тационного моделирования установки в нестационарных режимах обеспечит его применимость при проектировании реальных устройств и систем. Предложенные в работе решения соответствуют существующей в настоящее время тенденции развития теории анализа и синтеза сложных устройств и систем, их оптимизации при проектировании и направлены на повышение надёжности телекоммуникационного оборудования.

Библиографический список

1. Сажнев, А. М. Структурно-параметрический синтез систем электропитания / А. М. Сажнев, Л. Г. Рогулина, С. С. Абрамов. — Научный вестник НГТУ. — 2007. — №4(29). — С. 157—168.
2. Рогулина, Л. Г. Структурно-топологический синтез электрических сетей / Л. Г. Рогулина, Д. Н. Левин // Электросвязь. — 2007. — № 8. — С. 30—33.
3. Одрин, В. М. Метод морфологического анализа технических систем / В. М. Одрин. — М. : ВНИИПИ, 1989. — С. 312.
4. Щербина, О. А. Методологические аспекты динамического программирования / О. А. Щербина // Динамические системы. — 2007. — Вып. 22. — С. 21—36.
5. Рогулина, Л. Г. Оценка внутренних помех систем электропитания радиорелейных линий связи / Л. Г. Рогулина // Омский научный вестник. — 2010. — № 3(93). — С. 285—290.
6. Gembicki, F. W. "Vector Optimization for Control with Performance and Parameter Sensitivity Indices," Ph.D. Thesis, Case Western Reserve Univ., Cleveland, Ohio, 1974.

РОГУЛИНА Лариса Геннадьевна, кандидат технических наук, доцент кафедры беспроводных информационных систем и сетей (БИСС).
Адрес для переписки: e-mail: epus206@sibsutis.ru

Статья поступила в редакцию 26.01.2011 г.

УДК 621.372.54:681.327.8

Д. А ТИТОВ
Е. Д. БЫЧКОВ

Омский государственный технический университет
Омский государственный университет путей сообщения

АЛГОРИТМ КЛАССИФИКАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ (FUZZY) ЛОГИКИ

Разработан алгоритм классификации параметров объектов с использованием самоорганизации. Алгоритм дает возможность адаптивно изменять количество классов в зависимости от структуры входных данных. Представлены структурные схемы устройств, реализующих разработанный алгоритм.

Ключевые слова: алгоритм, классификация параметров, самоорганизация, корректировка классов.

В настоящее время задача распознавания объектов (радиолокационных целей) имеет высокую актуальность. Так, например, информация о классе и типе объекта позволяет выявить приоритетные цели из множества других. При этом большое значение имеет выбор информативных и устойчивых признаков, а также алгоритмов принятия решения о принадлежности объектов к тому или иному классу (типу) целей [1, 2]. Одним из вариантов построения алгоритмов классификации параметров объектов является использование нечеткой логики для динамической корректировки количества классов в процессе обработки поступающих данных.

Пусть имеется последовательность входных векторов $x^p \in X$, каждый из которых представлен N компонентами: $x^p = (x_1^p, x_2^p, ..., x_i^p, ..., x_N^p)$. Данную последовательность необходимо разбить на классы, которые заранее не известны и должны формироваться динамически по мере поступления входных данных. Классы данных характеризуются своими ядрами [3, 4], которые также представлены набором векторов с N компонентами: $c^m = (c_1^m, c_2^m, ..., c_i^m, ..., c_N^m)$. Близость вектора и класса, а также близость двух классов могут быть оценены на основе функций [5]

$$d(x^p, c^m) = \sqrt{\sum_{i=1}^{N}(x_i^p - c_i^m)^2}$$

и

$$d(c^m, c^k) = \sqrt{\sum_{i=1}^{N}(c_i^m - c_i^k)^2}, k \neq m$$

соответственно.

Вместо рассмотренных функций возможно использование других, например, представленных в работах [3, 5].

