УДК 681.51

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ РАБОТЫ ЧЕЛОВЕКА-ОПЕРАТОРА КАК ЭЛЕМЕНТА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

Н. М. Новикова*, С. Л. Подвальный**

**Воронежский государственный университет*
***Воронежский государственный технический университет*

Поступила в редакцию 01.03.2010 г.

Аннотация. В статье рассматриваются экспериментальные исследования процесса принятия решений человеком-оператором в интеллектуальной системе управления. Нечеткие множества и нечеткие алгоритмы используются для построения математической модели работы человека-оператора. Приводится сравнение результатов компьютерного моделирования и экспериментов с операторами.
Ключевые слова: принятие решений, человек-оператор, нечеткая логика.

Abstract. In the article the experimental investigations of decision process by observer in an intellectual control system have been considered. Fuzzy sets and fuzzy algorithms have been used for the constriction mathematical model of human work. The results of the experiments with observers and with mathematical computer model have been compared.
Key words. intellectual control system, fuzzy algorithms, computer model.

ВВЕДЕНИЕ

Развитие интеллектуальных систем управления является очень важной задачей настоящего времени, времени компьютеризации и интеллектуализации обширных областей нашей жизни времени, когда классическая теория автоматического управления уже не в состоянии решить современные проблемы управления. На стыке современной теории управления и искусственного интеллекта активно формируется и совершенствуется область исследований и разработок, называемая интеллектуальным управлением. В настоящее время в управлении эффективно применяются нечеткие системы вывода и нейронные сети. Экспериментально показано, что нечеткое управление дает лучшие результаты, по сравнению с результатами, полученными при общепринятых алгоритмах управления [1]. Человек-оператор, обладая уникальной способностью принимать правильные решения в обстановке неполной и нечеткой информации, является обязательным звеном интеллектуальной системы управления. Эффективность функционирования таких систем зависит от успешной деятельности человека. Следовательно, возникает задача математического моделирования работы человека-оператора, которая может быть успешно решена с привлечением методов нечеткой логики.

Цель статьи – показать возможность использования нечетких алгоритмов для построения математической модели принятия решения человеком-оператором в системе управления при распознавании простых изображений.

1. ТЕОРЕТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ

В интеллектуальных системах управления основным ядром является система нечеткого вывода [2]. На рис. 1 представлен общий вид системы нечеткого вывода, где введены следующие обозначения: БЗ – база знаний, БД – база данных, БП – база правил.

Система нечеткого вывода осуществляет отображение: $U \subset R^n \to R$, где $U = U_1 \times U_2 \times \ldots \times U_n, U_i \subset R, i = 1..n$.

Здесь U представляет собой дискретный или непрерывный набор элементов, обозначаемый $\{u\}$. Будем называть U предметной областью, а u – элементом этой предметной области. R – нечеткое отношение.

Основными элементами системы являются: фазификатор, база знаний, система вывода и дефазификатор.

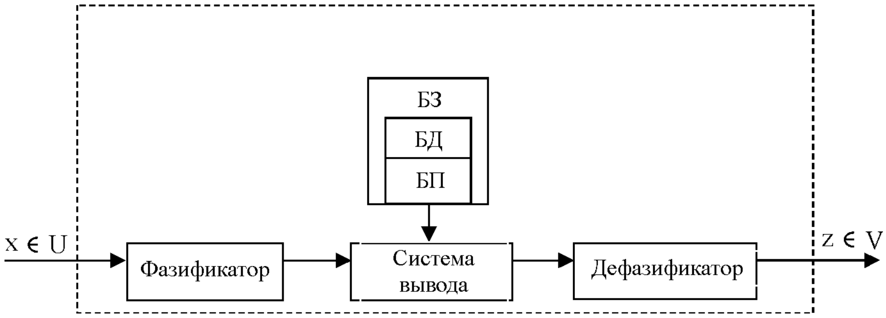

Рис. 1.

