

УДК 004.827

Ю.В. УЛЬЯНОВСКАЯ
Академия таможенной службы Украины

МЕТОД ОПРЕДЕЛЕНИЯ КВАЛИФИКАЦИИ ЭКСПЕРТОВ, УЧАСТВУЮЩИХ В ЭКСПЕРТНОМ ОПРОСЕ

В работе решается важная научно-практическая задача определения уровня компетентности экспертов, участвующих при экспертном опросе. Предложено решение сформулированной задачи путем построения системы нечеткого логического вывода. Это позволяет на основе стажа и опыта работы численно оценить его компетентность.

Ключевые слова: экспертные данные, уровень компетентности экспертов, нечеткая логика.

Y.V. ULIANOVSKAYA

Ukrainian Academy of Customs, Dnepropetrovsk, Ukraine

METHOD FOR DETERMINATION OF QUALIFICATIONS OF THE EXPERTS PARTICIPATING IN THE EXPERT SURVEY

Abstract

In article the scientifically-practical problem of definition of level of competence of experts which take part in expert poll is considered. The decision of the offered problem is offered for carrying out by construction of system of an fuzzy logic. It allows to estimate competence of the expert of numerical characteristics on the basis of the experience.

Key words: expert data, the level of scientific expertise, fuzzy logic.

Введение

Класс задач, решение которых основано на экспертных данных, достаточно велик. К таким задачам относятся задачи планирования, оценки платежеспособности предприятий и физических лиц, оценки рисков, задачи классификации и экспертного оценивания предметов и т.д. При этом экспертная информация в большинстве случаев носит нечеткий, лингвистический характер. Это обусловлено тем, что человеку более свойственно характеризовать понятия на естественном языке. В качестве примера можно привести оценку роста человека, для определения которого люди используют нечеткие переменные «высокий», «средний» и др. Таким образом, при экспертном оценивании наиболее естественно ожидать оценки типа «хороший», «старый» и т.д. Адекватным математическим аппаратом для обработки таких данных является нечеткая логика.

В экспертизе обычно участвует группа лиц, при этом не исключена возможность, что одна и та же группа специалистов может сходить во мнении относительно оценки одного объекта экспертизы и иметь расхождения относительно другого объекта. Поэтому одной из наиболее важных проблем при обработке мнений экспертов является проверка согласованности, классификация или обобщение экспертной информации. В работе [1] было предложено решать указанную проблему с использованием функции принадлежности и оценки компетентности экспертов. Однако при этом также возникает ряд вопросов, связанных с построением функции принадлежности и оценками экспертов.

Анализ последних исследований

Существует два класса методов построения функций принадлежности множества \tilde{A} : прямые и косвенные [2]. Прямыми методами построения функций принадлежности обычно называются такие, в которых степени принадлежности элементов множества X непосредственно задаются либо одним экспертом, либо коллективом экспертов. В зависимости от количества экспертов, привлекаемых для построения функций принадлежности, прямые методы подразделяются на прямые методы для одного эксперта и для группы экспертов.

Прямые методы для группы экспертов предполагают некоторый интегрированный учет мнений всех экспертов о виде соответствия между степенями принадлежности и элементами множества X . Наиболее характерный пример групповой процедуры построения функции принадлежности μ_A прямым методом состоит в следующем. Пусть имеется m экспертов, часть из которых на вопрос о принадлежности элемента x из X нечеткому множеству \tilde{A} отвечает положительно. Обозначим их число через n_1 . Другая часть экспертов, а именно $n_2 = m - n_1$, отвечает на этот вопрос отрицательно. Тогда принимается, что $\mu_A(x) = n_1 / m$. Естественно, что такая процедура построения функции принадлежности μ_A будет иметь смысл, если одновременно строятся функции принадлежности нечетких множеств, задающих остальные нечеткие значения из терм-множества $T(\beta)$ лингвистической переменной β , либо эти значения подразумеваются и известны экспертам. Степень принадлежности

имеет в результате вероятностную интерпретацию, функция принадлежности по окончании процедуры, как правило, должна быть нормализована. Нормализация производится вычислением отношений между степенями принадлежности элементов x из X и величиной $\sup_{x \in X} \mu_A(x)$.

