

Раздел 2 МОДЕЛИ, СИСТЕМЫ, СЕТИ В ТЕХНИКЕ

Section 2 MODELS, SYSTEMS, NETWORKS IN THE TECHNIQUE

УДК 004
doi: 10.21685/2227-8486-2024-1-5

МЕТОД ОБРАБОТКИ СУБЪЕКТИВНОЙ ЭКСПЕРТНОЙ ИНФОРМАЦИИ ДЛЯ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕОРИИ НЕЧЕТКИХ МНОЖЕСТВ

В. В. Антонов¹, К. А. Конев²

^{1,2} Уфимский университет науки и технологий, Уфа, Россия
¹ Antonov.V@bashkortostan.ru, ² sireo@rambler.ru

Аннотация. *Актуальность и цели.* Вопросы принятия решений являются ключевыми для любой организации. Проблемой в процессе принятия решений является высокая неопределенность в отношении результатов принимаемых решений, порождаемая субъективностью экспертов. Для решения данной актуальной задачи поставлена цель разработать метод обработки субъективной информации от экспертов в процессе принятия решений в организации за счет использования нечеткой логики. *Материалы и методы.* В ходе исследования использовались научные труды иностранных и отечественных ученых, посвященные исследованиям в области принятия решений, нечеткой логики, теории категории и интеллектуального анализа данных, направленные на снижение субъективности экспертов. *Результаты.* Предложена структура элементов принятия решений в организации для системы поддержки принятия решений, сформированы выражения для количественной оценки нечетких множеств для типовых ситуаций на оценочных категориях, построенных на основе экспертных оценок, разработан пример для типовой ситуации бизнес-процесса закупок в организации. *Выводы.* Разработан и опробован метод обработки субъективной экспертной информации с использованием нечеткой логики, пригодный для применения для принятия решений на промышленном предприятии.

Ключевые слова: процесс принятия решений, субъективная экспертная информация, нечеткие множества, теория категорий, экспертные оценки

Для цитирования: Антонов В. В., Конев К. А. Метод обработки субъективной экспертной информации для принятия решений с использованием теории нечетких множеств // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. 2024. № 1. С. 65–78. doi: 10.21685/2227-8486-2024-1-5

© Антонов В. В., Конев К. А., 2024. Контент доступен по лицензии Creative Commons Attribution 4.0 License / This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 License.

METHOD FOR PROCESSING SUBJECTIVE EXPERT INFORMATION FOR DECISION MAKING USING FUZZY SETS THEORY

V.V. Antonov¹, K.A. Konev²

^{1,2} Ufa University of Science and Technology, Ufa, Russia

¹ Antonov.V@bashkortostan.ru, ² sireo@rambler.ru

Abstract. *Background.* Decision making issues are key for any organization. The problem in the decision-making process is the high uncertainty regarding the results of decisions made due to the subjectivity of experts. To solve this urgent problem, the article aims to develop a method for processing subjective information from experts in the decision-making process in an organization through the use of fuzzy logic. *Materials and methods.* The research used scientific works of foreign and domestic scientists devoted to study in the field of decision making, fuzzy logic, category theory and data mining aimed at reducing the subjectivity of experts. *Results.* The article proposes a structure of decision-making elements in an organization for a decision support system, formulates expressions for the quantitative assessment of fuzzy sets for typical situations using evaluative categories built on the basis of expert assessments and develops an example for a typical situation of a procurement business process in an organization. *Conclusions.* There was developed and tested a method for processing subjective expert information using fuzzy logic, suitable for use in decision making at an industrial enterprise.

Keywords: decision making process, subjective expert information, fuzzy sets, category theory, expert assessments

For citation: Antonov V.V., Konev K.A. Method for processing subjective expert information for decision making using fuzzy sets theory. *Modeli, sistemy, seti v ekonomike, tekhnike, prirode i obshchestve* = *Models, systems, networks in economics, technology, nature and society*. 2024;(1):65–78. (In Russ.). doi: 10.21685/2227-8486-2024-1-5

Введение

Процесс принятия решений – ключевая деятельность человека, позволяющая достигать поставленных целей, а значит, и развивать общество. Значение данной деятельности непреходяще, что подтверждается значительным интересом исследователей к ней [1–3]. Важным аспектом проблемы принятия решений является ее субъективность, зависимость от человека, что порождает фактор неопределенности. Особенно значимо учитывать этот фактор для процессов, в которые люди вступают по производственной необходимости, при этом не всегда обладая в полном объеме необходимыми навыками, мотивацией и достоверной информацией о ситуации, в которой следует принимать решение.

