

О методике представления нечётких экспертных знаний***Л. В. Борисова, И. Н. Нурутдинова, В. П. Димитров**

Рассматриваются некоторые аспекты представления нечетких экспертных знаний в задачах принятия решений по технологической регулировке машин. Предлагается методика, основанная на использовании различных критериев согласованности при представлении нечетких знаний, в том числе с учетом различной иерархии экспертных знаний. Данная методика позволяет определять рациональное терм-множество лингвистической переменной для построения обобщённых функций принадлежности при описании входных и выходных параметров системы. Обоснованный выбор термов лингвистических переменных позволяет оптимизировать параметры базы знаний, основанной на нечетких продукционных правилах. Методика применена в предметной области «Комбайновая уборка зерновых культур», рассмотрено несколько входных лингвистических переменных, на их примере проиллюстрированы этапы формирования нечёткой базы знаний, рассчитаны показатели согласованности моделей, выбраны оптимальные терм-множества каждой из переменных, получены параметры обобщённой функции принадлежности.

Ключевые слова: нечеткие знания, функции принадлежности, согласованность экспертных знаний, коэффициенты Фишберна.

Введение. Подсистема приобретения и редактирования знаний является важнейшей частью интеллектуальных информационных систем (экспертных систем) [1]. В полной мере это относится и к системам поддержки принятия решений в сфере эксплуатации сложных машин сельскохозяйственного назначения [2].

Экспертная информация, как правило, трудно формализуема в рамках традиционных математических подходов, что обусловило применение в этой области теории нечетких множеств и широкое использование баз знаний, основанных на нечетких знаниях, т. е. нечетких продукционных систем [3–4]. Система принятия решений оперирует нечёткими знаниями и понятиями. Это позволяет делать выводы на основе правил нечёткой логики, что делает актуальной задачу адекватного представления нечеткой экспертной информации. Для формирования такой информации (на этапе фаззификации) необходимо определить функции принадлежности (ФП) лингвистических переменных (ЛП) модели предметной области, в том числе установить оптимальное число термов ЛП. При этом возникает вопрос о критериях при оценивании того или иного признака, по которым должен производиться выбор оптимального множества значений лингвистической шкалы.

Постановка задачи. При описании реальных объектов критерий оптимальности выбора термов ЛП должен удовлетворять требованиям минимальной неопределенности для экспертов и максимальной согласованности экспертной информации [5, 6]. С практической точки зрения эта задача сводится к установлению оптимального множества используемой для оценки параметров модели предметной области лингвистической шкалы и оптимального числа термов ЛП. Сверху число термов ограничено соображениями точности измерения рассматриваемого параметра. А нижняя граница должна быть такой, чтобы возможно было выявить и описать взаимодействие входных параметров с выходными. При решении рассматриваемой задачи проводят оценку согласованности нечетких экспертных знаний.

Основные положения. Представление экспертных знаний в конкретной предметной области предполагает определение конечного множества ЛП, термов для каждой ЛП, построение ФП и оценку согласованности экспертной информации. Ключевым моментом при построении ФП является определе-

* Работа выполнена по тематическому плану Министерства образования и науки РФ № 1.12.12; № госрегистрации 01201255338.

ние базового и расширенных терм-множеств. В общем случае базовое терм-множество ЛП имеет вид [5]:

$$T_i = \{T_{i1}^1, T_{i2}^1, \dots, T_{im}^1\}, (i \in K = \{1, 2, \dots, m\}).$$

Здесь $\langle T_i, X; \tilde{C}_i \rangle$ – нечёткая переменная, соответствующая терму $T_i \in T_i$; G – носитель нечёткого множества $\tilde{C}_i$. Термы ЛП в соответствии с физическим смыслом определены на действительной оси R .

Будем рассматривать нормальные нечёткие множества, для которых высота равна 1, т.е. верхняя граница функции принадлежности равна 1 ($\sup_{x \in E} \mu_A(x) = 1$). Нечеткие множества могут быть как унимодальными, т.е. $\mu_A(x) = 1$ только при одном значении x из E , так и имеющими область толерантности.

