

УДК 004.896

ШУШУРА А.Н., ТАРАСОВА І.А.

Донецкий национальный технический университет, Донецк

СПОСОБ ЗАДАНИЯ МНОГОМЕРНЫХ ФУНКЦИЙ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ ТЕРМОВ
ЛИНГВИСТИЧЕСКИХ ПЕРЕМЕННЫХ

Анотация. У статті наведено спосіб побудови багатомірних функцій належності термів лінгвістичних змінних на основі методів нечіткої кластеризації. Проведено чисельне дослідження способу в задачі автоматизації процесу діагностування і введення медикаментів при лікуванні вагітних жінок із преєклампсією різного ступеня тяжкості. Застосування розробленого способу дозволяє підвищити ефективність нечіткого управління об'єктами, що погано формалізуються, зі складною структурою взаємозв'язків вхідних і вихідних змінних, знизивши вплив суб'єктивності експерта за рахунок автоматизації процесу побудови функцій належності термів лінгвістичних змінних з використанням кластерного аналізу.

Ключові слова: нечітке управління, багатомірна функція належності, нечітка кластеризація, терм лінгвістичної змінної, автоматизація процесу.

Аннотация. В статье приведен способ построения многомерных функций принадлежности термов лингвистических переменных на основе методов нечеткой кластеризации. Проведено численное исследование способа в задаче автоматизации процесса диагностики и введения медикаментов при лечении беременных женщин с преэклампсией различной степени тяжести. Применение разработанного способа позволяет повысить эффективность нечеткого управления плохо формализуемыми объектами со сложной структурой взаимосвязей входных и выходных переменных, снизив влияние субъективности эксперта за счет автоматизации процесса построения функций принадлежности термов лингвистических переменных с использованием кластерного анализа.

Ключевые слова: нечеткое управление, многомерная функция принадлежности, нечеткая кластеризация, терм лингвистической переменной, автоматизация процесса.

The Abstract. The article is devoted to method of constructing multidimensional membership functions of terms of linguistic variables on the basis of fuzzy clustering has been done. A numerical study of the method in the problem of automation of the process of diagnosis and medicines introduction for the treatment of pregnant women with preeclampsia of different severity has been given. Application of the developed method improves the efficiency of fuzzy control of badly formalized objects with the complicated structure of intercommunications of entrance and output variables, reducing the influence of the subjectivity of the expert by automation of the construction process of the membership functions of linguistic variables terms with the usage of cluster analysis.

Key words: fuzzy control, multidimensional membership function, fuzzy clustering, term of the linguistic variable, automation of the process.

Введение

Вопрос о построении функций принадлежности является одним из самых важных вопросов в теории нечетких множеств, которому посвящены работы С.Д. Штовбы, А.П. Ротштейна, А.Е. Алтунина, В.В. Борисова [1-4]. Существующие методы нечеткого управления в основном используют нечеткие переменные с функциями принадлежности одного аргумента. Это позволяет использовать простое и наглядное представление функций принадлежности (например, треугольное или трапециевидное), а также применять несложные вычислительные процедуры при проведении всех этапов нечеткого вывода. Однако использование нечетких переменных с функциями принадлежности одного аргумента часто приводит к потере зависимости между управляющими переменными, которая обусловлена наличием ограничений на управление в некоторых задачах. Кроме того, лингвистические переменные могут иметь достаточно сложную физическую природу, требующую при определении их значений использовать несколько связанных величин [5].

Способы построения функций принадлежности существенно зависят от экспертного мнения. Методы задания и определения вида многомерных функций принадлежности в настоящее время достаточно слабо развиты. Рассмотренные в работах [1-4] представления многомерных функций принадлежности позволяют построить функции принадлежности заранее известного вида и не обеспечивают задания произвольной формы областей, в которых определены лингвистические термы переменных. Недостатком изложенного метода в работе [6] можно считать то, что использование нейронных сетей привело к отсутствию возможности выделить как саму функцию принадлежности, так и базу правил, а также функции, описывающие заключения каждого конкретного правила.

При формировании многомерных функций принадлежности с целью снижения влияния субъективности эксперта могут быть использованы методы нечеткой кластеризации.

Целью данной работы является повышение эффективности управления плохо формализованными объектами за счет автоматизации процесса построения функций принадлежности термов лингвистических переменных на основе нечеткой кластеризации.