Агрегирование и фазификация. Фазификатор устанавливает связь между четкими значениями на входе и нечеткими множествами, определенными в предметных областях соответствующих переменных. Таким образом, в процессе фазификации входному четкому значению u_0, определенному в предметной области U, ставится в соответствие нечеткое множество A, определенное в той же предметной области U.

Нечеткое множество A определяется функцией принадлежности $\mu_A(u)$, которую можно задать следующими двумя способами.

1) Фазификация синглтоном

$$\mu_A(u) = \begin{cases} 1, u = u_0, \\ 0, u \neq u_0, u \in U, \end{cases}$$

в этом случае нечеткое множество A является синглтоном.

2) Аппроксимационная фазификация

$$\mu_A(u_0) = 1,$$

в остальных точках U значения $\mu_A(u)$ убывают с удалением от u_0.

База знаний. База знаний – один из важнейших компонентов системы нечеткого вывода, это единственная часть, целиком зависящая от предметной области, другие компоненты, например, фазификатор или система вывода являются универсальными и могут без изменения использоваться для управления различными объектами. В базе знаний хранится информация о нечетких множествах и правилах вывода. Такая информация представляет собой набор параметров. Точность выбора этих параметров в базе знаний оказывает решающее воздействие на работу всей нечеткой системы.

Выделяют следующие способы получения информации для базы знаний.

– Опыт эксперта. Это наиболее распространенный и эффективный способ, когда оператор может лингвистически выразить правила управления, которыми он руководствуется. Правила, полученные таким образом, обычно относятся к типу Мамдани [3].

– Моделирование действий оператора. Модель действий оператора разрабатывается без его участия.

– Метод, основанный на построении нечеткой модели процесса. При использовании этого метода строится нечеткая модель системы, и на ее основе формируется база знаний.

– Метод, основанный на обучении и самоорганизации. В данном методе рассматриваются способы для автоматической выработки и модификации нечетких правил, улучшающих производительность системы.

База знаний состоит из базы правил и базы данных. В базе данных хранится информация о функциях принадлежности, которая задается в виде набора параметров, например, для треугольной функции принадлежности задаются три вершины: x_{i-1}, x_i, x_{i+1}.

База правил представляет собой набор нечетких правил, имеющих следующий вид

$$\begin{gathered} R_j: \text{ЕСЛИ } x_1 \text{ ЕСТЬ } A_j^1 \text{ и } x_2 \text{ ЕСТЬ } A_j^2 \\ \text{и ... и } x_n \text{ ЕСТЬ } A_j^n \text{ ТОГДА } z \text{ ЕСТЬ } B_j, \end{gathered} \quad (1)$$

где $j = 1,2,...,N$, x_i $(i = 1,2,...,n)$ – входные значения нечеткой системы, z – выходное значение, A_j^i и B_J лингвистические термы, которые описываются функциями принадлежности $\mu_{A_j^i}(x_i)$ и $\mu_{B_j}(z)$, соответственно. Выражение в левой части называется антецедентом, а в правой – консеквентом.

Выделяют два типа нечетких правил в зависимости от вида антецедента:

– нечеткие правила в форме Мамдани, в которых и антецедент и консеквент являются лингвистическими переменными. Эти правила имеют вид, представленный в (1),

– нечеткие правила в форме Тагаки-Сугено, в которых консеквент является функцией входных параметров

$$R_j: \text{ЕСЛИ } x_1 \text{ ЕСТЬ } A_j^1 \text{ и } x_2 \text{ ЕСТЬ } A_j^2 \text{ и ... и } x_n \text{ ЕСТЬ } A_j^n \text{ ТОГДА } z = f(x_1, x_2, ..., x_n).$$

Система нечеткого вывода. Процедура построения нечеткого вывода основана на использовании обобщенного правила логического вывода Modus Ponens, которое в классическом случае выглядит следующим образом: пусть из X следует Y, тогда если X – истинно, то и Y – истинно. Для нечеткого случая правило Modus Ponens имеет вид

$$\frac{\begin{array}{c}\text{Если } X \text{ есть } A, \text{ то } Y \text{ есть } B\\ X \text{ есть } A'\end{array}}{Y \text{ есть } B',}$$

где X и Y – лингвистические переменные, A, A', B, B' – нечеткие множества.

