



УДК 004.891

© 2014 г. **Ю.Н. Кульчин**, академик РАН, д-р физ.-мат. наук,  
**А.Ю. Ким**,  
**Б.С. Ноткин**, канд. техн. наук  
(Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН, Владивосток),  
**А.Б. Люхтер**, канд. техн. наук  
(Владимирский государственный университет)

## ПОСТРОЕНИЕ АЛГОРИТМА НЕЧЕТКОГО ДЕРЕВА РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ДАННЫХ ПРИ ОБРАБОТКЕ СИГНАЛОВ РВОИС

Разработан и исследован алгоритм построения продукционной нечеткой системы в виде нечеткого дерева решений в процессе обучения на множественной выборке экспериментальных данных применительно к проблеме распознавания динамических образов для движущихся объектов в зоне мониторинга распределенной волоконно-оптической измерительной сети (РВОИС) охраны периметра объекта.

**Ключевые слова:** продукционная нечеткая система, экспертная система, нечеткий вывод, нечеткое моделирование.

### Введение

Продукционные системы обработки информации были разработаны в рамках исследований по методам искусственного интеллекта и нашли широкое применение для представления знаний и вывода заключений в экспертных системах, основанных на правилах продукций [1]. Использование нечеткой логики в алгоритмах получения нечетких заключений на основе нечетких условий предназначено для реализации процесса нечеткого вывода в продукционных нечетких системах. Такие системы позволяют решать задачи автоматического управления, классификации данных, распознавания образов, принятия решений и многие другие [2, 3]. Проблематика исследований в этой области может быть взаимосвязана с целым рядом современных научно-прикладных направлений [4]. В частности, алгоритмы для формирования базы нечетких правил и реализации нечеткого вывода заключений на основе условий в рамках решения задачи распознавания динамических образов могут быть использованы при обработке сигналов, получаемых от распределенных волоконно-оптических измерительных сетей (РВОИС). Разработка таких алгоритмов позволяет ускорить процесс обработки данных

РВОИС, что делает возможным работу системы в режиме реального времени. Автоматизация процесса построения системы, обеспечение адаптивности и повышение эффективности ее работы, не требующее высокой квалификации экспертов при эксплуатации, – это ряд преимуществ, которые дает реализация подобных алгоритмов в системе и потому они могут иметь особое прикладное значение при создании интеллектуальных информационно-измерительных систем и современных систем поддержки принятия решений [5, 6]. Целью настоящей работы явилась разработка и исследование алгоритма построения продукционной нечеткой системы в виде нечеткого дерева решений применительно к РВОИС охраны периметра объекта, процесс обучения которой основан на использовании множественной выборки экспериментальных данных.

### Постановка задачи

Макет РВОИС охраны периметра показан на рис. 1а. РВОИС состоит из измерительных линий на основе одномодовых и многомодовых волоконных световодов (ВС). Макет представляет собой площадку размером 0,64×0,80 м, условно разбитую на 20 сегментов. Амплитудные волоконно-оптические датчики (ВОД) на основе многомодовых ВС (по 10 чувствительных элементов (ЧЭ) в линии) уложены параллельно так, что через каждый сегмент проходят две линии. При этом на каждой ИЛ в сегменте приходится по два ЧЭ одного датчика, т.е. четыре ЧЭ на сегмент. При создании измерительной линии на основе одномодового ВС использовалась конструкция ЧЭ аналогичная той, что и для ЧЭ на основе многомодового ВС (рис. 1б).

