

УДК 004.89

ИДЕНТИФИКАЦИЯ НЕЛИНЕЙНЫХ ОБЪЕКТОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АДАПТИВНЫХ НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ

К.т.н. И.В. Сорокина¹, к.т.н. Е.В.Токарева¹, Р.В. Сорокин²

1. Харьковский национальный университет радиоэлектроники

2. Харьковский национальный автомобильно-дорожный университет

Рассмотрены адаптивные нечеткие модели идентификации нелинейных объектов, представленные в виде системы нечеткого вывода, настраиваемой с использованием искусственных иммунных систем. Процесс адаптации состоит в настройке параметров функций принадлежности и параметров базы нечетких правил. Показана эффективность предложенных иммунных алгоритмов адаптации моделей нечеткого вывода на примере тестовой нелинейной функции.

Rozгляnuti adaptivni nechitki modeli identyfikacii neliniynih ob'ektiv, yakі predstavleni u vygladi systemi nechitkogo vивodu, що настраюється з використанням штучних імунних систем. Процес адаптації полягає в налаштуванні параметрів функцій приналежності і параметрів бази нечітких правил. Показана ефективність запропонованих імунних алгоритмів адаптації моделей нечіткого виводу на прикладі тестової нелінійної функції.

The given work is devoted to the nonlinear objects identification using the adaptive fuzzy models implemented as a fuzzy inference system adjusted using artificial immune systems. The adaptation process consists of the membership functions parameters and fuzzy rules parameters adjustment. The efficiency of the developed immune algorithms of the fuzzy models adaptation is shown using the nonlinear test function.

Ключевые слова: адаптивная нечеткая модель, функции принадлежности, база знаний, искусственные иммунные системы

Введение

Задача идентификации нелинейных объектов в общем случае состоит в определении их структуры и параметров по наблюдаемым данным – входному воздействию и выходной величине. Идентификация осуществляется при помощи настраиваемой модели той или иной структуры, параметры которой могут изменяться. К различным вариантам задачи идентификации приводят статистические методы обработки экономической, биологической, медицинской информации [1].

В настоящее время существуют различные алгоритмы идентификации. Оценка параметров настраиваемой модели, даваемая простейшими алгоритмами идентификации, во многих случаях основана на определенных предположениях о структуре исходных данных и, как следствие, попытки их применения приводят к большим ошибкам при условии несоответствия обучающих наборов этим предположениям. При этом они не учитывают имеющуюся априорную информацию о параметрах объекта. Поэтому возникает задача обоснованного выбора адаптивных моделей идентификации с возможностью учета в настраиваемых моделях и

алгоритмах идентификации имеющейся априорной информации.

Наиболее перспективным направлением при решении данной задачи является использование универсальных аппроксиматоров широкого класса многомерных нелинейных функций – адаптивных моделей нечеткого логического вывода [2]. Параметры адаптивной модели нечеткого вывода настраиваются путем их оптимизации в смысле некоторого критерия, формируемого по данным из обучающей выборки. Решение подобной задачи оптимизации представляет собой сложную задачу из-за большой размерности вектора параметров нечеткой модели. Для ее решения предлагается использование искусственных иммунных систем (ИИС), позволяющих эффективно решать задачу оптимизации в случае многоэкстремальности целевой функции [3].

Постановка задачи.

В данной работе ставится задача исследовать возможность применения адаптивных нечетких моделей, настраиваемых с помощью ИИС, для идентификации нелинейных объектов и проверить эффективность данных моделей на тестовой функции.

Адаптивная нечеткая модель представляется в виде системы нечеткого вывода, база данных и база правил которой настраиваются с использованием иммунных алгоритмов, основанных на принципах клонального отбора и сетевого взаимодействия.

Для тестовой функции формируется обучающая выборка, на основании которой нелинейная функция восстанавливается с помощью адаптивной нечеткой модели.

