов, например, система службы государственных доходов, где аудиторская проверка назначается, если предприятие относится к группе «рискованных», «набрав» достаточно большую сумму штрафных баллов.

Во всех перечисленных системах основной принцип работы заключается в расчете суммы баллов. Количество баллов за каждый показатель, или, другими словами, вес показателя, назначается экспертом. Полученная оценка (аддитивная свертка) и является отражением текущего состояния тестируемого объекта. В случае одноуровневой аддитивной системы оценивания имеем

$$T = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n, \quad (1)$$