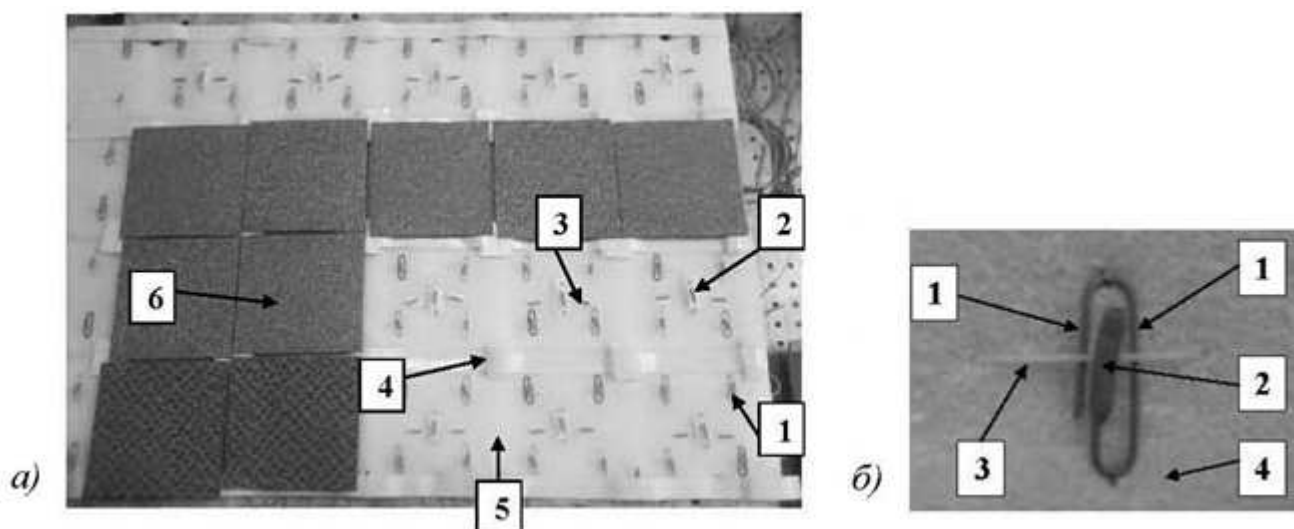


Рис. 1. а) – макет РВОИС охраны периметра: 1 – чувствительный элемент на основе многомодового волоконного световода (ВС); 2 – чувствительный элемент на базе одномодового ВС; 3 – направляющая для одномодового ВС; 4 – пружинящая подкладка ВС; 5 – упругая подложка; 6 – защитное покрытие из твердого материала.

б) – чувствительный элемент на основе многомодового волоконного световода: 1 – опорные стержни; 2 – давящий стержень; 3 – волоконный световод; 4 – упругая среда.

Для опроса измерительной линии на основе одномодового ВС применяется оптический рефлектометр, а для измерительных линий на основе многомодового ВС разработана предлагаемая система для обработки выходного сигнала.

Распознавание динамических образов для зарегистрированных движущихся объектов в зоне мониторинга РВОИС относится к классу плохо формализуемых задач. Решение такого рода задач связано с моделированием образов и созданием интеллектуальных информационно-измерительных систем по типу экспертных систем [2, 5, 6].

Но так как идентификация параметров движущихся объектов осложнена неопределенным характером связи между ними и данными, получаемыми от РВОИС, то необходим особый алгоритм построения базы знаний на основе выбора из множества возможных нечетких логических правил тех из них, которые позволяют достичь желаемого качества при распознавании динамического образа продукционной нечеткой системой. Для разработки такого алгоритма предварительно по экспериментальным данным с помощью модуля преобразования измеренных данных для 200 примеров, полученных при использовании макета РВОИС, была создана совокупность 10200 примеров для движущихся объектов двух типов (катящиеся и шагающие). Каждый пример после предварительной обработки, фильтрации и сглаживания скользящим средним [7], а затем снижением размерности данных был представлен набором 20 выделенных признаков или 20 главных компонент с учетом времени инцидента. Признаки, которые используются для распознавания динамических образов зарегистрированного движущегося объекта по реальным данным, представлены в табл. 1.

*Таблица 1*

Символы	Признаки
P(1)	длительность инцидента
P(2)	число активных измерительных линий (ИЛ)
P(3)	суммарное количество воздействий по всем линиям за время мониторинга измерительной сети ИС
P(4)	среднеквадратичное отклонение числа воздействий по линиям
P(5)	среднеарифметическое значение амплитуд воздействий по всем линиям
P(6)	среднеквадратичное значение амплитуд воздействий по всем линиям
P(7)	средняя периодичность воздействий
P(8)	среднеквадратичное отклонение периодичности воздействий
P(9)-P(12)	коэффициенты полинома, описывающего траекторию движения объекта
P(13)	среднеквадратичная ошибка аппроксимации траектории движения
P(14)	непрерывность воздействия на ИЛ
P(15)	параллельность воздействий на ИЛ
P(16)	одновременность воздействий на ВОИС
P(17)	длина «пути»
P(18)	направление
P(19), P(20)	взвешенные «центры масс» положения

Получение совокупности признаков или главных компонент снижает размерность массива входных данных, значительно сокращая время выполнения алгоритма, что способствует обеспечению работы создаваемых интеллектуальных информационно-измерительных систем в режиме реального времени.

Исходя из вышеуказанных причин и поставленной задачи, для реализации процесса нечеткого вывода был создан алгоритм построения нечеткого дерева решений, формирующий базу нечетких правил при обучении на выборке примеров.