Описание адаптивной нечеткой модели идентификации нелинейных объектов

Под нечеткой моделью будем понимать модель статической или динамической системы, построение, использование и анализ которой базируется на положениях теории нечетких множеств и нечеткой логики [2]. Для построения нечеткой модели необходимо задать следующие основные компоненты: функции принадлежности (ФП); базу нечетких правил; алгоритм нечеткого вывода. Преимуществами нечетких моделей являются адекватное описание системы, информация о параметрах, входах, выходах и состояниях которой, является ненадежной, слабоформализованной, описанной на языке, близком к естественному, а также их универсальность, эффективность. Однако для нечетких моделей характерны и определенные недостатки, связанные с тем, что исходный набор нечетких правил формулируется экспертом и может оказаться неполным или противоречивым, а также присутствует

субъективность в выборе вида и параметров ФП в нечетких высказываниях правил. При этом отсутствует возможность автоматического приобретения знаний.

Для устранения данных недостатков в ряде работ предложено использовать адаптивные нечеткие модели [2, 4, 5]. Основой адаптивной четкой модели является база знаний, представляющая собой совокупность информации о множестве лингвистических переменных в виде соответствующих ФП и о множестве правил нечеткого вывода. База знаний формируется на основе информации из обучающей выборки $\{X_i, y_i\}, i = \overline{1, n}$. Структура адаптивной нечеткой модели идентификации нелинейных объектов приведена на рис.1.

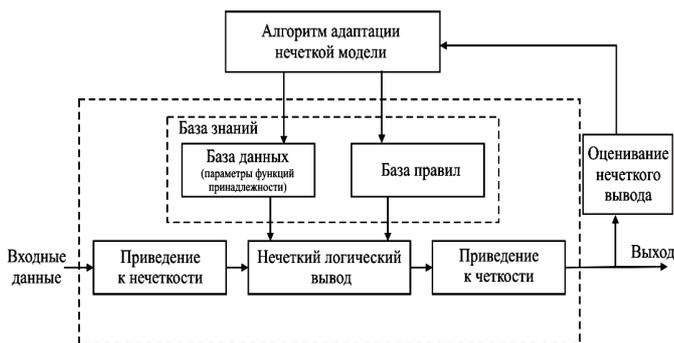


Рис.1. Структура адаптивной нечеткой модели

Представим адаптивную нечеткую модель в виде кортежа:

$$AFM = \langle \{X_i, y_i\}, RB, DB, I, G(RB), L(DB), \Phi \rangle, \quad (1)$$

где $\{X_i, y_i\}, i = \overline{1, n}$ обучающая выборка; RB – база правил; DB – база данных; I – механизм нечеткого логического вывода; $G(RB)$ – генерация и оптимизация базы правил; $L(DB)$ – генерация и оптимизация базы данных (параметров ФП); Φ – критерий качества идентификации.

В качестве базовой модели нечеткого вывода используется модель Такаги-Сугено первого порядка с правилами вида:

$$\begin{aligned} &IF \ x_1 \text{ is } A_1 \ \dots \text{AND} \dots \ x_n \text{ is } A_n \\ &THEN \ y = k_0 + k_1 x_1 + \dots + k_n x_n \end{aligned} \quad (2)$$

где A_i – это нечеткие переменные и соответствующие им ФП, построенные в пространстве входных $x_i, i = \overline{1, m}$ значений переменных, $k_j, (j = 0, \dots, m)$ – коэффициенты аргументов функции.

Используемые гауссовы ФП описываются формулой:

$$\mu(x) = \exp \left[- \left(\frac{x-c}{\sigma} \right)^2 \right], \quad (3)$$

где c – центр нечеткого множества; σ отвечает за крутизну функции.

В качестве критерия качества идентификации используется целевая функция:

$$\Phi(P) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n [F(X_j, P) - y_j]^2 \Rightarrow \min_P, \quad (4)$$

минимизирующая среднее квадратическое отклонение между фактическими значениями выходной переменной y_j и полученной на основе нечеткого прогноза точечной оценкой $F(X_j, P)$. Вектор P представляет собой вектор параметров нечеткой модели и его состав определяется исходя из выбранного алгоритма обучения.

Улучшение качества идентификации осуществляется путем настройки параметров нечеткой модели. Настройка нечеткой модели выполняется путем оптимизации параметров ФП и нечетких правил по данным из обучающей выборки.

Для решения задачи адаптации нечеткой модели предложены алгоритмы на основе ИИС.

Адаптивная нечеткая нейронная сеть

ИИС представляют собой адаптивные вычислительные системы, построенные на основе наблюдаемых свойств и принципов функционирования естественной иммунной системы, и применяются для решения задач в различных проблемных областях [3].