Для нахождения нечеткого множества используется формула, получившая название композиционного правила вывода

$$\mu_{B'}(y) = \sup_{x \in U}(T'(\mu_{A'}(x), I(\mu_A(x), \mu_B(y)))), \quad (2)$$

где

$$\mu_{A'}(x) = T(\mu_{A_1'}(x_1), \mu_{A_2'}(x_2), ..., \mu_{A_n'}(x_n)),$$

$$\mu_{A}(x) = T(\mu_{A_1}(x_1), \mu_{A_2}(x_2), ..., \mu_{A_n}(x_n)),$$

T, T' – T-нормы, I – оператор импликации.

Если используется фазификация синглтоном, то (2) примет следующий вид

$$\mu_{B'}(y) = I(\mu_A(x_0), \mu_B(y)).$$

Дефазификатор. На этапе вывода по формулам (2) для всех правил находят выходные множества B_i'. После этого начинается этап дефазификации, целью которого является получение четкого значения y_0 на выходе системы, отвечающего входному значению x_0.

Все методы дефазификации можно разбить на две группы.

К первой группе относятся методы, в которых сначала происходит объединение всех выходных множеств B_i' в одно множество B', т.е. используется некоторый оператор агрегирования G

$$\mu_{B'}(y) = G(\mu_{B_1'}(y), ..., \mu_{B_n'}(y)).$$

Обычно в качестве оператора агрегирования используется функция минимума или максимума. После агрегации осуществляется дефазификация – получение четкого значения, т.е. к нечеткому множеству B' применяется оператор дефазификации D

$$y_0 = D(\mu_{B'}(y)).$$

В методах второй группы сначала происходит дефазификация всех нечетких множеств B_i', после чего по полученным четким значениям вычисляется y_0. В настоящее время этот метод является наиболее распространенным.

В зависимости от того, к какой группе относится метод дефазификации, выбор точного значения может осуществляться разными способами.

В методах первой группы в качестве оператора агрегирования обычно выступает функция минимума или максимума. После получения B' дефазификация выполняется, как правило, одним из следующих способов.

– Вычисление среднего арифметического двух крайних точек, в которых функция принадлежности $\mu_{B'}(y)$ достигает наибольшего значения

$$y_1 = \min\{z | \mu_{B'}(z) = \max(\mu_{B'}(y))\},$$

$$y_2 = \max\{z | \mu_{B'}(z) = \max(\mu_{B'}(y))\},$$

$$y_0 = \frac{y_1 + y_2}{2}.$$

– Определение центра тяжести функции $\mu_{B'}(y)$

$$y_0 = \frac{\int_Y y\mu_{B'}(y)dy}{\int_Y \mu_{B'}(y)dy}.$$

Методы второй группы иногда позволяют избежать сложных вычислений выходного нечеткого множества B', так как выходное воздействие вычисляется на основе отдельных четких значений, полученных после дефазификации выходных нечетких множеств, т.е. пропадает необходимость оперировать с самими нечеткими множествами.

Выходное значение может быть получено следующим образом.

– Определение точки максимума, взвешенной по соответствию

$$y_0 = \frac{\sum_i h_i M_i}{\sum_i h_i}.$$

где M_i – точка максимума,

$$\mu_{B_i'}(y_i), h_i = \mu_A^i(x) = T(\mu_{A_1}^i(x_1), ..., \mu_{A_n}^i(x_n)),$$

i – номер правила.

– Определение центра тяжести

$$y_0 = \frac{\sum_i y_i^m \mu_{B_i'}(y_i^m)}{\sum_i \mu_{B_i'}(y_i^m)},$$

где y_i^m – точка, в которой $\mu_{B_i'}(y)$ достигает максимального значения.