Для выбора оптимальной модели в качестве критерия согласованности целесообразно использовать показатели общей и парной согласованности. При анализе согласованности нечёткой экспертной информации на первом этапе используют аддитивный и мультипликативный показатели общей согласованности. По их величинам формулируется суждение о согласованности моделей экспертного оценивания. На втором этапе строится матрица парной согласованности моделей X_i и X_j экспертов.

Общая согласованность множества моделей экспертного оценивания признака определяется аддитивным k и мультипликативным k показателями [6, 7]:

$$k = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \frac{\int_0^1 \min_{i=1,2,\dots,k} \mu_{il}(x) dx}{\int_0^1 \max_{i=1,2,\dots,k} \mu_{il}(x) dx}, \quad k = \sqrt[m]{\prod_{l=1}^m \frac{\int_0^1 \min_{i=1,2,\dots,k} \mu_{il}(x) dx}{\int_0^1 \max_{i=1,2,\dots,k} \mu_{il}(x) dx}}, \quad (1)$$

где $l = 1, 2, \dots, m$ – номер терма, $i = 1, 2, \dots, k$ – номер эксперта, $\mu_{il}(x)$ – ФП, которую задал i -ый эксперт для l -го терма.

Матрица K_m^l парной согласованности моделей X_i и X_j экспертов строится на основе показателей согласованности k_{ij}^l между моделями двух экспертов, i -го и j -го, в рамках l -го терма [6, 8]:

$$k_{ij}^l = \frac{\int_0^1 \min \{ \mu_A(x), \mu_B(x) \} dx}{\int_0^1 \max \{ \mu_A(x), \mu_B(x) \} dx}. \quad (2)$$

На основе матриц парной согласованности моделей для всех термов находится матрица K_m согласованности моделей X_i и X_j по всем термам. Её элементы определяются формулой [6, 9]:

$$k_{ij} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m k_{ij}^l, \quad (3)$$

где m – число термов.

Анализ аддитивных и мультипликативных показателей, а также матриц парной согласованности для моделей с разным количеством термов может быть использован для выбора оптимального количества термов ФП [6].

В качестве альтернативного подхода к оценке согласованности экспертной информации применяется метод минимизации средневзвешенного квадратического отклонения F_m параметров от усреднённых значений:

$$F_m = \sum_{l=1}^m \sum_{i=1}^k \omega_i \sum_{j=1}^4 (a_j^{il} - a_j^l)^2 \rightarrow \min, \quad (4)$$

где a_1^{il} и a_2^{il} — границы толерантности нечёткого числа $\mu_{il}(x)$, a_3^{il} и a_4^{il} — его левый и правый коэффициенты нечёткости соответственно, a_j^l — их усреднённые значения, ω_i — весовые коэффициенты экспертов.

Из необходимого условия экстремума функции F_m получаем:

$$a_j^l = \sum_{i=1}^k \omega_i a_j^{il}. \quad (5)$$

При заданных весовых коэффициентах и постоянном количестве и составе экспертов F_m зависит только от числа термов модели. Оптимальным числом термов будет такое, для которого F_m примет наименьшее значение.

Сформированная таким образом экспертная информация служит для получения обобщённой ФП, которая используется затем в системе нечёткого логического вывода. При этом результативность и эффективность вывода обеспечивается в значительной степени максимальной согласованностью экспертной информации. Возникает вопрос о выборе весовых коэффициентов, который не является тривиальным. Общепринято в качестве начального приближения для решения прикладных задач использовать равные для всех экспертов весовые коэффициенты, что естественно только при равной квалификации экспертов.