Для решения поставленной цели в работе решаются следующие задачи:

- обзор методов нечеткой кластеризации и выбор одного из них для формирования многомерных функций принадлежности термов;
- формализация способа задания многомерных функций принадлежности термов лингвистических переменных с использованием кластерного анализа;

– численное исследование разработанного способа задания многомерных функций принадлежности в задаче автоматизации процесса диагностирования и введения медикаментов при лечении беременных женщин с преэклампсией различной степени тяжести.

Обоснование выбора метода нечеткой кластеризации для задания многомерных функций принадлежности

Концептуальная взаимосвязь между кластерным анализом и теорией нечетких множеств основана на том, что при решении задач структуризации сложных систем большинство формируемых классов объектов размыты по своей природе. Эта размытость состоит в том, что переход от принадлежности к непринадлежности элементов к данным классам постепенен. Требование нахождения однозначной кластеризации элементов исследуемой проблемной области является достаточно грубым и жестким, особенно при решении плохо или слабо структурированных задач. Методы нечеткой кластеризации ослабляют это требование за счет введения в рассмотрение нечетких кластеров и соответствующих им функций принадлежности, что позволяет применять их при задании функций принадлежности термов лингвистических переменных.

Различные аспекты нечеткой кластеризации исследовались в работах [7-8]. Нечеткий подход к решению задачи кластеризации в ряде случаев позволяет разделить кластеры сложной формы и открывает новые возможности интерпретации результатов кластеризации. В отличие от вероятностного пространства, структура нечетких множеств представлена не булевой решеткой, а векторной, так что с точки зрения формальной логики для нечетких классов не выполняются такие законы, как закон противоречия и закон исключения третьего. Одним из наиболее распространенных методов нечеткой кластеризации является метод нечетких s -средних. Этот метод в силу высокой степени обобщенности стал основой для ряда модификаций, отличающихся формой выделенных кластеров. Однако следует учитывать, что модификации метода стремятся создавать кластеры определенных форм, даже если в исследуемом наборе данных таких кластеров на самом деле нет. Учитывая высокую распространенность и общность метода нечетких s -средних при необходимой простоте численной реализации, предложено его использовать в задаче формирования многомерных функций принадлежности.

Формализация способа задания многомерных функций принадлежности

Способ задания многомерных функций принадлежности термов лингвистических переменных включает следующие этапы:

- выделение лингвистических переменных и сопоставление им характеристик объекта моделирования;
- сбор статистических данных о деятельности объекта моделирования;
- нечеткая кластеризация статистических данных по каждой лингвистической переменной;
- формирование термов лингвистической переменной путем присваивания полученным кластерам названий;
- формализация функций принадлежности термов.

Исходной информацией являются статистические данные о деятельности объекта моделирования, которые сгруппированы относительно выделенных лингвистических переменных и представлены в виде матриц, число которых соответствует количеству лингвистических переменных:

$$X_l = \begin{bmatrix} x_{11}^l & x_{12}^l & \dots & x_{1n}^l \\ x_{21}^l & x_{22}^l & \dots & x_{2n}^l \\ & & \dots & \\ x_{q1}^l & x_{q2}^l & \dots & x_{qn}^l \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где X_l – матрица экспериментальных данных, относящихся к l -ой лингвистической переменной; q – число экспериментов; n – число измеренных характеристик, сопоставленных с лингвистической переменной.

Так как сопоставленные лингвистическим переменным характеристики могут быть измерены в разных единицах, необходимо их нормирование путем деления централизованной величины на среднее квадратическое отклонение. Таким образом переходим от матрицы X_l к нормированной матрице X_l^* с элементами:

$$x_{ij}^{l*} = \frac{x_{ij}^l - \bar{x}_j}{s_j} \quad (2)$$

где x_{ij}^l – значение j -ой характеристики i -го эксперимента, относящегося к l -ой лингвистической переменной; \bar{x}_j – среднее значение j -ой характеристики; s_j – среднее квадратическое отклонение j -ой характеристики:

$$s_j = \sqrt{\frac{1}{q} \sum_{i=1}^q (x_{ij}^l - \bar{x}_j)^2} \quad (3)$$

Задача кластеризации состоит в разбиении множества данных об экспериментах на группы «похожих» между собой. В n -мерном метрическом пространстве признаков мерой «сходства» двух экспериментов будем считать расстояние между ними. Применение нечёткой кластеризации позволяет каждому эксперименту принадлежать с различной степенью нескольким кластерам. Число кластеров k определяется на основании экспертных знаний ведущих специалистов в моделируемой предметной области. Кластерная структура задаётся матрицей принадлежности M_l :

$$M_l = \begin{bmatrix} \mu_{11}^l & \mu_{12}^l & \dots & \mu_{1q}^l \\ \mu_{21}^l & \mu_{22}^l & \dots & \mu_{2q}^l \\ & & \dots & \\ \mu_{k1}^l & \mu_{k2}^l & \dots & \mu_{kq}^l \end{bmatrix}, \quad (4)$$

где μ_{ij}^l – степень принадлежности j -го набора данных i -му терму l -той лингвистической переменной.