Следует заметить, что в процессе проектирования систем нечеткого вывода осуществляется выбор следующих операторов

1. Оператора связи антецедентов T;
2. Оператора импликации I;
3. Оператора агрегирования G;
4. Оператора дефазификации D.

Было показано в [4], что выбор операторов T и G оказывается слабое влияние на работу системы, а операторы импликации и дефазификации оказывают принципиальное влияние на точность работы системы нечеткого вывода.

2. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ЧАСТЬ

Эксперимент с операторами. Современные автоматизированные системы управления представляют по существу интеллектуальные системы. В этих системах принятие решения является центральным процессом на всех уровнях обработки информации человеком. Задача выбора решений в условиях неполной информации возникает при моделировании работы человека-оператора, воспринимающего сигналы с экранов индикаторов.

С целью построения математической модели принятия решений проведена серия экспериментов по распознаванию изображений, предъявляемых человеку-оператору [5]. В эксперименте оператор распознает флуктуирующие сигналы по нескольким однородным наблюдениям n ($n = 1 - 5$) и принимает окончательное решение.

В наших исследованиях процесс принятия решения рассматривается как выбор подходящей альтернативы из двух возможных. При этом предполагается, что человек-оператор производит распознавание по разнице $\Delta = x1\text{-}x2$ параметров простых изображений, где $x1$ – параметр изображения 1, $x2$ – тот же параметр изображения 2. Параметр изображений флуктуирует от предъявления к предъявлению по нормальному закону. Задача оператора заключается в том, чтобы решить, после наблюдения заданного числа предъявлений, у какого изображения математическое ожидание параметра больше.

Естественно, когда оператору ставится задача различить, какое из 2-х флуктуирующих по размерам изображений в среднем больше, то результат будет существенно зависеть от числа предъявлений, по которым человек-оператор принимает решение. При постановке эксперимента необходимо исключить влияние на процессы восприятия и переработки информации психофизиологических порогов зрительного анализатора. Это достигается, если взять среднеквадратичное значение флуктуаций σ_Δ значительно больше разрешающей силы глаза $\sigma_{з;}$, т.е. $\sigma_\Delta >> \sigma_{з;}$.

Вместо наблюдения сигналов на экране индикатора, в данных экспериментах человек-оператор наблюдал бумажные карточки, на которых были нарисованы окружности, их радиусы вычислялись по формуле:

$$r = Mr + \sigma t,$$

где t – нормально распределенные случайные числа.

Было изготовлено 1000 карточек – две колоды (по 500 карточек для каждого изображения). Предъявление заключалось в показе оператору карточек по одной из каждой колоды. Время предъявления строго выдерживалось и составляло 1 сек. Человек-оператор должен принять решение, какое из изображений больше (или они равны), и сообщить свое суждение экспериментатору после каждого предъявления. Для получения вероятности принятия решения о размерах двух флуктуирующих окружностей по двум, трем, четырем и т.д. предъявлениям оператору предлагалось наблюдать 2, 3, 4 и т.д. пар окружностей и лишь после этого высказывать свое суждение. Различные пары карточек предъявлялись оператору N·n раз, где N – число решений, n – количество предъявлений, по которым принималось решение. Число N принятия решений было выбрано равным 100 во всех экспериментах. Математическое ожидание величины радиуса и среднеквадратичное отклонение были приняты равными:

для окружности 1 $Mr_1 = 10$ мм; $\sigma_{r_1} = 2$ мм;
для окружности 2 $Mr_2 = 11$ мм; $\sigma_{r_2} = 2$ мм.

В таблице 1 представлены вероятности принятия решений, усредненные по 20 операторам. Введены следующие обозначения: P(r2) – вероятность принятия решения, что вторая окружность больше первой, P(r1) – принятия решения, что первая окружность больше второй, P(r) – вероятность принятия решения, что окружности равны.

Моделирование на компьютере. Разработка программы производилась в математической системе MATLAB 6.5 с использованием пакета Fuzzy Logic Toolbox (пакет нечеткой логики).