В более общем случае оценкам экспертов сопоставляются некоторые весовые коэффициенты $a_i \in [0;1]$, отражающие степень компетентности экспертов. В этом случае, при описанной выше процедуре $\mu_A(x) = \sum_{i=1}^m p_i a_i / m$, где p_i , если i -й эксперт положительно отвечает на вопрос о принадлежности элемента x множеству \tilde{A} , и $p_i = 0$ в противном случае. В работе [2] отмечается, что внешне эта процедура выглядит более убедительной, чем рассмотренная выше, однако существует недостаток: деликатно обходится вопрос о том, кто же назначает весовые коэффициенты оценкам экспертов. По-видимому, для оценки уровня компетентности экспертов должен использоваться другой коллектив экспертов и т.д.

В работе [3] отмечается, что задача определения уровня компетентности экспертов имеет несколько вариантов постановки при следующих начальных условиях:

- уровни компетентности экспертов априорно не известны и лицом, принимающим решения (ЛПР), не заданы;
- начальные уровни компетентности задаются ЛПР;
- начальные уровни компетентности есть среднеарифметическим оценки ЛПР и самооценки;
- начальные уровни компетентности есть среднеарифметическим мнений других экспертов;
- при определении компетентности оценки ЛПР равнозначны оценке группы экспертов;
- при определении компетентности учитывается оценка ЛПР как эксперта с заданным уровнем компетентности и т.д.

Предложенные в работе [3] модели и методы определения компетентности на базе аксиомы несмещенности не являются универсальными, предложенная классификация является не полной.

Учитывая вышесказанное, можно сделать вывод, что задача определения уровня компетентности экспертов является актуальной.

Постановка задачи

Целью данной работы является разработка метода определения уровня компетентности экспертов на основе стажа и опыта его работы.

Введем следующие обозначения: W – уровень компетентности эксперта, S – стаж работы, N – количество экспертиз, в которых принимал участие эксперт, M – количество экспертиз, в которых результаты оценки эксперта совпадали с итоговым результатом экспертизы, либо различия были не значительными, $P=M/N$ – частота положительного результата эксперта. Входными данными являются четкие значения переменных S и P , по которым необходимо определить значения переменной W . Решение задачи будем выполнять при помощи построения системы нечеткой логики типа Мамдани с двумя входами и одним выходом. Система правил работает согласно композиционному правилу вывода Заде.

Результаты исследования

Ключевым моментом при разработке метода является выбор вида функции принадлежности.

В работе [4] приводятся основные виды функций принадлежности, а также их аналитические выражения. Среди них наиболее часто используемыми являются гауссовская, сигмоидная, трапециевидная и треугольная функции принадлежности. Основное различие при использовании указанных функций принадлежности проявляется, в частности, при построении нечетких поверхностей. Так, при использовании первых из двух поверхность получается более гладкой, при использовании трапециевидной или треугольной поверхность характеризуется наличием большего числа острых пиков. В результате экспертного опроса были получены значения терм множеств лингвистических переменных, множество экспериментальных данных для построения функций принадлежности и сформирована система правил. После анализа полученных данных и их аппроксимации, были сделаны выводы, что в задаче, которая рассматривается в данной работе, необходимо использовать треугольную функцию принадлежности для переменной выхода, и трапециевидную функцию принадлежности для входных переменных.

Построим систему нечеткого логического вывода. На вход системы поступают четкие значения двух лингвистических переменных S и P .

Лингвистическая переменная задается пятеркой $\langle x, T, U, G, M \rangle$, где x – имя переменной; T – термножество, каждый элемент которого (терм) представляется как нечеткое множество на универсальном множестве U ; G – синтаксические правила, часто в виде грамматики, порождающие название термов; M – семантические правила, задающие функции принадлежности нечетких термов, порожденных синтаксическими правилами G [2].

Рассмотрим переменную S. Зададим ее пятеркой $\langle s, T_s, U_s, G_s, M_s \rangle$, где s – «стаж работы» (далее для простоты – стаж), $T_s = \{t_s^1, t_s^2, t_s^3\} = \{\text{«маленький», «средний», «большой»}\}$, $U_s = \{0, 1, \dots, 50\}$, G – синтаксические правила G, порождающие новые термы с использованием квантификаторов "не", "очень" и "более-менее", M_s – трапециевидные функции принадлежности, аналитическое выражение для которых задается выражением (1):

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & d \leq x, \end{cases} \quad (1)$$

где параметры [a, b, c, d] для $t_s^1 = [-18, -2, 5, 20]$, $t_s^2 = [5, 20, 30, 45]$, $t_s^3 = [30, 45, 52, 68]$. График функции принадлежности приведен на рис 1, а.