В [3] предложена обобщенная структура ИИС, представляемая в виде нескольких слоев (рис.2).

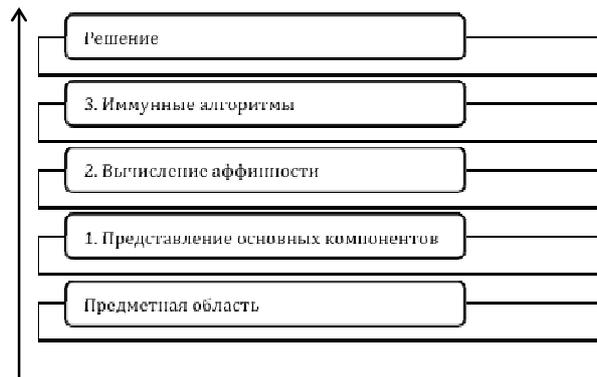


Рис.2. Структура ИИС

Основными слоями в структуре ИИС являются:

1. Представление основных компонентов системы – выбор пространства форм (вещественное, целочисленное, символьное и др). Основными структурными единицами ИИС являются антитела и антигены. При этом антиген представляет собой задачу, которую необходимо решить, а антитела – множество ее возможных решений.

2. Вычисление аффинности – характеристики, количественно описывающей силу взаимодействия антигена и антитела. Геометрически описать взаимодействие антител и антигенов позволяет понятие пространства формы, в котором аффинность представляет собой расстояние между антителом и антигеном (рис. 3). Антитела имеют область распознавания в пространстве формы, появление в которой антигенов может привести к иммунному ответу.

3. Иммунные алгоритмы, управляющие поведением системы. В данной работе будем рассматривать иммунные алгоритмы, основанные на принципе клонального отбора и сетевого взаимодействия.

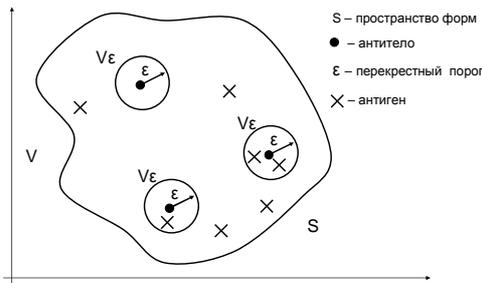


Рис.3. Взаимодействие антител и антигенов в пространстве формы

Клональный отбор [6, 7] представляет собой механизм, который обеспечивает выработку антител только одной специфичности и исключает все другие антитела. Предполагается, что единственное событие, от которого зависит отбор, – это реакция распознавания антигена антителом, которая стимулирует процессы размножения (клонирования) и дифференцировки антител; в результате образуются многочисленные клетки двух разновидностей: плазматические клетки, которые синтезируют новые антитела, и «клетки памяти», которые являются копиями исходных антител и отличаются большой продолжительностью жизни (рис.4).

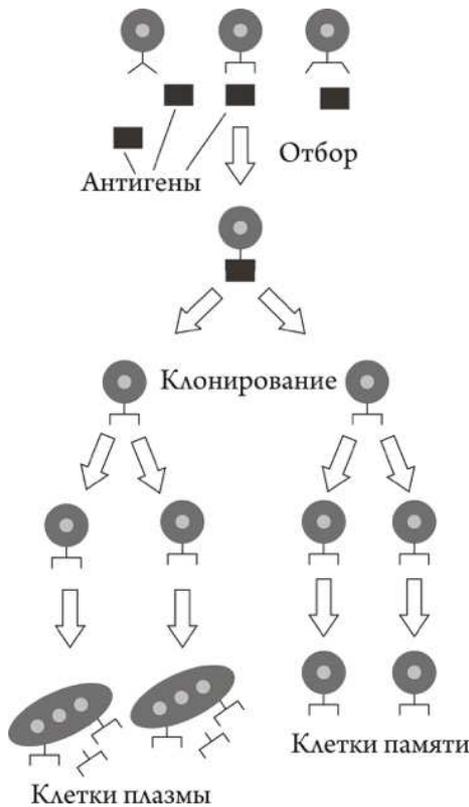


Рис.4. Принцип клонального отбора

Иммунная система также представляет собой регулируемую сеть антител, распознающих друг друга даже при отсутствии антигена. Данная гипотеза основана на предположении, что различные клоны антител друг от друга не изолированы, а поддерживают связь путем взаимодействий между своими рецепторами. Следовательно, распознавание антигена осуществляется не единичным клоном антител, а на системном уровне, с участием различных клонов, взаимодействующих по типу реакций антиген-антитело как единая сеть (рис. 5). При

этом обеспечивается эффект супрессии (сжатия) антител, что имеет существенное значение при проектировании ИИС.