### **Алгоритм построения нечеткого дерева решений**

Основные этапы нечеткого вывода в алгоритме построения нечеткого дерева решений осуществляют посредством выполнения двух режимов программы: обучения и тестирования. В режиме обучения использовано 10000 примеров, полученных с помощью модуля преобразования измеренных данных с макета РВО-ИС охраны периметра. Формирование базы нечетких правил основано на пошаговом режиме обучения, в результате которого получают нечеткое дерево решений. В каждом узле дерева при обучении корректируют значения и интерполируют функции принадлежности с целью последующей фаззификации (fuzzification) [1] входных переменных (признаков или главных компонент), при этом используют метод направленного перебора [8]. На этапах агрегирования подусловий и активизации подзаключений получаем оптимизацию количества нечетких логических правил, необходимых значимых признаков или главных компонент. Аккумуляция заключений и дефаззификация происходят также пошагово, в каждом узле дерева решений. На каждом шаге получаем ошибку распознавания динамических образов объектов в виде соотношения количества объектов с ошибочно определенными параметрами к общему их количеству, что служит критерием качества обучения системы. Для тестирования построенного нечеткого дерева решений используют 200 примеров реальных данных, полученных при использовании макета РВОИС. Блок-схема алгоритма построения нечеткого дерева решений представлена на рис. 2.

Как видно по рис. 2, обучение происходит циклично, каждый цикл формирует один узел нечеткого дерева решений, и при этом происходит отбор тех примеров из выборки, для которых полученный вид функции принадлежности узла позволяет прийти к результату распознавания, а оставшиеся примеры продолжают участвовать в процессе определения функций принадлежности следующих узлов.

Далее проверяют критерий качества обучения системы, сравнивая его с целевым значением. При достижении целевого значения считают, что построение нечеткого дерева решений завершено и создана база нечетких правил.

По структуре алгоритм включает традиционные этапы нечеткого вывода продукционной нечеткой системы [1, 9 – 11], но так как неизвестны нечеткие правила и функции принадлежности, то выделение этих правил и определение функций принадлежности, по сути, являются главной частью содержания программы.



Рис. 2. Блок-схема алгоритма построения нечеткого дерева решений.

Рассмотрим подробнее некоторые важные аспекты реализации основных этапов предложенного алгоритма.

I. На этапе *фаззификации*, при поиске функции принадлежности, они задаются как функции кусочно-линейного типа. Для каждого признака или главной компоненты множества  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$  для 10000 примеров, полученных после предварительной обработки данных, постепенно изменяя с шагом 0,05 в интервале  $[0,1]$ , перебирают возможные значения функции принадлежности  $\mu(x)$  по оси  $OY$  в каждой выбранной точке  $x \in A$  на оси  $OX$ , где отложены нечеткие значе-

ния.

Эта процедура выполняется до тех пор, пока снижение значения целевой функции (ошибка распознавания объектов по параметрам) не станет меньше 0,25%. При достижении этого порога фиксируют все значения искомой функции принадлежности и производят ее интерполяцию на 20 выделенных интервалах. Этап фаззификации считается законченным, когда будут найдены все значения  $b_i' = \mu(a_i)$ . Множество значений  $b_i'$  обозначим через  $\mathbf{B} = \{b_i'\}$ .

II. Этап *агрегирования* служит для определения степени истинности условий по каждому из возможных правил системы нечеткого вывода. Если условие правила состоит из одного подусловия, то степень его истинности равна соответствующему значению  $b_i'$ . Предполагая, что условие состоит из нескольких подусловий вида « $\beta_1$  есть  $\alpha$ » ОП « $\beta_2$  есть  $\alpha$ », где ОП – некоторая из бинарных операций нечеткой конъюнкции "И" или нечеткой дизъюнкции "ИЛИ", а  $\beta_1$  и  $\beta_2$  – различные лингвистические переменные, определяют степень истинности сложного высказывания на основе известных значений истинности подусловий  $b_i'$ . При этом для определения результата нечеткой конъюнкции, или связки "И" и для нечеткой дизъюнкции, или связки "ИЛИ" была использована одна из ниже представленных формул:

$$T(\mathcal{A} \wedge \mathcal{B}) = \min \{T(\mathcal{A}), T(\mathcal{B})\} \text{ или } T(\mathcal{A} \wedge \mathcal{B}) = T(\mathcal{A}) \cdot T(\mathcal{B}) \text{ ( для связки "И");}$$

$$T(\mathcal{A} \vee \mathcal{B}) = \max \{T(\mathcal{A}), T(\mathcal{B})\} \text{ или } T(\mathcal{A} \vee \mathcal{B}) = T(\mathcal{A}) + T(\mathcal{B}) - T(\mathcal{A}) \cdot T(\mathcal{B}) \text{ (для связки "ИЛИ").}$$