Модель классифицирующего устройства будем задавать в виде нечеткой базы знаний, которая представляет собой совокупность правил ЕСЛИ—ТО, связывающих лингвистические оценки входных и выходных переменных. Действие такой модели описывается функционалом $c^m = F\{S, M\}$, где S — нечеткое множество, элементами которого являются

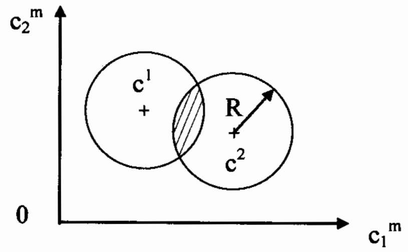

Рис. 1

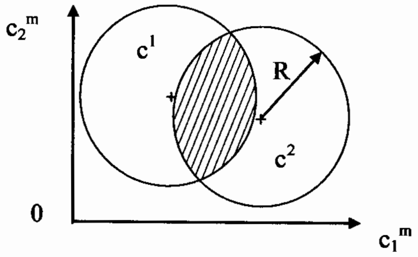

Рис. 2

Δ					
0,1	Н	Д	Д	Д	–
0,2	Н	Н	Д	–	–
0,3	Н	Н	–	–	–
0,4	Н	–	–	–	–
	0,6	0,7	0,8	0,9	1,0

$\min(\mu^m(x^p),\ \mu^k(x^p))$

Рис. 3

векторы x^p, M — количество классов данных, т. е. $m = 1, 2, \ldots, M$.

Как было упомянуто ранее, классы входных данных не известны, и их количество необходимо изменять в процессе обработки входной информации. Корректировка количества классов требуется после прихода каждого нового входного вектора, либо после прихода нескольких новых входных векторов.

Прежде всего, рассмотрим классификацию входных векторов, не уделяя внимания организации и корректировке множества классов. Каждый входной вектор x^p должен быть отнесен к одному из имеющихся классов c^m, $m = 1, 2, \ldots, M$.

Для принятия решения о принадлежности входного вектора одному из организованных классов c^m могут быть использованы нечеткие множества, элементами которых являются $x_1^p, x_2^p, \ldots, x_i^p, \ldots, x_N^p$. Согласно [6], каждому элементу нечеткого множества соответствует значение функции принадлежности из диапазона [0, 1]. Функция принадлежности нечеткого множества устанавливается экспертным путем и может иметь произвольную форму. Наибольшее распространение в технических приложениях получили ступенчатая аппроксимация и аппроксимация кривыми Гаусса. Последний тип аппроксимации предполагает использование функций принадлежности на основе выражения

$$M^m(x_i^p) = A_i \cdot \exp\left[-\left((x_i^p - c_i^m)/y_i\right)^2\right] \qquad (1)$$

где $A_i \in [0, 1]$ и σ_i, — параметры настройки функций принадлежности, устанавливаемые экспертным путем. Степень принадлежности вектора x^p классу c^m определяется в соответствии с выражением $\mu^m(x^p) = \min[\mu^m(x_1^p), \mu^m(x_2^p), \ldots, \mu^m(x_i^p), \ldots, \mu^m(x_N^p)]$. Итогом решения задачи классификации векторов x^p является нахождение номера m^* класса c^{m^*} к которому этот вектор принадлежит. Для каждого вектора x^p можно записать, что $\mu^m(x^p) \equiv \mu(c^m) \equiv \mu(m)$. Решение об отнесении вектора x^p к тому или иному классу может быть принято на основе выражения

$$m^* = \arg\max_m(\mu(m)).$$

Организация (корректировка) классов входных данных c^m производится на основе анализа поступающих на вход системы векторов x^p. Будем корректировать количество классов M после прихода каждого десятого вектора. Для учета влияния элементов вектора c_i^m на близость между двумя классами c^m и c^k, $k \neq m$ при вычислении значений $d(c^m, c^k)$ может быть использовано взвешенное суммирование. Весовыми коэффициентами могут быть значения $\mu(i) \in [0, 1]$, которые рассматриваются как значения функции принадлежности нечеткого множества <ВЛИЯЮЩИЕ ЭЛЕМЕНТЫ>. В этом случае функция расчета близости между классами будет определяться выражением:

$$d(c^m, c^k) = \sqrt{\sum_{i=1}^{N} M(i) \cdot (c_i^m - c_i^k)^2}, k \neq m.$$

Как было рассмотрено ранее, после поступления на вход системы десяти новых векторов и принятия решения об их принадлежности классам c^{m^*} требуется проверить необходимость создания нового класса $c^{M+1} = x^p$. Решение о создании нового класса принимается, если $d > d_{max}$, где $d = d(x^j, c^h)$, $d_{max} = \max(d(c^h, c^k))$, j – индекс вектора, имеющего минимальное значение принадлежности к классу, h — индекс класса, к которому принадлежит вектор с минимальным значением принадлежности, $k = 1, 2, \ldots M$, $k \neq h$. В противном случае новый класс не создается.

Для правильного размещения классов в пространстве необходимо формализовать нахождение их границ. Определение границ классов входных данных может осуществляться различными способами. Наибольшее распространение получило представление границ в виде окружности (для двумерного пространства), центр которой соответствует ядру класса. Иными словами для классов определяются «радиусы» или «диаметры» [3], которые характеризуют удаленность векторов класса от его ядра. Оценить радиус m-го класса можно на основе выражения $R^m = \max(d(x^p - c^m))$, $x^p \in c^m$, т. е. радиус класса – это расстояние между ядром класса и максимально удаленным от ядра вектором, принадлежащим этому классу.

Оценкой «радиуса» m-го класса также может служить минимальное значение степени принадлежности векторов, принадлежащих классу: $r^m = \min(\mu^m \cdot (x^p))$, $x^p \in c^m$.

В отдельных случаях может возникнуть необходимость объединения нескольких классов. Предположим, что на вход системы поступил вектор x^p, который имеет одинаковые степени принадлежности к классам c^m и c^k, $k \neq m$, т. е. $\mu(c^m) = \mu(c^k)$, при этом $\mu(c^m)$ имеет достаточно большое значение (например, $\mu(c^m) > 0{,}5$). В этом случае можно предположить, что классы c^m и c^k целесообразно объединить. Будем считать, что значение $\mu(c^m) = \mu(c^k) = \mu$, $k \neq m$ характеризует близость между классами c^m и c^k. Так, например, при использовании функции принадлежности (1) значения $\mu(c^m)$ возрастают при уменьшении