Рассмотренный подход к формированию структуры ИИС, а также иммунные алгоритмы, основанные на принципах клонального отбора и сетевого взаимодействия, будем использовать для решения задачи адаптации нечетких моделей [9].

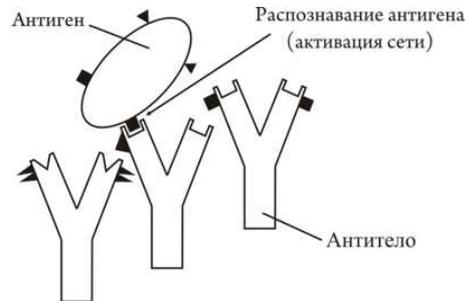


Рис.5. Сетевое взаимодействие в иммунной системе

Иммунный алгоритм структурной адаптации нечеткой модели

Целью структурной адаптации нечеткой модели является формирование базы правил нечеткого вывода путем последовательной идентификации наблюдений из обучающей выборки с использованием ИИС.

Антигены представляют собой примеры обучающей выборки. Антитела представляют собой правила базы знаний. Каждое антитело кодирует одно правило нечеткого вывода вида (2). Правила кодируются вещественными числами, представляющими собой индекс нечетких множеств входных переменных и коэффициенты нечетких правил:

$$Ab = \langle IFS_1, IFS_2, \dots, IFS_n, k_0, k_1, \dots, k_n \rangle,$$

где $IFS_1, IFS_2, \dots, IFS_n$ – индексы нечетких множеств для n входных переменных; k_0, k_1, \dots, k_n – коэффициенты нечетких правил.

Количество антител в популяции (правил в базе знаний) соответствует количеству примеров в обучающей выборке.

Аффинность антител популяции вычисляется по результатам нечеткого вывода в соответствии с (4).

В результате работы иммунного алгоритма, основанного на принципе клонального отбора, лучшие по популяции антитела формируют популяцию клеток памяти, которая представляет множество нечетких правил вида:

$$R_1: \text{IF } x_1 \text{ is } IFS_{11} \dots \text{AND} \dots x_n \text{ is } IFS_{1n} \text{ THEN } y = k_{10} + k_{11}x_1 + \dots + k_{1n}x_n;$$

$$R_2: \text{IF } x_1 \text{ is } IFS_{21} \dots \text{AND} \dots x_n \text{ is } IFS_{2n} \text{ THEN } y = k_{20} + k_{21}x_1 + \dots + k_{2n}x_n;$$

...

$$R_q: \text{IF } x_1 \text{ is } IFS_{q1} \dots \text{AND} \dots x_n \text{ is } IFS_{qn} \text{ THEN } y = k_{q0} + k_{q1}x_1 + \dots + k_{qn}x_n;$$

Для сокращения количества правил необходимо исключить избыточные и противоречивые правила. Данную задачу в предлагаемом иммунном алгоритме выполняет оператор супрессии, который обеспечивает

сжатие популяции клеток памяти в зависимости от значения аффинности антител относительно других антител популяции. Антитела, аффинность которых относительно других антител не превышает порог сжатия, удаляются из популяции клеток памяти, что приводит к уменьшению числа правил в базе знаний адаптивной системы нечеткого вывода.

Алгоритм структурной адаптации можно представить в виде следующей последовательности шагов:

1. Генерация начальной популяции антител Ab .
2. Цикл для каждого антигена Ag_i :
 - 2.1. В систему нечеткого вывода подставляются параметры ФП и правило вывода с коэффициентами, взятыми из антитела, вычисляется аффинность антител Ab к антигену Ag_i .
 - 2.2. Выбор n лучших антител для клонирования N раз.
 - 2.3. Клонирование, формирование популяции клонов C .
 - 2.4. Мутация популяции C , формирование популяции C^* .
 - 2.5. Вычисление аффинности популяции C^* к антигену Ag_i .
 - 2.6. Редактирование популяции антител Ab и заполнение популяции клеток памяти M .
 - 2.7. Супрессия антител внутри популяции Ab .
 - 2.8. Замена d худших антител новыми антителами в популяции антител Ab .
3. Проверка критерия останова. Если не достигнут – переход к шагу 2, в противном случае – переход к шагу 4.
4. Конец.