В качестве аргументов соответствующих логических операций используют  $b_i'$ . Тем самым находят количественные значения истинности для всех условий правил системы нечеткого вывода. Оптимизируем полученные условия и задаем бинарную операцию "И" или "ИЛИ" для них по наименьшему полученному значению целевой функции. Этап агрегирования считается законченным, когда найдены все значения  $b_k''$  для каждого из правил  $R_k$ , входящих в рассматриваемую базу правил  $\mathbf{P}$  системы нечеткого вывода. Это множество значений обозначим через  $\mathbf{B}' = \{b_1'', b_2'', \dots, b_n''\}$ .

III. До начала этапа *активизации* известны и оптимизированы значения истинности всех условий системы нечеткого вывода, т.е. множество значений  $\mathbf{B}'' = \{b_1'', b_2'', \dots, b_n''\}$ , и найдены значения весовых коэффициентов  $F_i$  для каждого правила. На основе полученных результатов выделены значимые признаки или главные компоненты, которые и определяют выводы нечеткого дерева решений для данного его узла.

Далее рассматривается каждое из заключений правил системы нечеткого вывода:

если в правиле только одно подзаключение (искомый параметр объекта), то степень истинности заключения равна алгебраическому произведению соответствующего значения  $b_i''$  на весовой коэффициент  $F_i$ ;

если же заключение состоит из нескольких подзаключений, причем лингвистические переменные в подзаключениях попарно не равны друг другу, то степень истинности каждого из подзаключений равна алгебраическому произве-

дению соответствующего значения  $b_i''$  на весовой коэффициент  $F_i$ .

В результате находим все значения  $c_k$  степеней истинности подзаклучений для каждого из правил  $R_k$ , входящих в рассматриваемую базу правил  $P$  системы нечеткого вывода. Весовой коэффициент  $F_i$  задают таким образом, чтобы он приводил величину  $c_k$ , в зависимости от того, превышает ее значение 0,5 или нет, к двум значениям: 1 (да, превышает) или 0 (нет, не превышает). Это множество значений обозначим через

$$C = \{c_1, c_2, \dots, c_q\},$$

где  $q$  – общее количество подзаклучений в базе правил. После нахождения множества  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_q\}$  определяются функции принадлежности каждого из подзаклучений для рассматриваемых выходных лингвистических переменных.

Для этой цели использован метод *average-активизация*:

$$\mu'(y) = 0,5 \cdot (c_i + \mu(y)),$$

где  $\mu(y)$  – функция принадлежности терма, который является значением некоторой выходной переменной  $\omega_j$ , заданной на универсуме  $Y$ . При обучении данная функция известна и задается заранее.

Этап активизации считается законченным, когда для каждой из выходных лингвистических переменных, входящих в отдельные подзаклучения правил нечетких продукций, будут определены функции принадлежности нечетких множеств их значений, т.е. совокупность нечетких множеств:  $C_1, C_2, \dots, C_q$ , где  $q$  – общее количество подзаклучений в базе правил системы нечеткого вывода. Таким образом, на этом этапе происходит выбор правил системы нечеткого вывода для каждого заключения.

IV. Цель *аккумуляции* заключается в том, чтобы объединить или аккумулятировать все степени истинности заключений (подзаклучений) для получения функции принадлежности каждой из выходных переменных множества

$$W = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_s\}.$$

Причина необходимости выполнения этого этапа состоит в том, что подзаклучения, относящиеся к одной и той же выходной лингвистической переменной, принадлежат различным правилам системы нечеткого вывода. До начала этого этапа предполагаются известными значения истинности всех подзаклучений для каждого из правил  $R_k$ , входящих в рассматриваемую базу правил  $P$  системы нечеткого вывода, в форме совокупности нечетких множеств:  $C_1, C_2, \dots, C_q$ , где  $q$  – общее количество подзаклучений в базе правил системы нечеткого вывода. Далее последовательно рассматривается каждая из выходных лингвистических переменных  $\omega_j \in W$  и относящиеся к ней нечеткие множества:  $C_{j1}, C_{j2}, \dots, C_{jq}$ . Результат аккумуляции для выходной лингвистической переменной  $\omega_j$  определяется как объединение нечетких множеств  $C_{j1}, C_{j2}, \dots, C_{jq}$ .