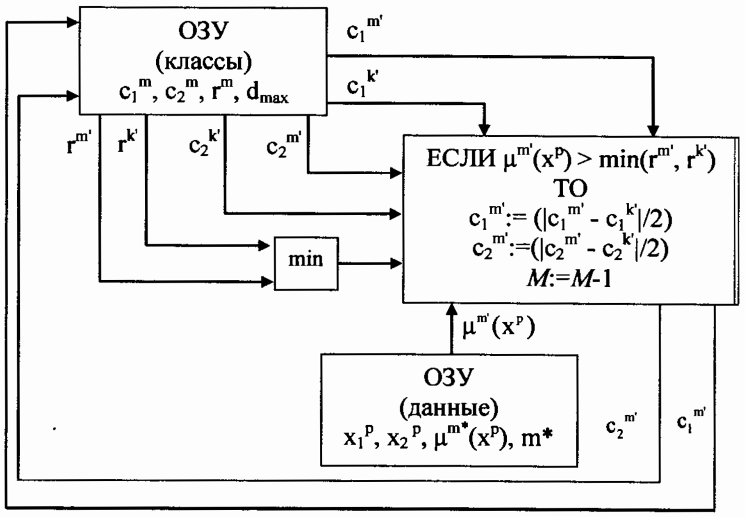

Рис. 4

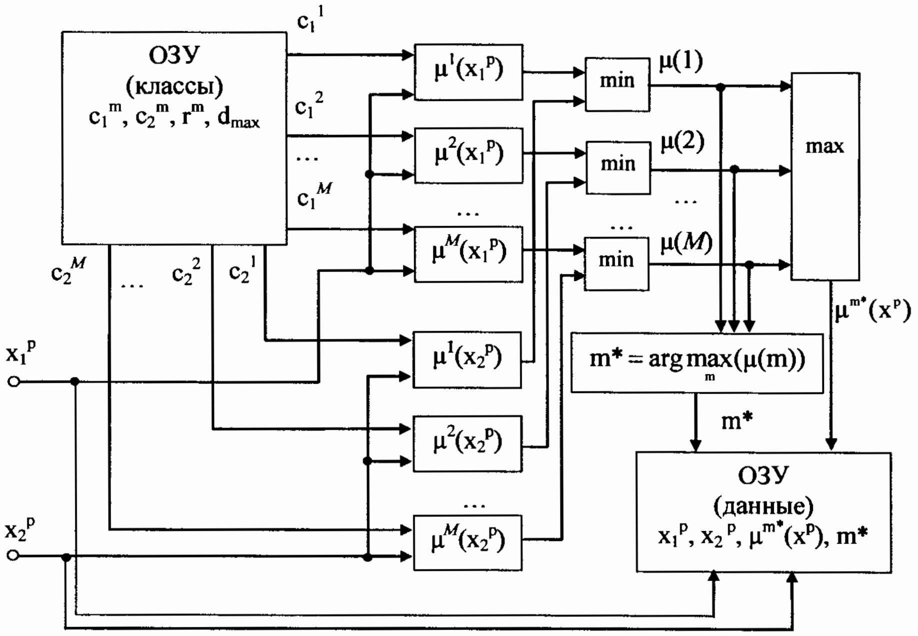

Рис. 5

расстояния между вектором и классом. Таким образом, чем больше значение принадлежности $\mu(c^m) = \mu(c^k)$, $k \neq m$, тем ближе расположены в пространстве классы c^m и c^k.

Критерием объединения двух классов может служить радиус классов. Рассмотрим случай двумерных входных данных, когда принадлежащие классам области пространства представляются окружностями. Пусть существует два класса c^1 и c^2, имеющих одинаковый радиус $R^1 = R^2 = R$ и их области перекрываются (рис. 1). При увеличении радиуса классов (в случае неизменного положения ядер) увеличивается площадь перекрытия областей, принадлежащих классам (заштрихованный участок на рис. 2). Следовательно, в данных условиях целесообразно объединять классы с большими значениями R. Как было указано ранее, вместо R^m можно использовать значения r^m.

Учитывая сказанное выше, можно построить правило объединения классов, использующее значения их радиусов. Если вектор имеет два равных значения степеней принадлежности $\mu(c^m)$ и $\mu(c^k)$, $\mu(c^m) > 0{,}5$, $k \neq m$ (обозначим индексы этих классов m' и k'), то необходимо выполнить следующие действия:

ЕСЛИ $\mu > \min(r^{m'}, r^{k'})$, $k \neq m$, ТО объединить классы $c^{m''} := (|c_1^{m'} - c_1^{k'}|/2, |c_2^{m'} - c_2^{k'}|/2, ..., |c_i^{m'} - c_i^{k'}|/2, ..., |c_N^{m'} - c_N^{k'}|/2)$, $M := M - 1$,

где $:=$ — операция присваивания;

ЕСЛИ $\mu < \min(r^m, r^k)$, $k \neq m$, ТО не объединять классы.

Таким образом, чем больше удалены данные от классов (чем меньше значения r^m, r^k) тем меньшее значение может иметь $\mu(c^{m'})$ для принятия решения об объединении классов.