Именно такой подход использован нами в реализованной программной системе ввода и корректировки экспертных знаний [10]. Однако оценки экспертов основаны не только на их квалификации, зачастую разной, но и использовании экспертами косвенных средств объективного контроля разной точности. Очевидна необходимость введения различных весовых коэффициентов экспертов. В настоящей работе предложено использовать для вычисления весовых коэффициентов числа Фишберна [11]. Использование правила Фишберна позволит учесть значимость оценок различных экспертов. Введём ранги экспертов r_i и установим соотношение $r_1 \geq r_2 \geq \dots \geq r_k$. Набор весов Фишберна для системы строгих предпочтений определяется по формуле:

$$\omega_i = \frac{2(N-i+1)}{N(N+1)}, \quad (6)$$

где N — число экспертов, i — номер эксперта по значимости.

Для смешанной системы предпочтений, когда наряду с предпочтениями в систему входят отношения безразличия, весовые коэффициенты Фишберна имеют вид:

$$\omega_i = \frac{a_i}{b}, \quad (7)$$

$$\text{где } a_{i-1} = \begin{cases} a_i, & \text{если } r_{i-1} \approx r_i \end{cases}, \quad r_N = 1, \quad i = N, \dots, 2; \quad b = \sum_{i=1}^N a_i.$$

Для ранжирования экспертов могут быть использованы различные соображения, например, степень согласованности их информации с оценками остальных экспертов.

Для иллюстрации предлагаемой методики оценки согласованности экспертной информации будем рассматривать предметную область «Комбайновая уборка зерновых культур» [12]. В силу фор-

мализма используемого математического аппарата, такой выбор никак не ограничивает общности рассмотрения. Априорный анализ предметной области показал, что для рассмотрения вопроса о выборе оптимального множества лингвистической шкалы, используемой для оценивания факторов внешней среды, регулируемых параметров машины и показателей качества работы, целесообразно проведение анализа согласованности экспертной информации.

Для иллюстрации подхода рассмотрим несколько входных ЛП данной предметной области: ЛП1 «влажность хлебостоя», ЛП2 «соломистость хлебной массы», ЛП3 «засорённость хлебной массы». Все ЛП представлены в виде 2-х, 3-х и 4-х термовых моделей (табл.1).

Таблица 1

Описание ЛП

ЛП	Модель	Термы
ЛП1	2-х термовая	«сухой», «влажный»
	3-х термовая	«сухой», «нормальный», «влажный»
	4-х термовая	«сухой», «нормальный», «влажный», «очень влажный»
ЛП2	2-х термовая	«низкая», «высокая»
	3-х термовая	«низкая», «средняя», «высокая»
	4-х термовая	«низкая», «средняя», «высокая», «очень высокая»
ЛП3	2-х термовая	«низкая», «высокая»
	3-х термовая	«низкая», «средняя», «высокая»
	4-х термовая	«низкая», «средняя», «высокая», «очень высокая»

Оценки функций принадлежности ЛП представили 4 эксперта. Для описания термов использовались типовые функции трапецевидного типа (табл. 2) [13].

Таблица 2

Вид и параметры функций принадлежности

Вид терма	Выражение для ФП
Левый терм	$\mu(x, a, b) = \begin{cases} 1, & \text{если } x \leq a \\ \frac{b-x}{b-a}, & \text{если } a < x < b \\ 0, & \text{если } x \geq b \end{cases}$
Центральные термы	$\mu(x, a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & \text{если } x \leq a \\ \frac{x-a}{c-a}, & \text{если } a < x < c \\ 1, & \text{если } c \leq x \leq d \\ \frac{b-x}{b-d}, & \text{если } d < x < b \\ 0, & \text{если } x \geq b \end{cases}$
Правый терм	$\mu(x, a, b) = \begin{cases} 0, & \text{если } x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & \text{если } x < b \\ 1, & \text{если } x \geq b \end{cases}$
	Область определения для x от 0 до 1 (нормированные значения). Область определения для a, b, c, d от 0 до 1.

Для расчётов использованы значения коэффициентов ФП, представленные экспертами. В качестве примера на рис. 1 приведены ФП термов ЛП2, установленные экспертами для 4-х термовой модели.