Этап аккумуляции считается законченным, когда для каждой из выходных лингвистических переменных будут определены итоговые функции принадлежности нечетких множеств их значений, т.е. определена структура нечеткого дерева решений и совокупность нечетких множеств:  $C_1', C_2', \dots, C_s'$ , где  $s$  – общее количество выходных лингвистических переменных в базе правил системы нечеткого вывода.

V. Цель *дефаззификации* заключается в том, чтобы, используя результаты аккумуляции всех выходных лингвистических переменных, получить обычное количественное значение каждой из выходных переменных, которое может быть использовано специальными устройствами, внешними по отношению к системе нечеткого вывода.

До начала этого этапа сформированы функции принадлежности всех выходных лингвистических переменных в форме нечетких множеств:  $C_1', C_2', \dots, C_s'$ , где  $s$  – общее количество выходных лингвистических переменных в базе правил системы нечеткого вывода. Далее последовательно рассматривается каждая из выходных лингвистических переменных  $\omega_j \in W$  и относящееся к ней нечеткое множество  $C_j'$ . Результат дефаззификации выходной лингвистической переменной  $\omega_j$  определяется в виде количественного значения  $y_j \in R$ . На этом этапе получаем оценку качества для выполнения распознавания параметров движущихся объектов обучающей выборки определением значения целевой функции (ошибка распознавания объектов по параметрам).

VI. *Процесс построения нечеткого дерева решений* заключается в оптимизации функции принадлежности всех входных и выходных лингвистических переменных при повторении вышеописанных блоков до тех пор, пока не будет достигнуто определенное значение целевой функции, то есть заданное минимальное количество ошибочно найденных значений искомых параметров для обучающей выборки.

Программа, реализующая этот алгоритм для продукционной нечеткой системы, реализована в среде MATLAB.

### **Результаты обработки данных продукционной нечеткой системой в виде нечеткого дерева решений**

Результаты обработки данных продукционной нечеткой системой в виде нечеткого дерева решений представлены в табл. 2.

*Таблица 2*

Параметр движущегося объекта	Ошибка по обучающей выборке (кол-во из 10000 примеров), %		Ошибка по тестовой выборке (кол-во из 200 примеров), %	
	По признакам	По главным компонентам	По признакам	По главным компонентам
Класс	0,13 (13)	0,47 (47)	0	0,5(1)
Направление движения	0,25 (25)	0,51 (51)	0,5 (1)	0
Масса, кг	4,75 (475)	6,65 (665)	2,5 (5)	10 (20)
Длина пути, м	8,95 (895)	14,89 (1489)	13 (26)	25,5 (50)

Нечеткие деревья решений для «класса» и «направления движения» по признакам показаны на рис. 3 и 4.



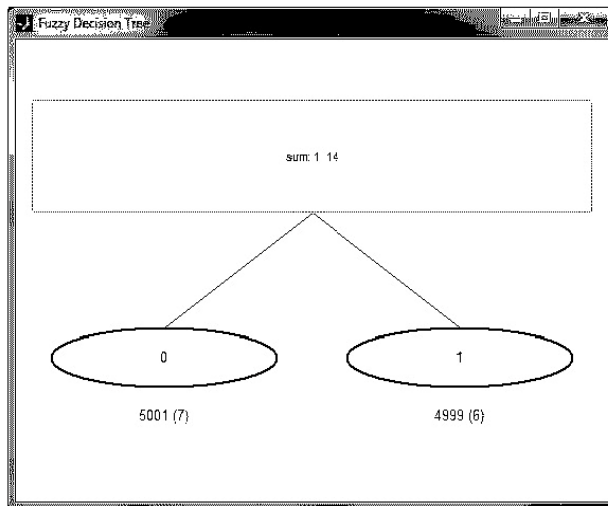


Рис. 3. Нечеткое дерево решений для «класса» по признакам.

