

УДК 551.509.326

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ НЕЧЁТКОГО ВЫВОДА ПРИ МОДЕЛИРОВАНИИ ПРОЦЕССА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ В УСЛОВИЯХ ЧРЕЗВЫЧАЙНЫХ СИТУАЦИЙ

А.В. Купцов, А.А. Шорохов, С.Н. Андреев

Военный учебно-научный центр ВВС «Военно-воздушная академия имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж)

Рассматривается подход к решению задачи моделирования процесса принятия решения в условиях чрезвычайных ситуаций, на основе синтеза алгоритмов нечёткого вывода и нейросетевых технологий.

В настоящее время особое внимание уделяется концепции обеспечения эффективного управления, в том числе и в условиях чрезвычайных ситуаций (ЧС) [1]. Непременным условием реализации указанной концепции является формализация задачи управления. Однако реальные задачи управления содержат в своей постановке нечёткие суждения и действия человека или воздействия окружающей среды, характеризующиеся наличием существенных неопределенностей типа: неопределенности целей (многокритериальность), природной неопределенности, неопределенности действий «противника» и др., что в большинстве случаев делает невозможным построение адекватной математической модели объекта управления.

Таким образом, возникает актуальная задача исследования подходов, к построению систем управления сложными объектами, в условиях отсутствия полной информации для корректной формализации моделей этих объектов.

Одним из подходов к решению данной задачи является построение методов обработки информации на основе синтеза методов нечёткой логики (НЛ) [2] и нейросетевых технологий [3].

Традиционный способ представления элемента множества A состоит в применении характеристической функции $\mu_A(x)$, которая равна 1, если этот элемент принадлежит к множеству A , или равна 0 в противном случае. Понятие нечёткого множества основывается на предположении о том, что элемент может частично принадлежать к любому множеству. Степень принадлежности к множеству A , представляющая собой обобщение характеристической функции, называется *функцией принадлежности* $\mu_A(x)$, причем $\mu_A(x) \in [0, 1]$. Значения функции принадлежности являются рациональными числами из интервала $[0, 1]$, где 0 означает отсутствие принадлежности к множеству, а 1 – полную принадлежность. Конкретное значение функции принадлежности называется *степенью* или *коэффициентом принадлежности*. Эта степень может быть определена явным образом в виде функциональной зависимости (существует свыше десятка типовых форм кривых для задания функций принадлежности [3], однако наибольшее распространение получили: треугольная, трапецеидальная и гауссова функции принадлежности) либо дискретно – путём задания конечной последовательности значений $x \in \{x_n\}$ в виде

$$A(x) = \left\{ \begin{array}{c} \mu(x_1) \\ x_1 \end{array}, \begin{array}{c} \mu(x_2) \\ x_2 \end{array}, \dots, \begin{array}{c} \mu(x_n) \\ x_n \end{array} \right\}. \quad (1)$$

В теории нечётких множеств, помимо переменных цифрового типа, существуют «лингвистические» переменные с приписываемыми им значениями. Пусть переменная x обозначает температуру (x = «температура»). Можно определить нечёткие множества «отрицательная», «близкая к нулю», «положительная», характеризуемые функциями принадлежности $\mu_{отриц}(x)$, $\mu_{бл0}(x)$, $\mu_{полож}(x)$. На рис. 1 приведена графическая иллюстрация функции принадлежности переменной x для трех названных множеств значений температуры.

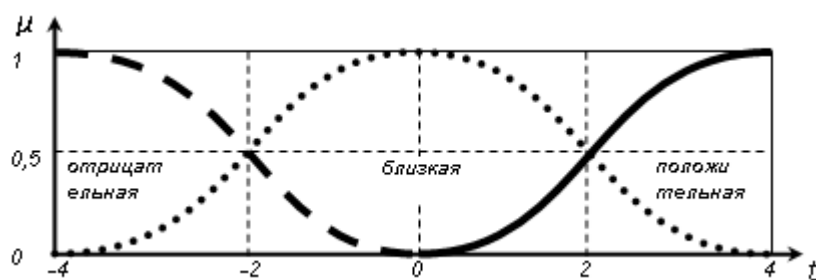


Рис. 1. Иллюстрация понятия принадлежности температуры к области отрицательных значений, близкой к нулю или положительных значений температуры.

Для нечётких множеств, как и для обычных, определены основные логические операции. К ним относятся соответственно, операций логического сложения, умножения и отрицания:

1. Логическая сумма (объединение) двух нечётких множеств (нечёткое "ИЛИ") $A \cup B$: $\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$.
2. Логическое произведение (пересечение) множеств (нечёткое "И") $A \cap B$: $\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$.
3. Отрицание множества \bar{A} : $\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$.

В общем случае механизм логического вывода выглядит следующим образом. Исходные точные данные переводятся в значения лингвистических переменных в специальном блоке, получившем название «фаззификатор». Далее реализуются процедуры нечёткого вывода на множестве правил, составляющих базу знаний системы, в результате чего формируются выходные лингвистические значения. Последние переводятся в точные значения результатов вычислений в специальном блоке, получившем название «дефаззификатор» (рис. 2).