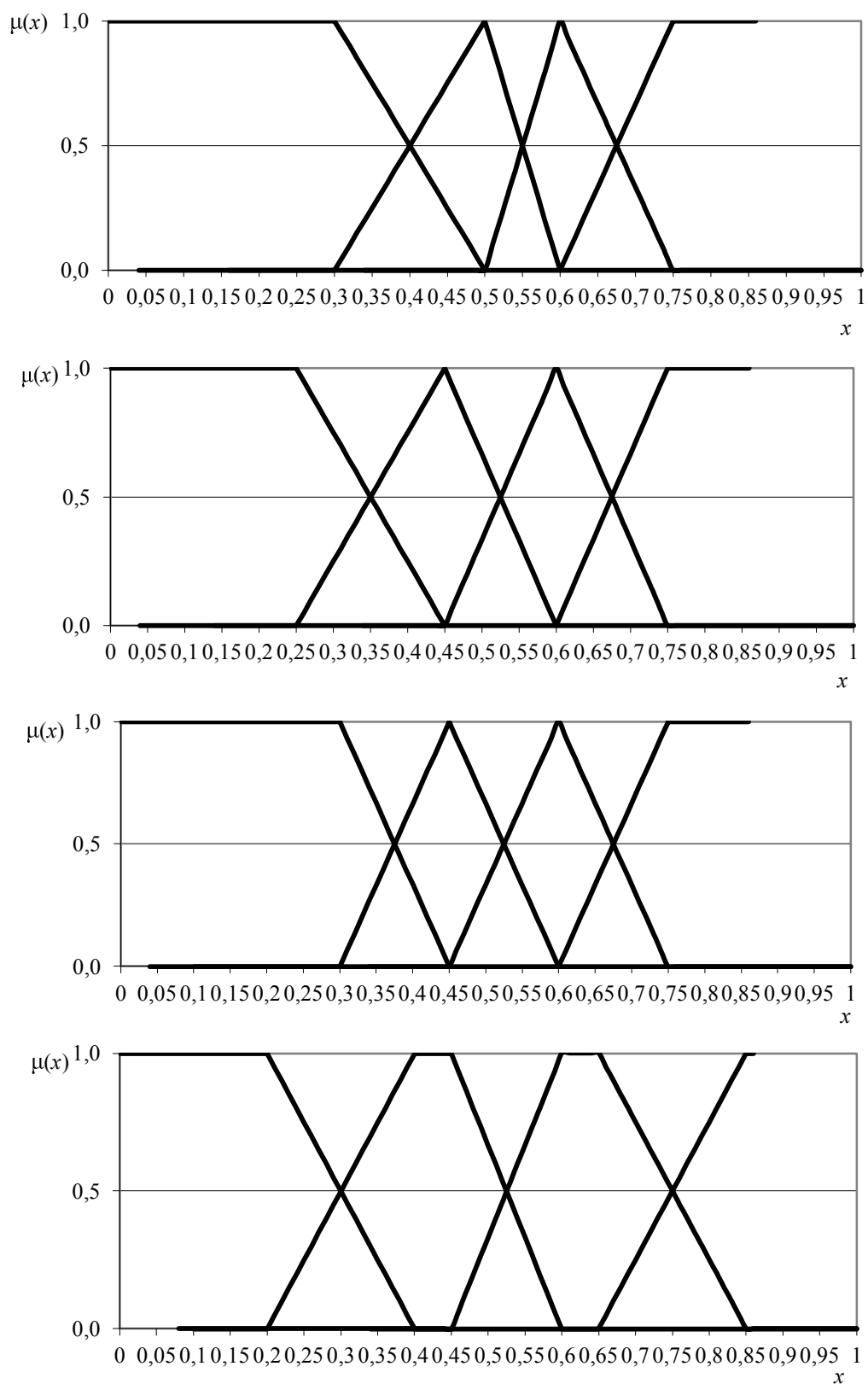


Рис.1. Функции принадлежности для ЛП2

Для расчёта аддитивных k и мультипликативных $\tilde{k}$ показателей по формулам (1) и вычисления матриц парной согласованности по формулам (2) и (3) использована программная система приобретения знаний (подсистема экспертной системы) [10]. Результаты расчётов представлены в табл. 3.