Широкое распространение современных методов обработки информации и наметившийся тренд на интеллектуализацию процесса принятия решений [4] открывают перспективы по созданию методов снижения субъективности предоставляемой экспертами информации для повышения качества принимаемых решений в промышленности. Однако принятие решений в рамках бизнес-процесса требует специальной поддержки, которую реализуют системы поддержки принятия решений (СППР), поэтому метод снижения субъективности таких решений должен быть совместим с системами данного типа и быть

в достаточной степени алгоритмизируемым. Решению этой актуальной задачи посвящена данная статья.

Материалы и методы

Поддержка принятия решений на промышленном предприятии – сфера деятельности, в которой требуется очень гибкий инструмент для обеспечения лица, принимающего решение (ЛПР), нужной информацией, дающий ему возможность решать возникающие задачи. В качестве одного из наиболее эффективных способов помощи ЛПР обычно предлагается создание автоматизированной системы поддержки принятия решений, которая часто обладает интеллектуальной подсистемой [5, 6]. Такая подсистема должна иметь функционал для пополнения знаний, обучения [7], иначе говоря, уметь сохранять в базе знаний информацию о типовых ситуациях, требующих принятия решений как выбора из нескольких вариантов, а также информацию об опыте выбора этих вариантов с учетом того, насколько приемлемым оказались данные варианты (сценарии) решений (рис. 1).



Рис. 1. Фрагмент схемы функционирования системы поддержки принятия решений

Интеллектуальная подсистема, связанная с принятием решений, должна включать механизмы оценки качества принимаемых решений на основе фактов, т.е. характеристик наблюдаемой ситуации, поскольку только наблюдаемые или объективно оцененные факты могут обеспечивать доверие к предложениям, генерируемым системой. В этой связи важно учитывать возможности в двух аспектах: прогнозирование результатов [8, 9] и объяснимость предлагаемых решений [10].

Большой проблемой является уникальность каждой управленческой ситуации по ее параметрам, что значительно усложняет процессы формирования прогнозных моделей и получения корректных оценок вероятности того, что выбранный СППР сценарий решения действительно лучше других подходит

для действий в наблюдаемой проблемной ситуации. Тем не менее только с выстраиванием качественной и надежной системы оценки качества принимаемых решений на основе фактов в рамках интеллектуальной подсистемы появляется возможность обеспечить приемлемый уровень доверия к генерируемым ею предложениям, т.е. решить проблему объяснимости решений искусственного интеллекта, являющуюся одним из главных барьеров на пути к массовому распространению подобных систем [11]. Кроме того, необходимо разработать элементы интеллектуальной системы и механизмы оценки решений для обеспечения ее результативной работы.

Таким образом, с целью решения проблемы обработки субъективной экспертной информации для принятия решений необходимо решить следующие задачи:

- разработать элементы интеллектуальной подсистемы системы поддержки принятия решений, схему принятия решений для ЛПП, решающего задачи с высокой долей субъективности в промышленности;
- метод формирования оценки ситуации, позволяющий поддерживать выбор решения ЛПП;
- продемонстрировать схему применения предложенного метода.

Следует отметить, что в рамках процесса принятия решений, которые связаны с людьми и человеко-машинными системами, большая часть показателей являются нечеткими, т.е. принимающими определенное значение с некоторой вероятностью. Это проистекает из природы оценок человека, которые могут быть очень субъективными. Например, показатель «уровень сервиса» некоторой компании может быть оценен не по двузначной шкале (хорошо/плохо), а по десятизначной, которая позволит рассчитать вероятность того, что данный уровень устроит конкретного заказчика. Кроме того, важен учет условий применения показателей. Так, параметр «сложность задания» для аудитории из пятиклассников и для аудитории из десятиклассников для одних и тех же заданий будет совершенно разным. По этой причине вопросы принятия решений некоторые исследователи предлагают решать с помощью аппарата теории нечетких множеств [12, 13], которая сегодня достаточно широко применяется для решения технических проблем [14]. Данный инструментарий представляется более подходящим, чем метод многокритериального анализа [15], который требует очень точной формулировки задачи и сведения ее к задачам теории игр, что не всегда может быть возможно в реальной ситуации.

Рассмотрим метод формирования нечеткой оценки ситуации на основе теории нечетких множеств.