В некоторых случаях классы c^m и c^k необходимо объединять при $\mu^m(x^p) \neq \mu^k(x^p)$, $k \neq m$. Например, можно объединять классы, имеющие близкие значения $\mu^m(x^p)$ и $\mu^k(x^p)$, $k \neq m$. Согласно работам [6, 7] если некоторый объект x обладает свойством R (порождающим нечеткое множество A лишь в частной мере, т. е. $0 < \mu_A(x) < 1$, то он принадлежит сразу двум противоположным классам: классу объектов, «обладающих свойством R», и классу объектов, «не обладающих свойством R». При этом объект может принадлежать рассмотренным классам с разной степенью. Такая неопределенность принадлежности объекта максимальна, когда степени принадлежности объекта обоим классам равны, т. е.

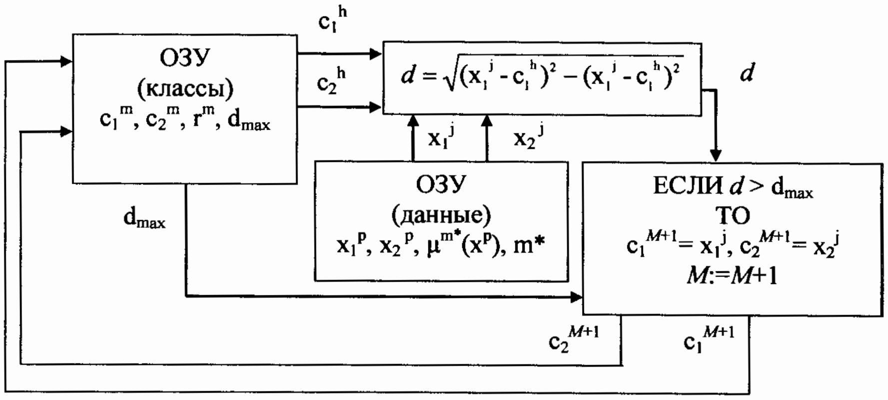

Рис. 6

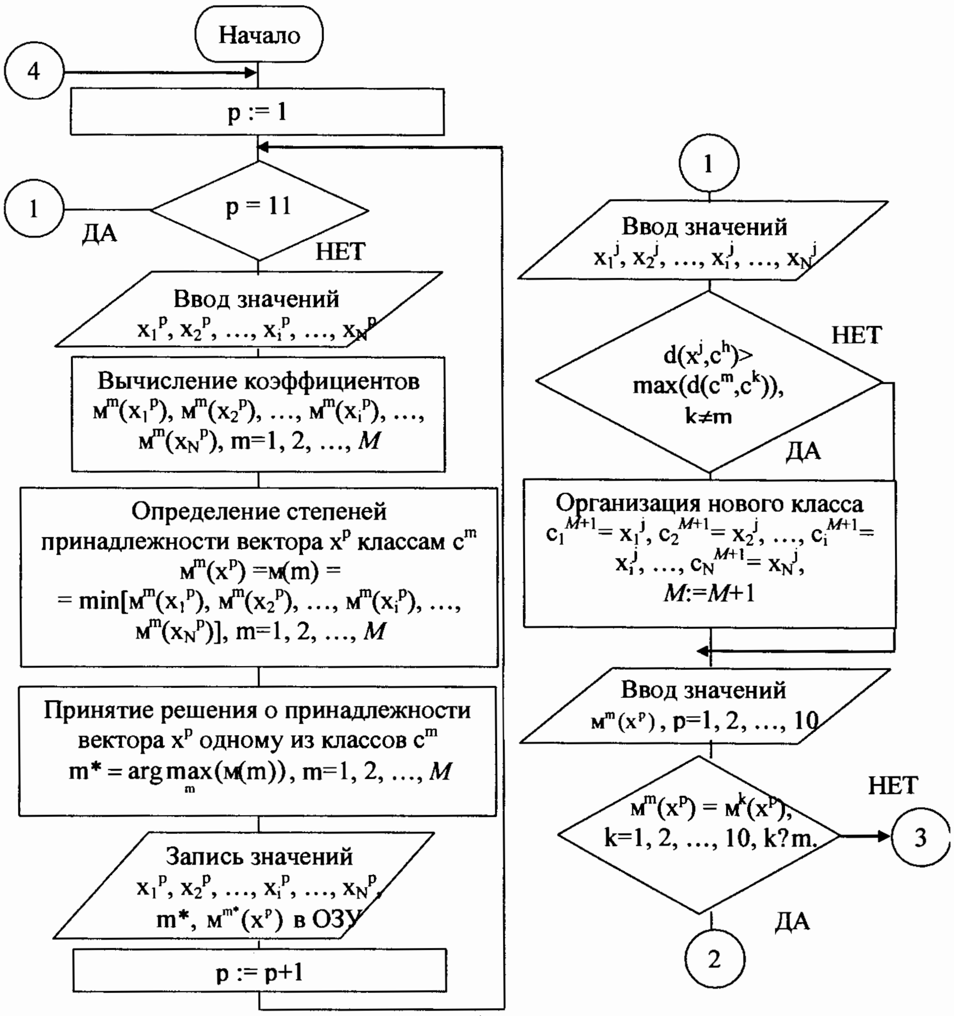

Рис. 7

$$\mu_A(x) = \mu_{\bar{A}}(x) = 0{,}5\,,$$

и минимальна, когда объект принадлежит только одному классу, т. е. либо

$\mu_A(x) = 1$ и $\mu_{\bar{A}}(x) = 0$, либо $\mu_A(x) = 0$ и $\mu_{\bar{A}}(x) = 1$.

Поэтому будем проверять возможность объединения только тех классов c^m и c^k, значения $m^m(x^p)$ и $m^k(x^p)$, $k \neq m$ которых превышают 0,5. При близких значениях $m^m(x^p)$ и $m^k(x^p)$, k № m можно считать, что мерой близости классов c^m и c^k является значение $D = |m^m(x^p) - m^k(x^p)|$. Чем меньше значение D, тем ближе расположены в пространстве классы. При этом также можно считать, что с увеличением значений $\mu^m(x^p)$ и $\mu^k(x^p)$ классы также располагаются ближе друг к другу. Критерием объединения классов может служить выполнение следующего условия:

$(\min(\mu^m(x^p), \mu^k(x^p)) - 0{,}5) > \Delta,\ k \neq m,\ \mu^m(x^p) \geq 0{,}5,\ \mu^k(x^p) \geq 0{,}5.$

На рис. 3 показан пример выполнения данного правила для случая дискретных значений D и $\min(\mu^m(x^p), \mu^k(x^p))$, $k \neq m$.

В данном случае буква Д говорит о необходимости объединения классов, а буква Н означает, что классы не объединяются.

Будем применять рассмотренные правила классификации для каждого вектора, поступающего на вход системы. Корректировку классов будем про-