Таблица 3

Результаты расчёта показателей k и $\tilde{k}$

ЛП	Модель	k	$\tilde{k}$
ЛП1	2-х термовая	0,817	0,816
	3-х термовая	0,784	0,78
	4-х термовая	0,669	0,657
ЛП2	2-х термовая	0,809	0,809
	3-х термовая	0,815	0,812
	4-х термовая	0,653	0,644
ЛП3	2-х термовая	0,835	0,832
	3-х термовая	0,757	0,746
	4-и термовая	0,696	0,687

Анализ полученных показателей общей согласованности экспертной информации показывает, что наиболее согласованной для ЛП1 и ЛП3 является 2-х термовая модель, а для ЛП2 – 3-термовая модель.

Результаты вычислений матриц парной согласованности для всех моделей позволяют вычислить средневзвешенные квадратические отклонения F_m параметров, оцениваемых экспертами, от усредненных значений этих параметров. При этом использованы, как равные весовые коэффициенты, так и веса, вычисленные по правилу Фишберна для строгой (6) и смешанной (7) систем предпочтений. В табл. 4 приведён фрагмент результатов расчёта для ЛП2.

Таблица 4

Матрицы парной согласованности, ранги экспертов и весовые коэффициенты Фишберна

Модель	Матрица K_m^{ij}				Сумма	Ранг эксперта	Числа Фишберна
2-х термовая	1	0,951	0,92	0,843	3,714	2	0,3
	0,951	1	0,905	0,818	3,674	3	0,2
	0,92	0,905	1	0,904	3,729	1	0,4
	0,843	0,818	0,904	1	3,565	4	0,1
3-х термовая	1	0,9	0,903	0,855	3,658	4	0,1
	0,9	1	0,907	0,947	3,754	1	0,4
	0,903	0,907	1	0,861	3,671	2	0,3
	0,855	0,947	0,861	1	3,663	3	0,2
4-х термовая	1	0,841	0,88	0,653	3,374	3	0,2
	0,841	1	0,948	0,772	3,561	1	0,4
	0,88	0,948	1	0,73	3,558	2	0,3
	0,653	0,772	0,73	1	3,155	4	0,1

Ранжирование экспертов проводилось на основе критерия наибольшей парной согласованности, для чего использовались суммы элементов строк матрицы парной согласованности.

Рассчитаны параметры обобщённых ФП и величины F_m из условия (5) для всех моделей. Результаты расчётов величины F_m представлены в табл. 5.

Таблица 5

Величины F_m для рассматриваемых ЛП

ЛП	Модель	F_m	
		равные весовые коэффициенты	весовые коэффициенты Фишберна
ЛП1	2-х термовая	0,0125	0,01065
	3-х термовая	0,008125	0,00705
	4-х термовая	0,01125	0,01115
ЛП2	2-х термовая	0,014688	0,00985
	3-х термовая	0,005938	0,0055
	4-х термовая	0,004063	0,0035
ЛП3	2-х термовая	0,004375	0,00358
	3-х термовая	0,007188	0,0047
	4-и термовая	0,010625	0,0084

В табл. 6 сопоставлены результаты определения оптимального числа термов ЛП, полученные на основе рассмотрения показателей согласованности и методом минимизации средневзвешенного квадратического отклонения F_m индивидуальных параметров, задаваемых экспертами, от усредненных значений этих параметров.

Таблица 6

Оптимальные модели для ЛП

ЛП	Оптимальное число термов	
	По показателям согласованности	По величинам F_m
ЛП1	2	3
ЛП2	3	4
ЛП3	2	2

Данные табл. 5 и 6 позволяют сделать вывод, что для построения обобщённых ФП с целью максимальной согласованности экспертной информации предпочтительнее использовать весовые коэффициенты Фишберна с ранжированием экспертов по степени согласованности их информации с остальными. На рис. 2 представлен график обобщённой ФП для 3-х термовой модели ЛП2 с учетом весовых коэффициентов Фишберна.