Разработка метода нечеткой оценки ситуации на основе теории нечетких множеств

Известно, что если $X \subset I^n$ и I^n – полное множество, описывающее всю предметную область, то X – нечеткое множество, определяющееся через функцию принадлежности $\mu_X(z)$, где z – элемент множества I^n . Если использовать один из самых популярных механизмов построения дедуктивных доказательств, известный как *modus ponens* (правило определения), утверждающий, что если для множеств I^n и I^m , где $X \subset I^n$, $Y \subset I^m$, а $X \rightarrow Y$ истинно

и X истинно, Y также истинно, то можно построить следующее выражение для нечеткого отношения K из области I^n в I^m :

$$K = X \otimes Y = \mu_X(I^n) \wedge \mu_Y(I^m) = \min(\mu_X(I^n), \mu_Y(I^m)), \quad (1)$$

где $\mu_X(I^n)$ – функция принадлежности нечеткому множеству X ; $\mu_Y(I^m)$ – функция принадлежности нечеткому множеству Y .

Таким образом, декартово произведение нечетких множеств может быть представлено в виде дизъюнкции функций принадлежности, что равнозначно минимуму этих функций. Рассмотрим логику данного выражения.

Известно, что $A \otimes B = (A - B) \cup (B - A) = (A \cap \neg B) \cup (\neg A \cap B)$, поэтому справедливо

$$K = (X \otimes Y) \cup (\neg X \otimes I^m) \text{ или } K = (\neg X \otimes I^m) \otimes (Y \otimes I^n). \quad (2)$$

Учитывая свойства функций принадлежности $\mu_X(I^n)$ и $\mu_Y(I^m)$, K можно представить следующим образом:

$$K = (1 - \mu_X(I^n)) \oplus \min(\mu_Y(I^m), \mu_{I^n}(I^n)) = (1 - \mu_X(I^n)) \oplus \mu_Y(I^m). \quad (3)$$

Из (3) методом преобразований множеств получаем

$$\begin{aligned} K &= \max(\min(1 - \mu_X(I^n)), 1 - \mu_Y(I^m)), \min(\mu_X(I^n), \mu_Y(I^m)) = \\ &= \min(\mu_X(I^n), \mu_Y(I^m)). \end{aligned} \quad (4)$$

При этом функции принадлежности $\mu_X(I^n)$, $\mu_Y(I^m)$ можно вычислить по известным правилам:

$$\mu_X(I^n) = \sum_{i=1}^n \frac{\mu_X(I_i)}{n}, \quad \mu_Y(I^m) = \sum_{j=1}^m \frac{\mu_Y(I_j)}{m}. \quad (5)$$

Рассуждая дальше, разумно предположить, что если для некоторой наблюдаемой ситуации, представленной нечетким множеством $X^K \in I^n$, известно общее отношение K , то результат их взаимодействия $Y^K \in I^m$ можно получить по композиционному правилу вывода $Y^K = X^K \circ K$, причем функция принадлежности для результирующей Y^K может быть вычислена максиминной операцией.

Следовательно, объединив перечисленные формализации нечеткого условного высказывания, можно получить для одной посылки (наблюдаемой ситуации) разные выводы (решения), причем получив возможности для выбора способа обобщения в зависимости от известных свойств (характеристик) предметной области, что по правилу свертки отношений позволит выразить Y^K различными отношениями, например:

$$Y^K = X^K \circ K_1 = X^K \circ (\neg X \otimes I^m) \cup (X \otimes Y)$$

$$\text{или } Y^K = X^K \circ K_2 = X^K \circ (\neg X \otimes I^m) \oplus (I^n \otimes Y). \quad (6)$$

Очевидно, что увеличение знаний о конкретной ситуации позволяет уменьшить неопределенность формальной модели, т.е. приблизит ее к типовой, что, в свою очередь, открывает возможность описания функции, которая по известным параметрам Ch_i относит ее к соответствующему описанию, имеющемуся в базе данных. Известно, что сложная система γ с высокой неопределенностью может быть представлена как совокупность подсистем, обладающих меньшей неопределенностью, т.е. увеличивающих объем информации о системе (анализ компонент):

$$\gamma = \gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n \quad (7)$$

Тогда в уже разработанной ранее части модели при каждом новом наблюдении выбирается одна из ситуаций $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n$, для которых также возможен дальнейший анализ компонент и представление, например, в виде $\gamma_i = \{\gamma_{i1}, \gamma_{i2}, \dots, \gamma_{im}\}$, где $\forall_{\gamma_{ij}}$ несет больше информации, чем γ_i . Следовательно, за конечное число шагов появляется возможность снизить неопределенность до пренебрежимых значений, т.е. прийти к некоторому решению.