Рассмотрим серию экспериментов по распознаванию флуктуирующих по размеру окружностей, в которых роль человека-оператора будет играть спроектированная математическая модель. Обозначим через Δr разницу в радиусах окружностей, предъявляемых человеку-оператору пары карточек: $\Delta r = r_2 - r_1$. Если окружности равны, то $\Delta r = 0$; если окружность 1 больше окружности 2, то $\Delta r<0$; если окружность 2 больше окружности 1 – $\Delta r>0$. Поскольку r_1 и r_2 распределены по нормальному закону, то Δr – также случайная величина, имеющая нормальное распределение с математическим ожиданием $M_{\Delta r} = Mr_2 - Mr_1 = 1$ мм и среднеквадратичным отклонением

$$\sigma_{\Delta r} = \sqrt{\sigma_{r1}^2 + \sigma_{r2}^2} = 2,84 \text{ мм.}$$

При моделировании интуитивное предположение оператора о том, какая окружность больше, формируется на основе заданных математического ожидания и среднеквадратичного отклонения как выборка случайных чисел Δr, распределенных по нормальному закону. Объем выборки зависит от количества предъявлений карточек с окружностями. Таким образом, мы можем сформировать среднее значение $\Delta\overline{r}_n$ нормально распределенной случайной величины по n предъявлениям с математическим ожиданием $M_{\Delta\overline{r}_n} = M_{\Delta r_n}$ и среднеквадратичным отклонением $\sigma = \Delta\overline{r}_n = \sigma_{\Delta r_n} / \sqrt{n}$.

Предположим, что оператор сравнивает среднее по n предъявлениям значение радиуса окружности 1 со средним значением радиуса окружности 2. Он принимает решение о том, что окружность 2 больше окружности 1 всякий раз, когда среднее $\Delta\overline{r}_n$ значение разницы $\Delta r = r_2 - r_1$ по n предъявлениям больше физиологического порога δ различения изображений по размерам. Тогда вероятность правильного решения будет определяться формулой:

$$P\{R_{\text{пр}}\} = 1 - \Phi\left(\frac{\delta - M\Delta r}{\sigma_{\Delta r}}\sqrt{n}\right),$$

где $\Phi(x) = 1/\sqrt{2\pi} \int_{-\infty}^{x} e^{-t^2/2}dt$ – функция нормального распределения.

В данных экспериментах значение порога было равно 0,7 мм.

Для построения системы нечеткого вывода работа человека-оператора может быть описана следующими правилами.

1. Если $\Delta\overline{r}_n > \delta$, то окружность 2 больше окружности 1.

2. Если $\Delta\overline{r}_n < \delta$, то окружность 1 больше окружности 2.

3. Если $\Delta\overline{r}_n = \delta$, то окружности равны.

Эти правила, представленные в виде лингвистических переменных, вероятности P, полученные для каждого оператора в эксперименте, средние значения и количество предъявлений n передаются в систему Fuzzy Logic Toolbox, которая моделирует окончательное решение оператора. Система принятия решения, сформированная в пакете нечеткой логики, строится на основе алгоритма вывода Мамдани.

Полученные результаты разработанной математической модели, а именно, вероятности принятия решений, усредненные по 20 тестам, представлены в таблице 2. В этой таблице приняты такие же обозначения, как и в таблице 1.

3. РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Проведем статистический анализ полученных результатов, представленных в таблицах 1 и 2. Необходимо выявить, значима ли разница между вероятностями принятия решения, полученными в эксперименте с операторами, и при компьютерном моделировании. С этой целью выдвигается гипотеза, что полученные зависимости построены по выборкам, извлеченным из одной генеральной совокупности. Для проверки данной гипотезы используем критерии однородности двух выборок: непараметри-

Таблица 1.

Вероятности принятия решений среднестатистическим оператором

Вероятности \ Число предъявлений	1	2	3	4	5
P(r2)	0,56	0,628	0,656	0,695	0,732
P(r1)	0,315	0,256	0,242	0,199	0,171
P(r)	0,125	0,116	0,102	0,106	0,097

Таблица 2.