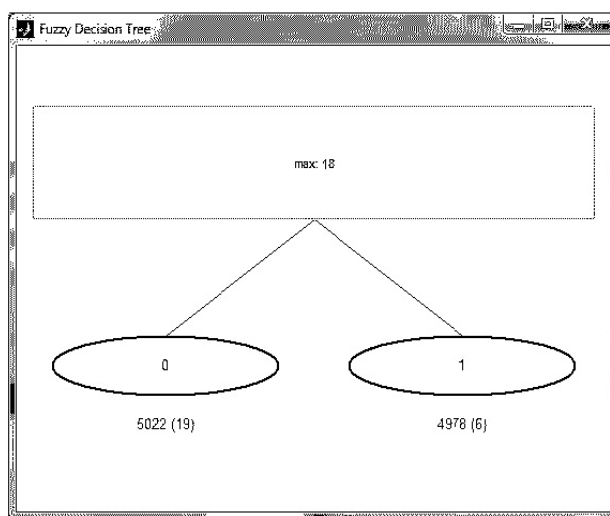


Рис. 4. Нечеткое дерево решений для «направления движения» по признакам.

Аналогичную структуру имеет нечеткое дерево решений по главным компонентам для «класса» на рис. 5. Структура дерева по главным компонентам при определении направления движения оказалась несколько сложнее (рис. 6).

В системе распознавали два вида объектов (катящийся и шагающий) и два направления движения по поверхности РВОИС.

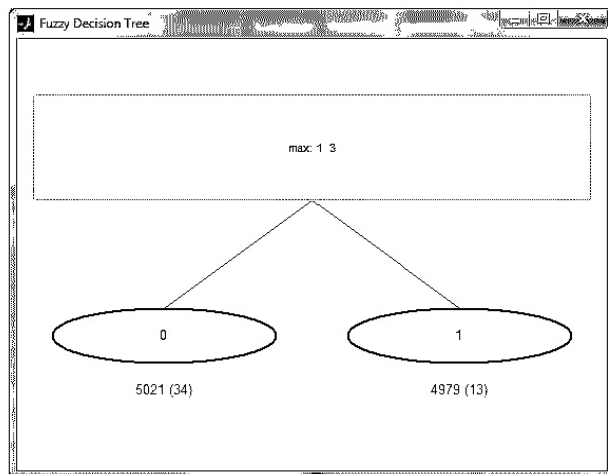


Рис. 5. Нечеткое дерево решений для «класса» по главным компонентам.

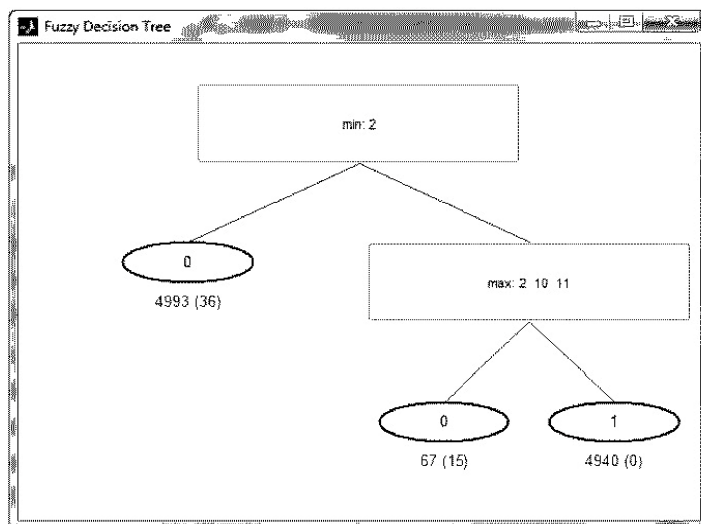


Рис. 6. Нечеткое дерево решений для «направления движения» по главным компонентам.

Примеры вида функций принадлежности для признаков и главных компонент, используемых для распознавания класса и направления движения, представлены на графиках рис. 7, 8 и 9. Для массы и длины пути нечеткие деревья решений имеют более сложную ветвистую структуру и содержат 17 и 36 узлов по признакам, а по главным компонентам – 28 и 63 узлов соответственно.