Рассмотрим переменную P. Зададим ее пятеркой $\langle p, T_p, U_p, G_p, M_p \rangle$, где p – «частота положительного результата» (далее для простоты – частота), $T_p = \{t_p^1, t_p^2, t_p^3\} = \{\text{«редко», «средняя частота», «часто»}\}$, $U_p = [0, \dots, 1]$, G – синтаксические правила G, порождающие новые термы с использованием квантификаторов "не", "очень" и "более-менее", M_s – трапециевидные функции принадлежности, аналитическое выражение для которых задается выражением (1). Параметры [a, b, c, d] для $t_p^1 = [-0.4, -0.1, 0.1, 0.4]$, $t_p^2 = [0.1, 0.4, 0.6, 0.9]$, $t_p^3 = [0.6, 0.9, 1.1, 1.6]$. График функции принадлежности приведен на рис 1, б.

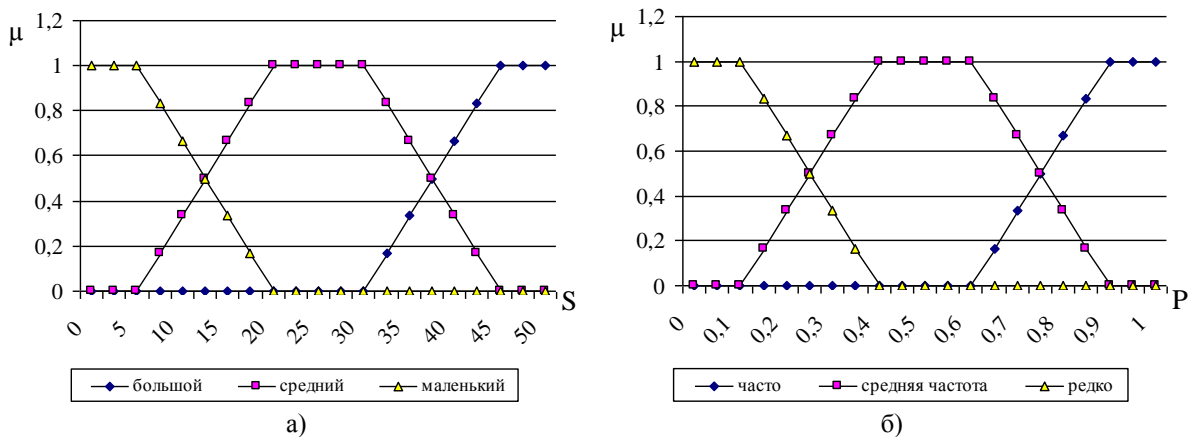


Рис. 1. Графики функций принадлежности лингвистических переменных:
а) S – «стаж», б) P – «частота положительного результата»

Выходную переменную W зададим пятеркой $\langle w, T_w, U_w, G_w, M_w \rangle$, где w – «уровень компетентности эксперта», $T_w = \{t_w^1, t_w^2, t_w^3, t_w^4, t_w^5\} = \{\text{«низкая», «ниже среднего», «средняя», «выше среднего», «высокая»}\}$, $U_w = [0, \dots, 1]$, G_w – синтаксические правила G, порождающие новые термы с использованием квантификаторов "не", "очень" и "более-менее", M_w – треугольные функции принадлежности, аналитическое выражение для которых задается выражением (2):

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x, \end{cases} \quad (2)$$

где параметры a, c – концы носителя нечеткого множества, соответствующего лингвистическому значению переменной, b – значение, в котором функция принадлежности принимает значение, равное 1.

Для t_w^1 : $a=0,25, c=0,25, b=0$, для t_w^2 : $a=0, c=0,5, b=0,25$, для t_w^3 : $a=0,25, c=0,75, b=0,5$, для t_w^4 : $a=0,5, c=1, b=0,75$, для t_w^5 : $a=0,75, c=1,25, b=1$. График функции принадлежности приведен на рис 2.