Среднестатистические вероятности принятия решений математической моделью

Число предъявлений / Вероятности	1	2	3	4	5
P(r2)	0,602	0,636	0,720	0,734	0,778
P(r1)	0,338	0,316	0,210	0,192	0,146
P(r)	0,060	0,048	0,070	0,074	0,076

ческий критерий Вилкоксона и критерий однородности χ^2 [6]. Применение статистических критериев подтверждает эту гипотезу при уровне значимости 0,01. Это говорит о том, что созданная математическая модель достаточно точно описывает работу человека-оператора.

Представляет интерес сравнение алгоритма принятия решения человеком-оператором с алгоритмом работы модели. Для человека за величину порога δ, по которому принимается решение, естественно принять физиологический порог различения изображений по размерам. Очевидно, так это и есть, когда распознаются два изображения по одному предъявлению. При принятии решения по нескольким предъявлениям алгоритм работы человека значительно сложнее. Например, оператор может учитывать последовательность наблюдаемых величин Δr, чередование от предъявления к предъявлению их знаков и другие характеристики. Сравнение теоретических данных математической модели с экспериментальными данными, полученными для человека-оператора, приводит к следующим выводам:

1) вероятности принятия решения человеком-оператором достаточно близки к вероятностям, которые дает математическая модель;

2) отличием алгоритма работы оператора от запрограммированного алгоритма является то, что у оператора вероятность принятия неопределенного решения всегда убывает с ростом n числа предъявлений, по которым принимается решение, в то время как для полученной модели эта вероятность возрастает с ростом n.

Несмотря на эти отличия, полученные результаты могут быть использованы при проектировании интеллектуальных систем управления в радиолокации и в гражданской авиации для управления воздушным движением.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Асаи К., Тэрано Т., Сугэно М.* Прикладные нечеткие системы / К. Асаи, Т. Тэрано, М. Сугэно. – М.: Мир, 1993. – 368 с.

2. *Ерофеев А. А., Поляков А. О.* Интеллектуальные системы управления / А. А. Ерофеев, А. О. Поляков. – Санкт-Петербург: СПбГТУ, 1999. – 264 с.

3. *Круглов В. В., Дли М. И.* Интеллектуальные информационные системы / В. В. Круглов, М. И. Дли. – М.: Физматлит, 2002. – 256 с.

4. *Cordon O., Herrera F.* Searching for Basic Properties Obtaining Robust Implication Operators in Fuzzy Control // Fuzzy Sets and Systems. – 2000. – Vol. 111. – p. 237–251.

5. *Новикова Н. М., Подвальный С. Л.* Методы интеллектуальной поддержки принятия решений в автоматизированной системе обработки информации / Н. М. Новикова, С. Л. Подвальный. // Системы управления и информационные технологии. – 2004. – № 4(16). – С. 45–48.

6. *Кобзарь А. И.* Прикладная математическая статистика / А. И. Кобзарь – М.: Физматлит, 2006. – 816 с.

Новикова Нелля Михайловна – д. т. н., проф. кафедры технической кибернетики и автоматического регулирования факультета прикладной математики, информатики и механики Воронежского государственного университета. Тел. (4732) 208715. E-mail: nellya-mihailovn@mail.ru.

Подвальный Семён Леонидович – заслуженный деятель науки и техники РФ, д. т. н., проф., зав. кафедрой автоматизированных и вычислительных систем Воронежского государственного технического университета. Тел. (4732) 437718.

Novikova N.M. – Doctor of engineering sciences, professor, the Department of technical cybernetics and automatic control, the Faculty of applied mathematics, information science, and mechanics, the Voronezh State University, Tel. (4732) 208715. E-mail: nellya-mihailovn@mail.ru.

Podvalny S.L. – Doctor of engineering sciences, professor, the Department of automatic and calculating systems, Voronezh State Technical University. Tel. (4732) 437718.