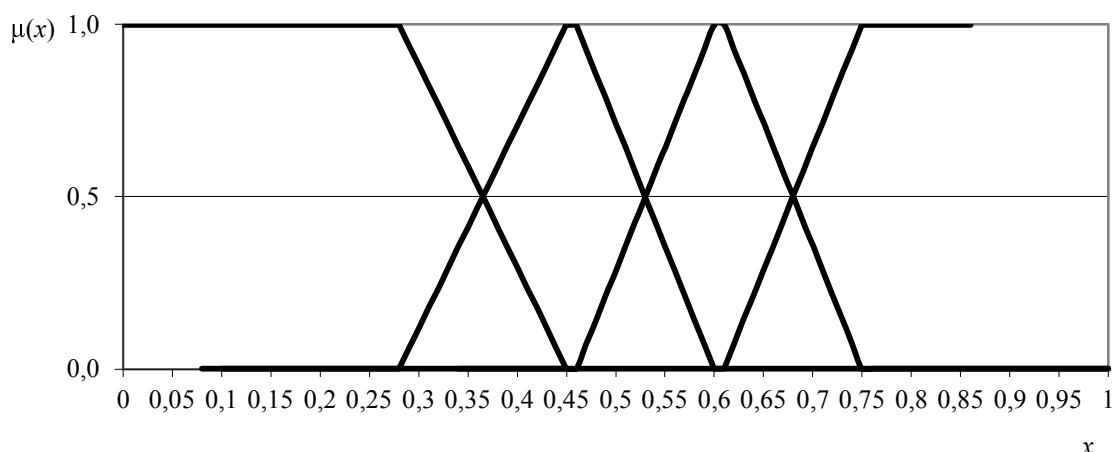


Рис. 2. Обобщённая функция принадлежности

Таким образом, в условиях требования наибольшей согласованности экспертных оценок, применение весовых коэффициентов Фишберна даёт наилучший результат. Отметим, что предложенный метод актуален для других вариантов ранжирования экспертной информации, например, по уровню квалификации экспертов.

Заключение. Разработана методика формирования базы знаний экспертной системы, позволяющая устанавливать оптимальные модели представления нечётких знаний, адекватные реальным условиям функционирования техники. Важным критерием пригодности экспертной информации для использования на этапах композиции и дефаззификации является её согласованность. В работе проанализированы подходы к оценке согласованности и введены различные весовые коэффициенты экспертов, а для ранжирования экспертов в качестве критерия применена степень согласованности информации каждого эксперта с остальными. В качестве весовых коэффициентов предлагается использовать числа Фишберна. Методика применена к созданию базы экспертной информации в предметной области «Комбайновая уборка зерновых культур». Рассмотрены значимые входные ЛП, для которых установлены экспертные оценки, построены модели с 2-х, 3-х и 4-х термовыми ФП, вычислены характеристики общей и парной согласованности моделей экспертов, параметры обобщённых ФП в случаях равных весовых коэффициентов и весов Фишберна. Для каждой из ЛП выбрана оптимальная модель и построена обобщённая ФП. Показано, что наибольшая согласованность экспертной информации достигается при использовании весовых коэффициентов Фишберна, важным при этом является факт сохранения информации всех экспертов. Таким образом, использование весовых коэффициентов Фишберна позволяет сформировать экспертную информацию, обладающую наибольшей из возможных степенью согласованности, не утрачивая при этом её ценных составляющих, характеризующих индивидуальный опыт и знания эксперта.

Библиографический список

1. Уотермен, Д. Руководство по экспертным системам : Пер с англ. / Д. Уотермен. — Москва : Мир, 1989. — 388 с.
2. Димитров, В. П. Теоретические и прикладные аспекты разработки экспертных систем для технического обслуживания машин / В. П. Димитров, Л. В. Борисова. — Ростов-на-Дону : ДГТУ, 2007. — 202 с.
3. Zadeh, L. A. Fuzzy sets / L. A. Zadeh, // Fuzzy sets and systems. — 1965 — №8. — Pp. 338–353.