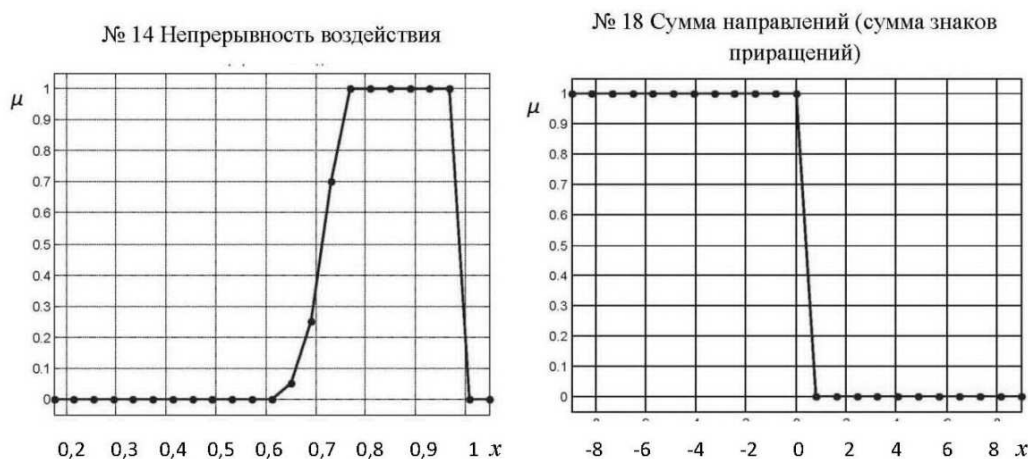


Рис. 7. Функция принадлежности для признака № 14 при определении класса и №18 – при определении направления движения.

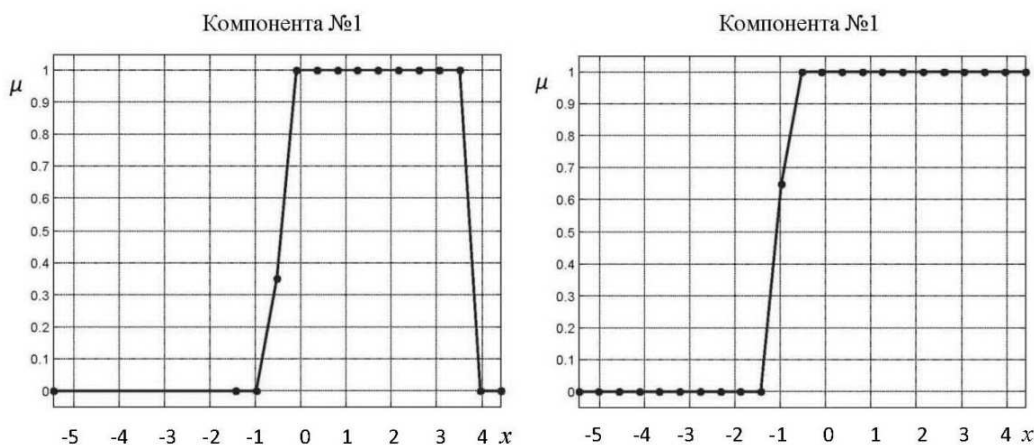


Рис. 8. Функции принадлежности для главной компоненты №1 первого и второго узлов нечеткого дерева решений при определении направления движения.

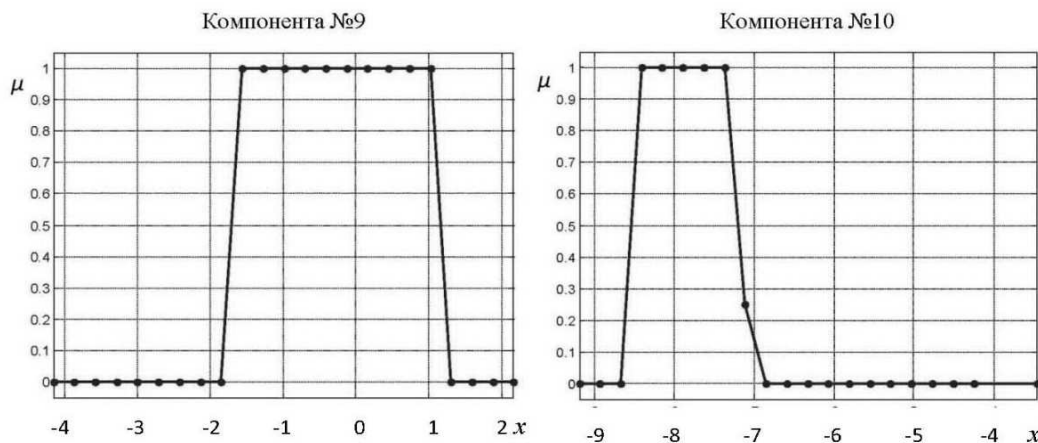


Рис. 9. Функции принадлежности для главных компонент № 9 и 10 второго узла нечеткого дерева решений при определении направления движения.

Критерий качества работы данной продукционной нечеткой системы в виде нечеткого дерева решений (табл. 2) показывает, что система способна решать поставленную задачу с удовлетворительной точностью.