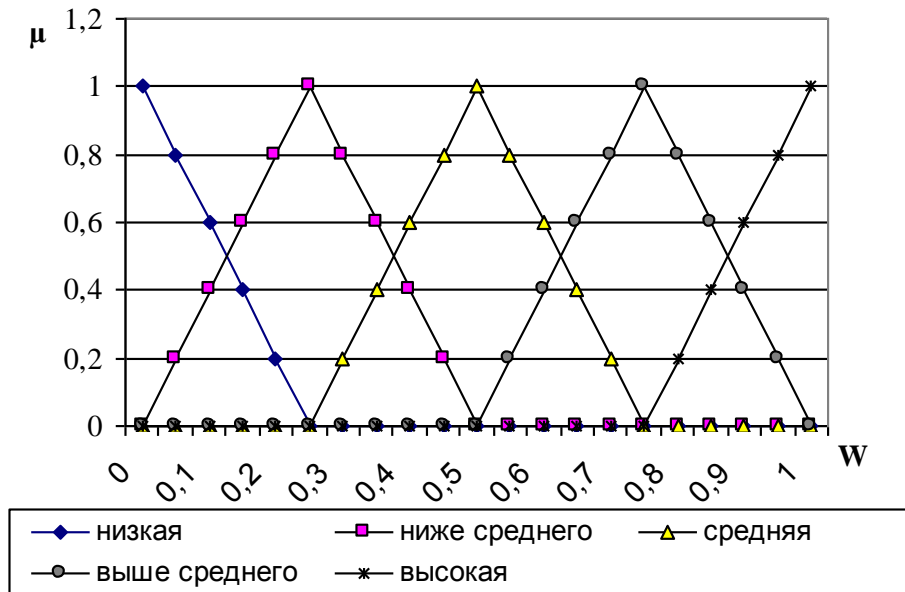


Рис. 2. График функции принадлежности лингвистической переменной W – «уровень компетентности эксперта»

Базис нечетких правил состоит из набора нечетких IF-THEN – правил, а механизм нечеткого вывода на основе принципов нечеткой логики использует их для отображения нечетких множеств из входного множества X в нечеткие множества Y на выходе системы. Нечеткие IF-THEN-правила имеют вид, определенный выражением (3):

$$R \stackrel{Q}{\leftarrow} \text{IF } x_1 \in F_1^p \text{ and } \dots \text{ and } x_n \in F_n^p \text{ THEN } y \in G^p, \quad (3)$$

где F_1^p и G^p – нечеткие множества; $\bar{x} = \langle x_1, \dots, x_n \rangle \in X$ и $y \in Y$ – переменные на входе и на выходе; $p = 1, m$.

Нечеткие IF-THEN-правила обеспечивают удобный механизм для представления знаний человека-эксперта. Каждое нечеткое IF-THEN-правило определяет множество $F_1^p \times \dots \times F_n^p \rightarrow G^p$. В нечетком выводе принципы нечеткой логики используются для объединения нечетких IF-THEN-правил из базиса нечетких правил в отображения входных нечетких множеств из $X = X_1 \times \dots \times X_n$ в выходные нечеткие множества из Y. Нечеткое IF-THEN-правило интерпретируется как нечеткая импликация $F_1^p \times \dots \times F_n^p \rightarrow G^p$. Для каждого входа выход механизма нечеткого вывода может быть или набором из M нечетких множеств, или объединением M нечетких множеств. Для различных типов выходов используются различные типы дефазсификаторов для преобразования нечетких множеств, полученных на выходе системы нечетких правил в точку пространства Y.

Сформируем нечеткие правила в соответствии с выражением (3):

- П1: IF S маленький AND P редко THEN W низкая;
- П2: IF S маленький AND P средняя частота THEN W низкая;
- П3: IF S маленький AND P часто THEN W ниже среднего;
-
- П10: IF S большой AND P часто THEN W высокая.

Входными данными для системы нечетких правил являются четкие значения переменных S и P, выходной переменной является переменная W.

Для построенной нечеткой системы типа системы типа Mamdani проведем исследование различных методов дефаззификации. Пусть на вход системы поступают следующие значения переменных: $S=34$, $P=0,3$ (рис. 3). Тогда различные методы дефаззификации дают следующие результаты: метод дефаззификации по центру тяжести дает четкое значение выходной переменной $W=0.488$ (рис. 1).