4. Тугенгольд, А. К. К вопросу построения нечеткой экспертной системы производственного типа для технологической регулировки машин/ А. К. Тугенгольд, В. П. Димитров, Л. В. Борисова // Вестник Дон. гос. техн. ун-та. — 2008. — Т.8, № 3 (38). — С. 419 – 426.
5. Аверкин, А. Н. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / А. Н. Аверкин [и др.]; под ред. Д. А. Поспелова. — Москва : Наука, 1986. — 312 с.
6. Борисов, А. Н. Обработка нечеткой информации в системах принятия решений/ А. Н. Борисов, А. В. Алексеев, Г. В. Меркурьев и др. — Москва : Радио и связь, 1989. — 312 с.
7. Димитров, В. П. Методика оценки согласованности моделей нечетких экспертных знаний / В. П. Димитров, Л. В. Борисова, И. Н. Нурутдинова // Вестник Дон. гос. техн. ун-та. — 2010. — Т.10, № 2 (45). — С. 205 – 216.
8. Пивкин, В. Я. Нечеткие множества в системах управления. Методическое пособие / В. Я. Пивкин, Е. П. Бакулин, Д. И. Кореньков. — Новосибирск : НГУ, 1997. — 42 с.
9. Димитров, В. П. Оценка параметров лингвистических переменных факторов внешней среды / В. П. Димитров, Л. В. Борисова // Искусственный интеллект в XXI веке. Решения в условиях неопределенности : сб. ст. V Междунар. науч.-техн. конф. — Пенза, 2007. — С. 30 – 32.
10. Димитров, В. П. Программная система для ввода экспертных знаний / В. П. Димитров, Л. В. Борисова, И. Н. Нурутдинова, Е. В. Богатырёва // Вестник Дон. гос. техн. ун-та. — 2011. — Т. 11, № 1 (52). — С. 83 – 90.
11. Nedosekin, A. Fuzzy Financial Management / A. Nedosekin. — Moscow : AFA Library, 2003. — 183 p.
12. Борисова, Л. В. Механические системы модельного ряда продукции ОАО «Ростсельмаш» Дон-680, СК-5М-1, Дон-1500Б. Конструкция, техническое обслуживание, регулировки и диагностика неисправностей / Л. В. Борисова, В. П. Димитров, К. Л. Хубиян. — Ростов-на-Дону : БелРусь, 2003. — 116 с.
13. Кофман, Л. Введение в теорию нечетких множеств / Л. Кофман. — Москва : Радио и связь, 1982. — 432 с.

Материал поступил в редакцию 18.10.2014.

References

1. Waterman, D. Rukovodstvo po ekspertnym sistemam : Per. s angl. [Guidelines for expert systems: Trans. from English.] Moscow : Mir, 1989, 388 p. (in Russian).
2. Dimitrov, V. P., Borisova, L. V. Teoreticheskie i prikladnye aspekty razrabotki ekspertnykh sistem dlya tekhnicheskogo obsluzhivaniya mashin. [Theoretical and applied aspects of development of expert systems for machine maintenance.] Rostov-on-Don : DSTU, 2007, 202 p. (in Russian).
3. Zadeh, L. A. Fuzzy sets. Fuzzy sets and systems, 1965, no. 8, pp. 338–353.
4. Tugengold, A.K., Dimitrov, V.P., Borisova, L.V. K voprosu postroeniya nechetkoy ekspertnoy sistemy produktsionnogo tipa dlya tekhnologicheskoy regulirovki mashin. [On the problem of constructing a fuzzy production-type expert system for process machine adjustment.] Vestnik of DSTU, 2008, vol. 8, no. 3 (38), pp. 419 – 426 (in Russian).
5. Averkin, A. N., et al. Nchetkie mnozhestva v modelyakh upravleniya i iskusstvennogo intellekta. [Fuzzy sets in management models and artificial intelligence.] D.A. Pospelov, ed. Moscow : Nauka, 1986, 312 p. (in Russian).
6. Borisov, A. N., Alekseyev, A. V., Merkuryev, G. V., et al. Obrabotka nechetkoy informatsii v sistemakh prinyatiya resheniy. [Fuzzy information processing in decision-making systems.] Moscow : Radio i svyaz', 1989, 312 p. (in Russian).