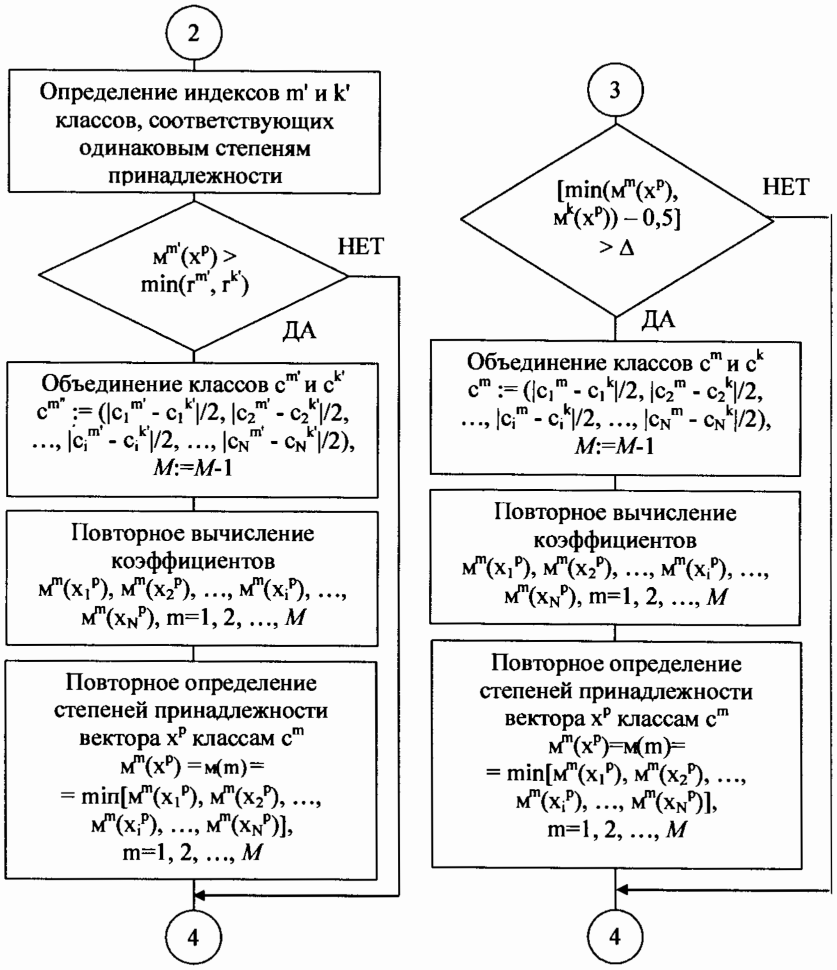

Рис. 8

изводить после поступления на вход системы каждого десятого вектора. Таким образом, алгоритм классификации параметров объекта может быть разделен на два этапа: классификация и накопление данных (I этап) и корректировка классов (II этап).

Структурные схемы устройств, реализующих рассмотренный алгоритм классификации двумерных входных векторов, приведены на рис. 4 – 6. На рис. 4 показана схема объединения двух классов в случае, если вектор принадлежит к ним с одинаковой степенью (степень принадлежности больше 0,5). На рис. 5 представлена структурная схема, предназначенная для накопления (записи) выборки векторов в память. Наряду с записью данная схема принимает решение о принадлежности вектора одному из M имеющихся классов и вычисляет степень принадлежности вектора классу. На рис. 6 показана структурная схема, осуществляющая корректировку множества классов.

Схема рассмотренного алгоритма классификации параметров объектов приведена на рис. 7 – 8.

Разработанный алгоритм может быть применен в современных радиотехнических системах, осуществляющих классификацию данных на основе самоорганизации в условиях быстро изменяющейся обстановки.

Библиографический список

1. Гульшин, В. А. Распознавание радиолокационных целей на основе анализа диаграммы обратного рассеяния / В. А. Гульшин // Современные проблемы создания и эксплуатации радиотехнических систем : Труды VI Всеросс. науч.-практ. конф. – Ульяновск, 2009. [Электронный ресурс]. – Режим доступа : http://www.confpubs.ru/p6_29.php (дата обращения 09.03.2011).

2. Кутузов, В. М. Радиотехнические системы : учебник для вузов / В. М. Кутузов, Коломенский Ю. А., Казаринов Ю. М.; под ред. Ю. М. Казаринова. – М. : Академия, 2008. – 592 с.

3. Заенцев, И. В. Нейронные сети: основные модели / И. В. Заенцев. – Воронеж : Изд-во ВГУ, 1999. – 76 с.

4. Оссовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Оссовский. – М. : Высш. шк., 2002. – 440 с.

5. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления / Под ред. Н. Д. Егупова. – М. : МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2001. – 744 с.

6. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / Под ред. Д. А. Поспелова. – М. : Наука, 1986. – 312 с.

7. Нечеткие множества в системах управления / Под ред. Ю. Н. Золотухина. – М. : Наука, 1995. – 44 с.

ТИТОВ Дмитрий Анатольевич, кандидат технических наук, доцент кафедры «Радиотехнические устройства и системы диагностики» Омского государственного технического университета.
БЫЧКОВ Евгений Дмитриевич, кандидат технических наук, доцент (Россия), доцент кафедры «Системы передачи информации» Омского государственного университета путей сообщения.

Статья поступила в редакцию 10.03.2011 г.