Допустимо сформировать цепочку решений, поскольку при каждом выборе система будет переходить из одного состояния в другое. Если обозначить q_i – состояние i -й ситуации, причем $q_i \in Q$, где Q – множество состояний, а k_i – i -е отношение, причем $k_i \in K$, где K – множество отношений, тогда можно построить выражение для отображения F :

$$F: Q \otimes K \rightarrow Q \Rightarrow q_{i+1} = f(q_i, k_j). \quad (8)$$

Полученное отображение – класс объектов (состояний) системы (ситуации), где каждое состояние – абстрактный класс. Для каждой пары состояний q_i, q_j существует множество морфизмов $Hom(q_i, q_j)$, где для $\forall g \in Hom(q_i, q_j)$ и $\forall f \in Hom(q_i, q_l)$ определена их композиция:

$$g_q \circ f_q \in Hom(q_i, q_l). \quad (9)$$

Таким образом, все состояния ситуации, рассматриваемой в роли системы, образуют категорию множеств, что дает возможность воспользоваться математическим аппаратом теории категорий, абстрагировавшись от семантики предметной области, т.е. конкретных ситуаций, признаков и решений.

Очевидно, что функция f не может оставаться однозначной для всех ситуаций, т.е. справедливо

$$q_{i+r} = f_r(q_i, k_i), \quad (10)$$

поэтому $\mu_K(q_i, q_j)$ – функция принадлежности нечеткому множеству K , с учетом (1) и (5), по известному правилу типа «если X, то Y», может быть использована для определения множества нечетких соответствий K в виде выражения

$$K = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \mu_K(q_i, q_j). \quad (11)$$

Необходимо также учесть, что каждый рассматриваемый объект (состояние) k_i может быть представлен в виде множества пар $x^k \in X$, имеющего вид

$$x^k = \{a_i, d_i : i \in I^n\}, \quad (12)$$

где $a_i \in A$ – множество атрибутов (параметров); $d_i \in D$ – множество их значений.

Следовательно, для нечеткого множества K можно выбрать параметры для измерений и значения, которые можно использовать для расчетов.

Если I^n и I^m – нечеткие множества, где $|I|$ – мощность множества, то функция принадлежности одного множества другому может быть вычислена следующим образом:

$$\mu_{I^m}(I^n) = \frac{|I^n \cap I^m|}{|I^n \cup I^m|} \quad (13)$$

Сформируем метод формирования оценки ситуации, позволяющий поддерживать выбор решения ЛПР, в виде последовательности шагов (алгоритма) для получения рекомендации на основе субъективной информации:

1. Формирование множества показателей, на основе анализа которых будет приниматься решение об оценке ситуации, измеряемых в заданных диапазонах.

2. Определение набора значений для I^n – полного множества всех возможных оценок и I^m – множества всех выполненных оценок по каждой категории.

3. Выбор вида функции принадлежности $\mu_x(I^n)$ оценки x_i множеству I^n .

4. Определение состава множества вариантов решения.

5. Формирование весов показателей.

6. Расчет значений оценок для множества K .

7. Принятие решения на основе выбранной функции оптимизации сформированных оценок по каждому из вариантов решения.

Результаты и пример использования

Рассмотрим пример использования описанного метода для одной из достаточно распространенных ситуаций принятия решений в организации – выбора поставщика.

Для максимальной наглядности упростим задачу осуществления выбора до оценки только по четырем показателям: цене на необходимый товар, уровню качества товара, гибкости поставок и особенности логистики. Каждая категория из перечисленных – нечеткая, поскольку оценки дают эксперты и они в определенной степени субъективны. В рассмотренной ситуации любая оценка по одной из четырех категорий может принимать значение из множества, как показано в табл. 1.

Таблица 1

Множество возможных оценок поставщиков по каждой категории

Категория	Интервал оценок ¹	Элементы множества оценок
Качество	от 0 до 1	0; 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9; 1
Цена	от 0 до 1	0; 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9; 1
Гибкость поставок	от 0 до 1	0; 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9; 1
Удобство логистики	от 0 до 1	0; 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9; 1

Пусть также для простоты все четыре критерия для поставщиков оцениваются по общей схеме с использованием треугольной функции принадлежности, представленной в табл. 2, которую можно показать в виде графика (рис. 2).