Матрица принадлежности должна удовлетворять следующим условиям [8]:

- а) $\mu_{ij}^l \in [0, 1]$, $i = \overline{1, k}$, $j = \overline{1, q}$,
- б) $\sum_{i=1}^k \mu_{ij}^l = 1$, $j = \overline{1, q}$,
- в) $0 < \sum_{j=1}^q \mu_{ij}^l < q$, $i = \overline{1, k}$.

Для оценки качества разбиения будем использовать критерий разброса, показывающий сумму расстояний от экспериментов до центров кластеров с соответствующими степенями принадлежности:

$$J_l = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^q (\mu_{ij}^l)^w d(v_i^l, x_j^{l*}), \quad (5)$$

где $d(v_i^l, x_j^{l*})$ – Евклидово расстояние между экспериментом и центром кластера

$$x_j^{l*} = (x_{j1}^{l*}, x_{j2}^{l*}, \dots, x_{jn}^{l*}) \quad (6)$$

$$v_i^l = (v_{i1}^l, v_{i2}^l, \dots, v_{in}^l). \quad (7)$$

$w \in (1, \infty)$ – экспоненциальный вес, определяющий нечёткость, размытость кластеров.

Матрица V_l – матрица координат центров кластеров:

$$V_l = \begin{bmatrix} v_{11}^l & v_{12}^l & \dots & v_{1n}^l \\ v_{21}^l & v_{22}^l & \dots & v_{2n}^l \\ & & \dots & \\ v_{k1}^l & v_{k2}^l & \dots & v_{kn}^l \end{bmatrix}. \quad (8)$$

Элементы матрицы V_l вычисляются по формуле:

$$v_{im}^l = \frac{\sum_{j=1}^q (\mu_{ij}^l)^w x_{jm}^{l*}}{\sum_{j=1}^q (\mu_{ij}^l)^w}, \quad m = \overline{1, n}. \quad (9)$$

Задачей является нахождение матрицы M_l , минимизирующей критерий J_l . Для этого используется алгоритм нечётких s -средних, в основе которого лежит метод множителей Лагранжа.

На первом шаге матрица принадлежности M_l , удовлетворяющая описанным выше условиям, генерируется случайным образом. Далее запускается итерационный процесс вычисления центров кластеров и пересчёта элементов матрицы степеней принадлежности:

$$\mu_{ij}^l = \frac{1}{\left(\left(d_{ij}^2 \right) \sum_{m=1}^k \frac{1}{d_{mj}^2} \right)^{\frac{1}{w-1}}} \quad \text{при } d_{ij} > 0, \quad (10)$$

$$\mu_{mj}^l = \begin{cases} 1, & m = i \\ 0, & m \neq i \end{cases} \quad \text{при } d_{ij} = 0, \quad (11)$$

где $d_{ij} = d(v_i^l, x_j^{l*})$ для $i = \overline{1, k}$, $j = \overline{1, q}$.

Вычисления продолжают до тех пор, пока изменение матрицы M , характеризующееся величиной $\|M - M^*\|^2$, где M^* – матрица на предыдущей итерации, не станет меньше заранее заданного параметра остановки ε .

Термы лингвистических переменных образуются путем присвоения полученным кластерам названий. Для каждого термина задается таблично многомерная функция принадлежности в виде матрицы, включающей матрицу значений аргументов X_l и столбец значений функции, в качестве которых выступает соответствующая терму строка матрицы M_l . Расчет значений функции принадлежности может быть выполнен на основе методов многомерной аппроксимации.

Для разработанного способа формирования многомерных функций принадлежности проведено численное исследование.