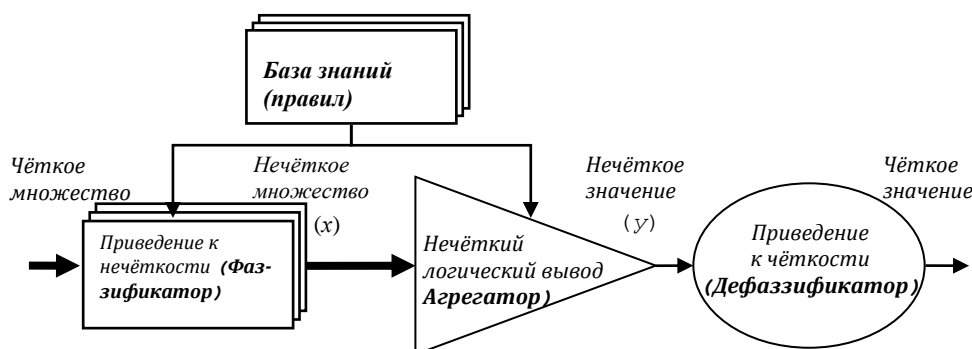


Рис. 2. Система нечёткого логического вывода.

Результатом нечёткого вывода является чёткое значение переменной y на основе заданных чётких значений x_i , $i = 1 \dots n$.

Алгоритмы нечёткого вывода различаются главным образом видом используемых правил, логических операций и разновидностью метода дефаззификации. В настоящее время широко используются модели нечёткого вывода Мамдани, Сугено, Ларсена, Цукамото [3].

В то же время очевидно, что схема системы нечёткого логического вывода (рисунок 2) идентична схеме формального нейрона, у которого роль базы знаний играют весовые коэффициенты или параметры функций [5]. Т.е. нечёткие модели вывода имеют модульную структуру, идеально подходящую для системного представления в виде равномерной многослойной структуры, напоминающей структуру классических нейронных сетей. Такие нечёткие модели вывода, называемые нечёткими нейронными сетями (neurofuzzy networks), как и классические нейросети, позволяют аппроксимировать с произвольной точностью любую нелинейную функцию многих переменных суммой нечётких функций одной переменной [3].

Благодаря своей структуре нечёткие сети позволяют создавать гибридные нейронные сети с классическими искусственными НС, что позволяет описывать поведение сложных и плохо определённых

систем, не поддающихся точному математическому анализу.

Для практической реализации системы управления в условиях ЧС предполагается использовать систему с нечёткой самоорганизацией в качестве одного из компонентов более общей сетевой структуры [5]. Обобщённая схема гибридной нечёткой сети приведена на рис. 3.

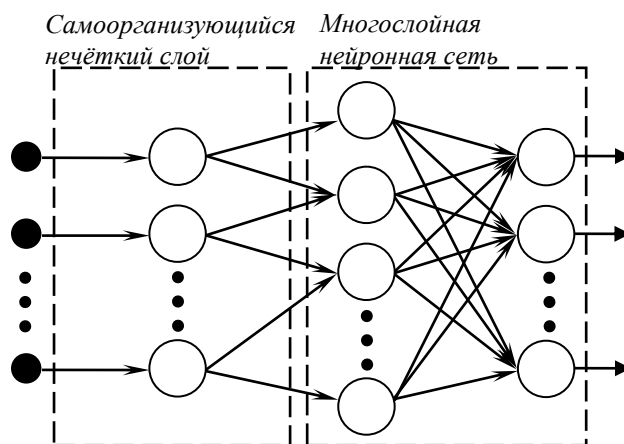


Рис. 3. Гибридная нейронная сеть.

Данная гибридная сеть объединяет в себе сеть с нечёткой самоорганизацией, выполняющей функции препроцессора, и многослойной нейронной сети (НС) в качестве постпроцессора.

При подаче на вход гибридной НС вектора $\mathbf{x} = [x_1, x_2 \dots x_N]$, на выходе слоя нечётких сенсорных нейронов формируется вектор \mathbf{u} , состоящий из коэффициентов принадлежности \mathbf{x} к определенным (обычно альтернативным) классам: $\mathbf{u} = [\mu_1(x), \mu_2(x) \dots \mu_N(x)]$.

На этапе самоорганизации нечёткой сети сенсорных нейронов пространство входных данных разделяется на кластеры, при этом количество кластеров может быть произвольным и определяться условиями решаемой задачи, после чего НС приписывает каждой группе кластеров соответствующий ей ожидаемый результат.

Поскольку процесс обучения такой гибридной сети достаточно сложен, то для решения этой задачи в ходе исследования разработан специализированный генетический алгоритм (ГА), позволяющий управлять процессом формирования архитектуры и обучения как НС в целом, так и непосредственно слоя нечётких сенсорных нейронов. Кроме того, ГА, как и НС, допускает декомпозицию на структурные компоненты и может быть использован в качестве параллельного алгоритма обработки информации в ЛВС.

Таким образом, для разработки методов принятия решений в условиях ЧС может быть использована сеть предложенной гибридной архитектуры.

ЛИТЕРАТУРА

1. Чуранов В.Т. О мерах по обеспечению экологической безопасности деятельности Вооруженных Сил Российской Федерации // Жизнь и безопасность. – 1997. – №2-3. С.121-140.
2. Zadeh L.A. Fuzzy sets // Information and Control, 1965. – Pp. 338-353.
3. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 344 с: ил.
4. Радченко А.Н. Многомерность – без проклятий // Радиоэлектроника. Информатика. Управление, № 2, 2001 г. Запорожье. ЗГТУ. с.78-82.
5. Андреев С.Н. Построение нейросетевой системы прогнозирования термогидродинамических процессов (явлений) в атмосфере. / С.Н. Андреев // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2007. – № 9. – С. 293-315.