Таблица 2

Нечеткое множество критериев оценок поставщиков

Название критерия оценки	Интервал критериев	Элементы множества критериев
Очень низкий	от 0 до 0,3	0; 0,1; 0,2; 0,3
Низкий	от 0,2 до 0,5	0,2; 0,3; 0,4; 0,5
Средний	от 0,4 до 0,7	0,4; 0,5; 0,6; 0,7
Высокий	от 0,6 до 0,9	0,6; 0,7; 0,8; 0,9
Очень высокий	от 0,8 до 1	0,8; 0,9; 1

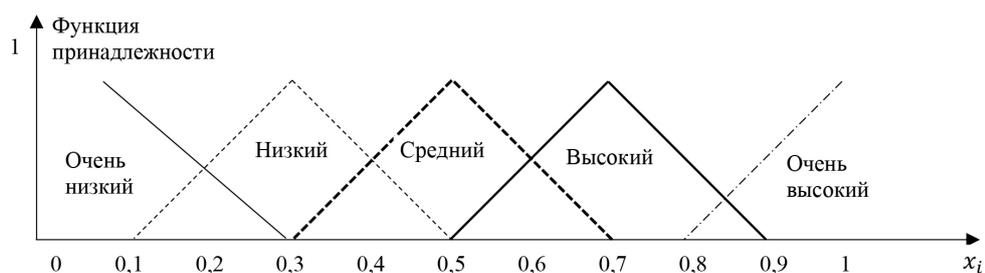


Рис. 2. Функция принадлежности оценки x_i множеству I^n

Очевидно, что простую треугольную функцию принадлежности допустимо заменить на П-образную или колоколообразную, если требуется более тонкая обработка данных.

Далее в роли множеств $X \subset I^n$ рассмотрим множества всех оценок по категориям (см. табл. 1), где I^n – полное множество всех оценок по всем категориям. Тогда $\mu_X(I^n)$ – функция принадлежности каждой оценки x_i множеству I^n – выражена категориями «очень низкий», «низкий», ..., «очень высокий». Но при выборе поставщика множеству всех возможных оценок I^n сопоставляется множество конкретных оценок наблюдаемой ситуации, т.е. $Y \subset I^m$, где I^m – множество всех выполненных оценок по каждой категории каждого поставщика.

¹ В таблице под оценкой подразумевается оценка поставщика по перечисленным категориям.

Следует отметить, что аспект экспертной оценки при принятии решений изучен очень глубоко. Тем не менее современные исследователи продолжают разрабатывать как методы оценки экспертов для принятия решений [16], так и новые подходы к проектированию экспертных систем [17], что лишний раз подтверждает наличие проблемы с объективностью экспертов и доверием к их оценкам. В нашем примере рассматриваются прямые оценки экспертов без какой-либо дополнительной обработки.

Логично предположить, что имеется пять поставщиков, для которых с помощью экспертных оценок сформирован следующий набор оценок по категориям (табл. 3). Получается, что функция принадлежности $\mu_Y(I^m)$ увязана с функцией принадлежности $\mu_X(I^n)$, привязанной к категориям («качество», «цена», ..., «удобство логистики»).

Таблица 3

Пример нечеткого множества оценок поставщиков, полученных от экспертов в конкретной ситуации

Название поставщика	Качество	Цена	Гибкость поставок	Удобство логистики
Поставщик 1	от 0,2 до 0,4	0,9	от 0,1 до 0,3	от 0,7 до 0,9
Поставщик 2	от 0,5 до 0,8	от 0,2 до 0,3	от 0,4 до 0,7	0,7
Поставщик 3	0,6	от 0,5 до 0,8	от 0,4 до 0,7	от 0,2 до 0,4
Поставщик 4	0,8	от 0,7 до 0,9	от 0,5 до 0,9	от 0,6 до 0,7
Поставщик 5	от 0,3 до 0,5	от 0,2 до 0,4	от 0,3 до 0,5	0,5

Следовательно, для решения задачи выбора согласно формуле (1) нужно построить некоторое отношение для указанных нечетких множеств X и Y , т.е. K , определяемое по (11) как сумма сумм по диапазонам оценок в табл. 3, которая в нашем случае запишется как

$$K = \sum_{i=1}^n \mu_X(I^n) \frac{\sum_{j=1}^m \mu_Y(I^m)}{m}. \quad (14)$$

Тогда на основе оценок экспертов для формирования предложения для ЛПР достаточно подставить значения в формулу (14) и рассчитать. Результатом расчета будет нечеткое множество категорий оценки поставщика, показанное в табл. 4.