Наибольшее количество ошибок было допущено при определении массы и длины пути для тестовой выборки они составили 6,65% и 14,89% по признакам, а также 10% и 25,5% по главным компонентам соответственно. Но в случае использования главных компонент ошибки распознавания для этих параметров оказались еще больше.

### Заключение

В настоящей работе разработан и экспериментально опробован алгоритм построения нечеткого дерева решений продукционной нечеткой системы через обучение для распознавания динамических образов, полученных по данным с макета РВОИС охраны периметра при регистрации движущихся объектов. Результат исследования показал, что при определении массы и длины пути нечеткие деревья решений содержат от 17 и до 63 узлов, а для класса и направления движения – всего 1 или 2 узла. При построении нечеткого дерева решений по признакам структура его менее сложная и содержит меньше узлов, чем при использовании главных компонент. Надо отметить, что структура получаемого нечеткого дерева решений будет усложняться по мере возрастания количества распознаваемых объектов и зависеть от типа определяемых параметров, поэтому такая система для обработки данных может быть использована при распознавании ограниченного числа классов объектов и их определяемых параметров.

### ЛИТЕРАТУРА

1. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. – СПб.: БХВ-Петербург, 2003.
2. Аверкин А.Н., Батыршин И.З., Блишун А.Ф., Силов В.Б., Тарасов В.Б. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / под редакцией Д.А. Поспелова. – М.: Наука, 1986.
3. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control // IEEE Trans.-SMS. – 1985. – P.116-132.
4. Тэрано Т., Асаи К., Сугэно М. Прикладные нечеткие системы / пер. с япон. Ю.Н. Чершышова. – М.: Мир, 1993.



5. Кульчин Ю.Н., Ким А.Ю. Распознавание динамических образов распределенной информационно-измерительной системой сегментарного типа // Проблемы управления. – 2006. – №5. – С. 52-57.
6. Kulchin Yuri N., Notkin Boris S., Kim Alexandra Yu. *ets.* Application of Neural Networks in Fiber-Optics System of Perimeter Defense // Pacific Science Review: Kangnam University, Republic of Korea. – 2010. – Vol. 12(1). – P. 98-101.
7. Грешилов А. А., Стакун В. А., Стакун А.А. Математические методы построения прогнозов. – М.: Радио и связь, 1997.
8. Абакаров А. Ш., Сушков Ю. А. Статистическое исследование одного алгоритма глобальной оптимизации. – Труды ФОРА, 2004.
9. Кофман А. Введение в теорию нечетких множеств / пер. с фр. В.Б. Кузьмина; под ред. С.И. Травкина. – М.: Радио и связь, 1982.
10. Zadeh L. A. Fuzzy Sets // Information and control. – 1965. – №8. – P. 338-353.
11. Bellman R. T., Zadeh L. A. Decision-Making in Fuzzy Environment // Management Science. – 1970. – 17, №4. – P. 141-164.

*E-mail:*

Кульчин Юрий Николаевич – [kulchin@iacp.dvo.ru](mailto:kulchin@iacp.dvo.ru);

Ким Александра Юрьевна – [ayukim@mail.ru](mailto:ayukim@mail.ru);

Ноткин Борис Сергеевич – [boris\\_notkin@mail.ru](mailto:boris_notkin@mail.ru);

Ляхтер Александр Борисович – [3699137@gmail.com](mailto:3699137@gmail.com).

УДК 004.852

© 2014 г. **И.А. Ходашинский**, д-р техн. наук,

**И.В. Горбунов**

(Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники)

## ГИБРИДНЫЙ МЕТОД ПОСТРОЕНИЯ НЕЧЕТКИХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ ОСТРОВОВ\*

Излагается гибридный метод идентификации структуры и параметров нечетких систем, основанный на модели островов. Идентификация структуры выполняется следующими алгоритмами: алгоритмом пчелиной колонии для генерации правил, алгоритмом генерации базы правил исключением неэффективных правил, алгоритмом генерации базы правил с заданной структурой. Параметры нечетких систем оптимизируются алгоритмом адаптивной эволюционной стратегии, алгоритмом пчелиной колонии для идентификации параметров и методом наименьших квадратов. Взаимодействие указанных алгоритмов основано на модели островов. Приведены результаты экспериментов на реальных данных.

**Ключевые слова:** нечеткая система, генерация структуры, модель островов, алгоритмы пчелиной колонии, алгоритм адаптивной эволюционной стратегии, метод наименьших квадратов.

---

\* Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научных проектов №12-07-00055 и №14-07-00449.