7. Dimitrov, V. P., Borisova, L. V., Nurutdinova, I. N. Metodika otsenki soglasovannosti modeley nechetkikh ekspertnykh znaniy. [Methods of assessing the consistency of fuzzy expert knowledge models.] Vestnik of DSTU, 2010, vol. 10, no. 2 (45), pp. 205 – 216 (in Russian).
8. Pivkin, V. Y., Bakulin, E. P., Korenkov, D. I. Nechetkie mnozhestva v sistemakh upravleniya. Metodicheskoe posobie. [Fuzzy sets in management systems. Method book.] Novosibirsk : NGU, 1997, 42 p. (in Russian).
9. Dimitrov, V. P., Borisova, L. V. Otsenka parametrov lingvisticheskikh peremennykh faktorov vneshney sredy. [Parameter estimation of linguistic variables of environmental factors.] Iskusstvennyy intellekt v XXI veke. Resheniya v usloviyakh neopredelennosti : sb. st. V Mezhdunar. nauch.-tekhn. konf. [Artificial Intelligence in the XXI century. Decisions under uncertainty: Proc. V Int. Sci.Tech.Conf.] Penza, 2007, pp. 30 – 32 (in Russian).
10. Dimitrov, V. P., Borisova, L. V., Nurutdinova, I. N. Programmnaya sistema dlya vvoda ekspertnykh znaniy. [Software system for expert knowledge input.] Vestnik of DSTU, 2011, vol. 11, no. 1 (52), pp. 83 – 90 (in Russian).
11. Nedosekin, A. Fuzzy Financial Management. Moscow : AFA Library, 2003, 183 p.
12. Borisova, L. V., Dimitrov, V. P., Khubiyan, K. L. Mekhanicheskie sistemy model'nogo ryada produktsii OAO «Rostsel'mash» Don-680, SK-5M-1, Don-1500B. Konstruktsiya, tekhnicheskoe obsluzhivanie, regulirovki i diagnostika neispravnostey. [Mechanical systems of product range of "Rostselmash" LLC Don-680, SC-5M-1, Don-1500B. Construction, maintenance, control, and fault diagnostics.] Rostov-on-Don : Bel-Rus', 2003, 116 p. (in Russian).
13. Kaufmann, L. Vvedenie v teoriyu nechetkikh mnozhestv. [Introduction to the theory of fuzzy sets.] Moscow : Radio i svyaz', 1982, 432 p. (in Russian).

ON TECHNIQUE OF FUZZY EXPERT KNOWLEDGE REPRESENTATION*

L. V. Borisova, I. N. Nurutdinova, V. P. Dimitrov

Some aspects of representing the fuzzy expert knowledge in the decision-making problems on the process machine adjustment are considered. The technique based on the use of different criteria of consistency in the representation of fuzzy knowledge which includes considering various expertise hierarchy is offered. This technique allows determining a rational term set of the linguistic variable for the construction of the generic membership functions under the input and output system parameters specification. The improved background for choosing terms of the linguistic variables allows optimizing the KB parameters based on the fuzzy production rules. The technique is applied in the subject domain of "Grains combining"; several input linguistic variables are considered; fuzzy knowledgebase creation phases are exemplified by them; models consistency indices are calculated; optimum term sets of each of the variables are selected; generic membership function parameters are obtained.

Keywords: fuzzy knowledge, membership function, consistency of expert knowledge, Fishburn coefficients.

* The work is done on the thematic research plan of the RF Ministry of Education and Science no. 1.12.12; state registration no. 01201255338.