Таблица 4

Пример нечеткого множества рассчитанных категорий поставщика

Название поставщика	Результат	Категория оценки поставщика
Поставщик 1	0,55	Низкий или средний
Поставщик 2	0,5375	Низкий или средний
Поставщик 3	0,525	Низкий или средний
Поставщик 4	0,7375	Средний или высокий
Поставщик 5	0,4	Низкий или средний

После получения набора результирующих элементов их целесообразно обработать. Можно использовать функции \min или \max для получения некоторого точного ответа, но логичнее ранжировать все множество в зависимости от поставленной задачи (в примере – максимизация, т.е. ранжирование по убыванию) и отсеять выборку наиболее подходящих результатов.

Если отобрать результаты, соответствующие средним и высоким оценкам, то ЛПР получит от системы ответ в виде следующей последовательности: поставщик 4 (оценка 0,7375), поставщик 1 (оценка 0,55), поставщик 2 (оценка 0,5375), поставщик 3 (оценка 0,525), поставщик 5 (оценка 0,425).

Следует заметить, что на большой выборке оцениваемых элементов, например при числе поставщиков более 10, перечень подходящих под критерии отбора поставщиков будет сужаться.

При решении задачи может потребоваться использовать вес параметра, поскольку различные параметры могут вносить различный вклад в результат. В данном случае нельзя соотносить вес показателя с операцией концентрации, используемой в теории нечетких множеств, поскольку она служит скорее для сглаживания оценок. Здесь вес – это характеристика самого показателя, может рассматриваться как множитель для него.

С учетом сказанного формула (14) примет вид

$$K = \sum_{i=1}^n W_i \mu_x(I^n) \frac{\sum_{j=1}^m \mu_y(I^m)}{m}, \quad (15)$$

где W_i – вес i -го показателя.

Еще один нюанс связан со шкалой весов. При определении границ интервала весов нужно учитывать, что в сумме они должны давать 1, а с учетом того, что параметров 4, то 4. Для рассмотренного примера веса показаны в табл. 5.

Таблица 5

Таблица весов показателей для оценки поставщиков

Название показателя	Вес
Качество	2
Цена	1
Гибкость поставок	0,5
Удобство логистики	0,5

С учетом весов результат будет выглядеть, как показано в табл. 6.

Таблица 6

Пример нечеткого множества рассчитанных категорий поставщика

Название поставщика	Результат	Категория оценки поставщика
Поставщик 1	0,5	Низкий или средний
Поставщик 2	0,54375	Низкий или средний
Поставщик 3	0,61875	Средний или высокий
Поставщик 4	0,76875	Средний или высокий
Поставщик 5	0,3875	Низкий

В результате вывод для ЛПП примет несколько иной вид: поставщик 4 (оценка 0,76875), поставщик 3 (оценка 0,61875), поставщик 2 (оценка 0,54375), поставщик 1 (оценка 0,5).

Таким образом, взвешенные показатели дают иной результат, но в той же шкале, что позволяет их использовать без дополнительных ограничений.

Следует отметить, что для формирования более узкого круга выдаваемых системой альтернатив следует уменьшать зоны пересечения множеств для различных категорий, т.е. использовать ту самую функцию концентрации, но дальнейший обзор использования возможностей теории нечетких множеств для решения задач принятия решений выходит за рамки данной статьи.

Заключение

В результате проведенного исследования по повышению эффективности поддержки процесса принятия решений на основе субъективных оценок экспертов можно сформировать следующие выводы:

1. Субъективные оценки экспертов в процессе принятия решений могут значительно влиять на результативность этого процесса. Тем не менее процесс отчуждения знаний экспертов и накопления их в виде электронных баз данных происходит недостаточно быстро, поэтому ожидать полной формализации всех знаний о предметной области не всегда оправдано и следует использовать методы обработки экспертной информации.

2. Предложенный метод, построенный на основе теории нечетких множеств, позволяет работать с неполными и субъективными методами и формировать пригодный для ЛПП результат. Несомненным достоинством метода является его универсальность, поскольку он несильно чувствителен к качеству оценок, предоставляемых экспертами. Кроме того, данный метод легко алгоритмируется и автоматизируется, что может обеспечить расширение круга задач, для которых используются автоматизированные системы поддержки принятия решений.

3. Для иллюстрации метода рассмотрен пример, который показал, что набор разрозненных сценариев решения задачи может быть ранжирован по релевантности перед демонстрацией ЛПП.

В дальнейшем планируется рассмотреть подходы к использованию методов цифровой обработки нечетких множеств оценок экспертов с целью получения универсального алгоритма для генерации решений на их основе. Для управления количеством генерируемых вариантов решения будут рассмотрены различные методы теории нечетких множеств.