Формирование функций принадлежности термов в задаче управления лечением пациентов с преэклампсией различной степени тяжести

Одной из задач, характеризующихся рядом нелинейных ограничений на управление, является задача автоматизации процесса диагностирования и введения медикаментов при лечении беременных женщин с преэклампсией различной степени тяжести. За период 2009-2012 гг. при обследовании больных, находившихся на лечении в отделениях интенсивной терапии, были собраны статистические данные о медикаментозном влиянии на комплекс регистрируемых показателей. Выделены лингвистические переменные с соответствующей группировкой измерений по относящимся к ним величинам, определяющим состояние больного:

- параметр $\alpha 1$ детрентного флуктуационного анализа (DFA);
- уровень омега-потенциала;
- тип variability сердечного ритма, включающий в себя вагосимпатический индекс как отношение LF/HF, отношение амплитуд компонентов VLF и HF спектрального вида variability сердечного ритма, общую мощность спектра variability сердечного ритма, TINN.

В качестве примера рассмотрим лингвистическую переменную «тип variability сердечного ритма». Для определения элементов терм-множеств и их функций принадлежности проведена нечеткая кластеризация на основе собранных статистических данных, которые представляют собой матрицу данных размерности 126×4 . В этом случае матрица данных соответствует 126 обследованиям, для каждого из которых выполнены измерения по четырем показателям. В результате применения нечеткой кластеризации для рассматриваемой переменной было выделено 6 кластеров, образовавшие терм-множество $T = \{\text{«оптимальный»}, \text{«бародисфункциональный»}, \text{«ваготонический»}, \text{«депрессивный вариант 1»}, \text{«депрессивный вариант 2»}, \text{«гиперадаптивный»}\}$. В качестве примера часть полученных значений функции принадлежности для термина «оптимальный» приведена в табл. 1.

Полученные термы и их функции принадлежности были положены в основу алгоритма нечеткого управления процессом введения медикаментов больным, что позволило значительно улучшить показатели терапии и повысить качество обслуживания пациентов.

Таблица 1 – Значения функции принадлежности для термина «оптимальный» лингвистической переменной «тип variability сердечного ритма»

LF/HF	VLF/HF	TP	TINN	μ
0,86	0,092	976	81,4	0,00538519
0,875	0,0925	990	82,25	0,019585547
0,89	0,093	1004	83,1	0,064793687
0,905	0,0935	1018	83,95	0,150721829
0,92	0,094	1032	84,8	0,281761316
0,935	0,0945	1046	85,65	0,450265078
0,95	0,095	1060	86,5	0,632541337
0,965	0,0955	1074	87,35	0,795718225
0,98	0,096	1088	88,2	0,913903471
0,995	0,0965	1102	89,05	0,979234486

Выводы

Представленный способ задания многомерных функций принадлежности термов лингвистических переменных на основе нечеткой кластеризации позволяет сохранить в нечеткой модели управления нелинейные взаимосвязи между переменными объекта, а также снизить влияние субъективности эксперта. Результаты численного исследования показали эффективность метода в задаче автоматизации процесса диагностирования и введения медикаментов при лечении пациентов с преэклампсией различной степени тяжести.

Литература

1. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. / Штовба С.Д. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с.
2. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети. / Ротштейн А.П. – Винница: УНІВЕРСУМ – Вінниця, 1999. – 320 с.
3. Алтунин А.Е. Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях: Монография. / Алтунин А.Е., Семухин М.В. – Тюмень: Издательство Тюменского государственного университета, 2000. – 352с.

4. Борисов В.В. Нечеткие модели и сети. / Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 284 с.
 5. И.А. Тарасова Нечеткое управление на основе переменных с многомерными функциями принадлежности в диагностике и лечении гипертензивных осложнений беременности // Радиоэлектронные и компьютерные системы. – 2012. – №4. – С. 169-173.
 6. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского./ Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
 7. Вятчинин Д.А. Нечеткие методы автоматической классификации: монография / Д.А. Вятчинин – Минск: Технопринт, 2004. – 219 с.
 8. А.А. Барсегян Методы и модели анализа данных: OLAP и Data Mining / Барсегян А.А., Куприянов М.С., Степаненко В.В., Холод И.И. – СПб.: БХВ-Петербург, 2004. – 336с.
- Статья поступила: 13.02.2012.

Сведения об авторах

Шушура Алексей Николаевич – к.т.н., доцент, доцент кафедры системного анализа и моделирования, Донецкий национальный технический университет, leshu@i.ua.

Тарасова Ирина Александровна – аспирант кафедры системного анализа и моделирования, Донецкий национальный технический университет, irina_tarasova@i.ua.