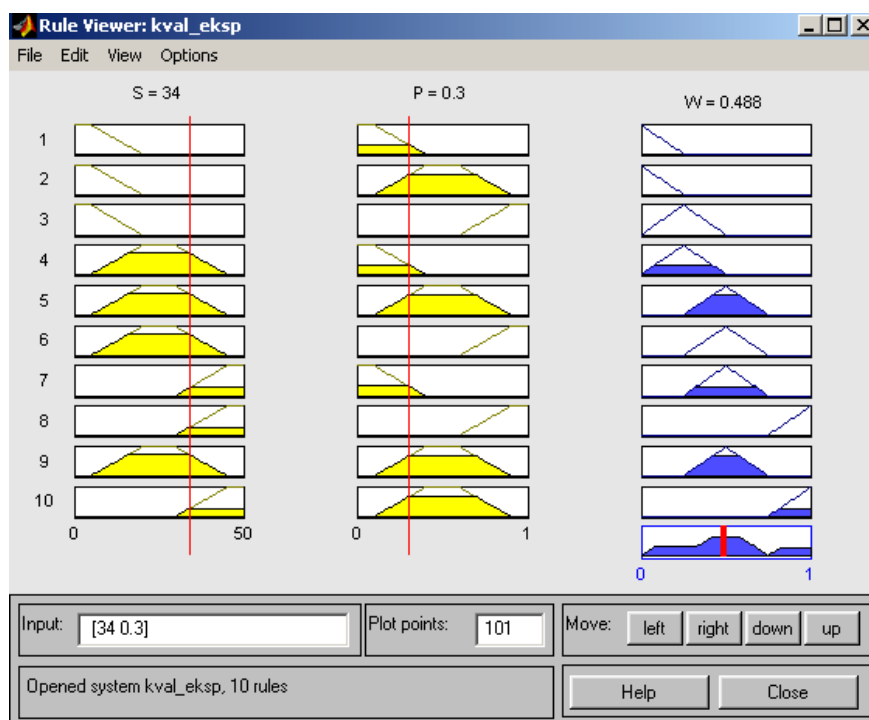


Рис. 3. Вид базы правил

При методе дефаззификации по центру тяжести дает результат $W=0,488$, по методу медианы – $W=0,48$, по методу среднего максимума – $W=0,5$, по методу наибольшего из максимумов – $W=0,58$, по методу наименьшего из максимумов – $W=0,48$. Выбор метода дефаззификации может осуществляться в зависимости от требований точности. Наиболее точным (3) является метод дефаззификации по центру тяжести. Таким образом, при использовании указанного метода получим, что при стаже работы, равном 34 года, и вероятностью правильного ответа 0,3, квалификация эксперта оценивается коэффициентом, равным 0,488.

Выводы

Проблема определения уровня квалификации эксперта актуальна при получении и обработке экспертной информации от группы экспертов, при использовании прямых методов построения функций принадлежности для группы экспертов и в ряде других вопросов. Несмотря на широкое распространение таких методов, вопросы определения квалификации экспертов не рассматриваются, технологии экспертного опроса разработаны не достаточно. В работе предложено определять уровень компетентности экспертов методами нечеткой логики. Для этого в работе построены функции принадлежности, сформирована система нечетких правил, на основании которых построена система нечеткого логического вывода. Научная новизна работы состоит в дальнейшем развитии методов определения компетентности экспертов путем применения к решению задачи методов нечеткой логики и построения системы нечеткого логического вывода. Это позволило определить численное значение, характеризующее компетентность эксперта на основании его стажа и опыта работы. Результаты работы могут быть применены в интеллектуальных системах поддержки принятия решения, работа которых основана на экспертной информации.

Литература

1. Ульяновская Ю.В. Применение методов кластерного анализа для оценки нечеткой несогласованной экспертной информации [Текст] / Ульяновская Юлия Викторовна // Восточно-европейский журнал передовых технологий. – 2012. – Вып. 5/4 (59). – С. 21-24.

2. Мелихов А.Н., Берштейн Л.С., Коровин С.Я. Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой. – М.: Наука. Гл. ред. Физ.-мат. Лит., 1990. – 272 с.
3. Снитюк В.Е. Модели методы определения компетентности экспертов на базе аксиомы несмещенности [Текст] / Снитюк В.Е., Рифат Мохаммед Али // Черкаси: Вісник ЧІТІ. – 2000. – №4. – С. 121-126.
4. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB // М.: Горячая линия - Телеком, 2007. – 288 с.
5. Ротштейн А.П., Штовба С.Д. Влияние методов дефаззификации на скорость настройки нечеткой модели // Кибернетика и системный анализ. – 2002. – № 5. – С. 169 – 174.

References

1. Ulianovskaya Yu. V. The use of cluster analysis to evaluate the fuzzy expert information inconsistent. , 2012. No 5/4 (59), pp. 21-24.
2. Melihov A.N., Bershteyn L.S., Korovin S.Ya. Situational advising system with fuzzy logic. – Moscow: Nauka. Fiz.-mat. lit. 1990, 272 p.
3. Snitiuk V.E. Model for determining the competence of experts on the basis of the axioms of the unbiasedness, The bulletin of Cherkasy state technological university. – 2000. - №4. – С. 121-126.
4. Shtovba S.D. Design of fuzzy systems by means of MATLAB, Moscow.: Goriacaya linia - telecom, 2007, 288 p.
5. Rotsteyn A.P., Shtovba S.D. The influence of defuzzification methods on the rate of adjustment of fuzzy model, Cybernetics and Systems Analysis, 2002. No 5, pp 169 – 174.