В целом концепция создания системы поддержки принятия решений на основе интеллектуальной компоненты в таких аспектах, как продвинутый человеко-машинный интерфейс и доступность ресурсов компьютерной системы, вполне укладывается в направление развития современных промышленных информационных технологий, известное как четвертая промышленная революция или как программа «Индустрия 4.0» [18].

Список литературы

1. Brockmann E. N., Anthony W. P. Tacit knowledge and strategic decision making // Group & Organization Management. 2016. Vol. 27. P. 436–455.
2. Faizi S., Rashid T., Saġabun W. [et al.]. Decision Making with Uncertainty Using Hesitant Fuzzy Sets // International Journal of Fuzzy Systems. 2018. Vol. 20. P. 93–103.

3. Grekul V., Korovkina N., Korneva K. Decision making in ITSM processes risk assessment // *Computer modelling new technologies*. 2015. Vol. 19. P. 12–16.
4. Duan Y., Edwards J. S., Dwivedi Y. K. Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data – evolution, challenges and research agenda // *International Journal of Information Management*. 2019. Vol. 48. P. 63–71.
5. Зуб А. Т. Принятие управленческих решений : учебник и практикум для академического бакалавриата. 2-е изд., испр. и доп. М. : Юрайт, 2018. 332 с.
6. Антонов В. В., Конев К. А. Интеллектуальный метод поддержки принятия решений в типовой ситуации // *Онтология проектирования*. 2021. Т. 11, № 1. С. 126–136.
7. Wang J., Ma Y., Zhang L. [et al.]. Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications // *Journal of Manufacturing Systems*. 2018. Vol. 48. P. 144–156.
8. Мыльников Л. А., Краузе Б., Кютц М. [и др.]. Интеллектуальный анализ данных в управлении производственными системами (подходы и методы). М. : БИБЛИО-ГЛОБУС, 2017. 334 с.
9. Al-Janabi S., Mahdi M. A. Evaluation prediction techniques to achievement an optimal biomedical analysis // *International Journal of Grid and Utility Computing*. 2019. Vol. 10. P. 512–527.
10. Zou J., Petrosian O. Explainable AI: Using Shapley Value to Explain Complex Anomaly Detection ML-based Systems // *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*. 2020. Vol. 332. P. 152–164.
11. Антонов В. В., Конев К. А., Суворова В. А., Куликов Г. Г. Ситуационно-онтологическая методология принятия решений на примере бизнес-процессов авиаприборостроительного предприятия // *Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника*. 2021. Т. 21, № 1. С. 102–115.
12. Wan S., Zhong L., Dong J. A new method for group decision making with hesitant fuzzy preference relations based on multiplicative consistency // *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2020. Vol. 28, № 7. P. 1449–1463.
13. Zhu H., Zhang D., Ahmad T. Energetics Systems and artificial intelligence: Applications of industry 4.0 // *Energy Reports*. 2022. Vol. 8. P. 334–361. doi: 10.1016/j.egy.2021.11.256
14. Ahmed F., Kilic K. Fuzzy Analytic Hierarchy Process: A performance analysis of various algorithms // *Fuzzy Sets and Systems*. 2019. Vol. 362. P. 110–128.
15. Лотов А. В., Поспелова И. И. Многокритериальные задачи принятия решений : учеб. пособие. М. : МАКС Пресс, 2008. 197 с.
16. Wang J., Ma Q., Liu H.-C. A meta-evaluation model on science and technology project review experts using IVIF-BWM and MULTIMOORA // *Expert Systems with Applications*. 2021. Vol. 168. P. 236–248.
17. Yurin A. Y., Dorodnykh N. O., Nikolaychuk O. A., Grishenko M. A. Designing rule-based expert systems with the aid of the model-driven development approach // *Expert Systems*. 2018. Vol. 35. P. 1–23.
18. Götz M., Jankowska B. Adoption of Industry 4.0 Technologies and Company Competitiveness: Case Studies from a Post-Transition Economy // *Foresight and STI Governance*. 2020. Vol. 14, № 4. P. 61–78.

References

1. Brockmann E.N., Anthony W.P. Tacit knowledge and strategic decision making. *Group & Organization Management*. 2016;27:436–455.
2. Faizi S., Rashid T., Sałabun W. et al. Decision Making with Uncertainty Using Hesitant Fuzzy Sets. *International Journal of Fuzzy Systems*. 2018; 20:93–103.
3. Grekul V., Korovkina N., Korneva K. Decision making in ITSM processes risk assessment. *Computer modelling new technologies*. 2015;19:12–16.
4. Duan Y., Edwards J.S., Dwivedi Y.K. Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data – evolution, challenges and research agenda. *International Journal of Information Management*. 2019;48:63–71.

5. Zub A.T. *Prinyatie upravlencheskikh resheniy: uchebnyy i praktikum dlya akademicheskogo bakalavriata. 2-e izd., ispr. i dop. = Managerial decision-making : textbook and workshop for academic undergraduate studies. 2nd ed., ispr. and add.* Moscow: Yurayt, 2018:332. (In Russ.)
6. Antonov V.V., Konev K.A. Intellectual method of decision support in a typical situation. *Ontologiya proektirovaniya = The ontology of design.* 2021;11(1):126–136. (In Russ.)
7. Wang J., Ma Y., Zhang L. et al. Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications. *Journal of Manufacturing Systems.* 2018; 48:144–156.
8. Myl'nikov L.A., Krauze B., Kyutts M. et al. *Intellektual'nyy analiz dannykh v upravlenii proizvodstvennymi sistemami (podkhody i metody) = Data mining in the management of production systems (approaches and methods).* Moscow: BIBLIO-GLOBUS, 2017:334. (In Russ.)
9. Al-Janabi S., Mahdi M.A. Evaluation prediction techniques to achievement an optimal biomedical analysis. *International Journal of Grid and Utility Computing.* 2019;10:512–527.
10. Zou J., Petrosian O. Explainable AI: Using Shapley Value to Explain Complex Anomaly Detection ML-based Systems. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications.* 2020;332:152–164.
11. Antonov V.V., Konev K.A., Suvorova V.A., Kulikov G.G. Situational and ontological methodology of decision-making on the example of business processes of an aircraft manufacturing enterprise. *Vestnik Yuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Komp'yuternye tekhnologii, upravlenie, radioelektronika = Bulletin of the South Ural State University. Series: Computer technology, control, radio electronics.* 2021;21(1):102–115. (In Russ.)
12. Wan S., Zhong L., Dong J. A new method for group decision making with hesitant fuzzy preference relations based on multiplicative consistency. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems.* 2020;28(7):1449–1463.
13. Zhu H., Zhang D., Ahmad T. Energetics Systems and artificial intelligence: Applications of industry 4.0. *Energy Reports.* 2022;8:334–361. doi: 10.1016/j.egy.2021.11.256
14. Ahmed F., Kilic K. Fuzzy Analytic Hierarchy Process: A performance analysis of various algorithms. *Fuzzy Sets and Systems.* 2019;362:110–128.
15. Lotov A.V., Pospelova I.I. *Mnogokriterial'nye zadachi prinyatiya resheniy: ucheb. posobie = Multicriteria decision-making tasks : textbook.* Moscow: MAKS Press, 2008:197. (In Russ.)
16. Wang J., Ma Q., Liu H.-C. A meta-evaluation model on science and technology project review experts using IVIF-BWM and MULTIMOORA. *Expert Systems with Applications.* 2021;168:236–248.
17. Yurin A.Y., Dorodnykh N.O., Nikolaychuk O.A., Grishenko M.A. Designing rule-based expert systems with the aid of the model-driven development approach. *Expert Systems.* 2018;35:1–23.
18. Götz M., Jankowska B. Adoption of Industry 4.0 Technologies and Company Competitiveness: Case Studies from a Post-Transition Economy. *Foresight and STI Governance.* 2020;14(4):61–78.

Информация об авторах / Information about the authors

Вячеслав Викторович Антонов

доктор технических наук, профессор,
заведующий кафедрой
автоматизированных систем управления,
Уфимский университет науки
и технологий
(Россия, г. Уфа, ул. К. Маркса, 12)
E-mail: Antonov.V@bashkortostan.ru

Vyacheslav V. Antonov

Doctor of technical sciences, professor,
head of the sub-department of automated
control systems,
Ufa University of Science and Technology
(12 K. Marksa street, Ufa, Russia)

Константин Анатольевич Конев

кандидат технических наук, доцент,
доцент кафедры автоматизированных
систем управления,
Уфимский университет науки
и технологий
(Россия, г. Уфа, ул. К. Маркса, 12)
E-mail: sireo@rambler.ru

Konstantin A. Konev

Candidate of technical sciences,
associate professor,
associate professor of the sub-department
of automated control systems,
Ufa University of Science and Technology
(12 K. Marksa street, Ufa, Russia)

**Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов /
The authors declare no conflicts of interests.**

Поступила в редакцию/Received 24.10.2023

Поступила после рецензирования/Revised 31.01.2024

Принята к публикации/Accepted 04.03.2024