Результат – популяция клеток памяти M , которая представляет собой набор правил вывода с вычисленными коэффициентами нечетких правил.

Иммунный алгоритм параметрической адаптации нечеткой модели

Параметрическая адаптация представляет собой процедуру оптимизации значений параметров ФП. Целью параметрической адаптации является поиск такой модели, с таким набором параметров, для которой качество идентификации будет наилучшим.

В задаче параметрической адаптации нечетких моделей в роли антигена выступает обучающая выборка. Антитела представляют собой параметры ФП вида (3) для входных переменных. При этом каждое антитело кодирует все множество параметров ФП. Антитело представляет собой строку фиксированной длины: $Ab = \langle c_{11}, \dots, c_{1m}, \dots, c_{n1}, \dots, c_{nm}, \sigma_{11}, \dots, \sigma_{1m}, \dots, \sigma_{n1}, \dots, \sigma_{nm} \rangle$ где c_{ij}, σ_{ij} , $i = \overline{1, n}$; $j = \overline{1, m}$ – параметры гауссовых ФП вида (3) для n входных переменных, каждая из которых имеет m термов. Исходный вектор параметров ФП генерируется случайным образом. Используется вещественное кодирование антител, что позволяет повысить точность найденных решений.

На вход адаптивной системы нечеткого вывода подается множество значений входных переменных из обучающей выборки. На основании параметров ФП,

взятых из антител, и сгенерированной на этапе структурной адаптации базы правил, выполняется нечеткий вывод. По результатам нечеткого вывода вычисляется аффинность каждого антитела со всеми антигенами популяции в соответствии с (4). Поиск минимума функции (4) ведется в допустимом множестве изменения входных переменных:

$$x_i : x_i^{\min} \leq x_i \leq x_i^{\max}, \quad i = \overline{1, n}.$$

Работа иммунного алгоритма прекращается при достижении критерия останова. База данных адаптивной нечеткой системы формируется по лучшему антителу популяции.

Алгоритм параметрической адаптации можно представить в виде следующей последовательности шагов:

1. Генерация начальной популяции антител Ab .
2. Цикл для каждого антитела Ab_i :
 - 2.1 В систему нечеткого вывода с базой нечетких правил, полученных на этапе структурной адаптации, подставляются параметры ФП из антитела Ab_i , вычисляется аффинность антитела к популяции антигенов Ag .
 - 2.2. Выбор n лучших антител для клонирования N раз.
 - 2.3. Клонирование, формирование популяции клонов C .
 - 2.4. Мутация популяции C , формирование популяции C^* .
 - 2.5. Вычисление аффинности популяции C^* к популяции антигенов Ag .
 - 2.6. Редактирование популяции антител.
 - 2.7. Замена d худших антител новыми антителами в популяции антител Ab .
3. Проверка критерия останова. Если не достигнут – переход к шагу 2, в противном случае – переход к шагу 4.
4. Конец.

Результат – антитело с лучшей аффинностью, содержащее параметры ФП.

Экспериментальные исследования

Для оценки эффективности предложенных алгоритмов были проведены эксперименты с использованием нелинейной функции:

$$y = 3(1 - x_1)^2 \exp(-x_1^2 - (x_2 + 1)^2) - 10 \left(\frac{x_1}{5} - x_1^3 - x_2^5 \right) \exp(-x_1^2 - x_2^2) - \frac{1}{3} \exp(-(x_1 + 1)^2 - x_2^2)$$

где $x_1, x_2 \in [-3, 3]$.

На подготовительном этапе формируется обучающая выборка вида: $(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, y^{(k)})$, $k = \overline{1, K}$, где $x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, y^{(k)}$ – значения входных переменных x_1, x_2 и выходной переменной y в k -ом примере; K – общее количество примеров в обучающей выборке.

Обучающая выборка для тестовой функции сформирована в соответствии с диапазоном входных переменных и составляет 121 пример.

На основании известных минимальных и максимальных значений каждой входной переменной

область определения этих переменных разбивается на отрезки, на каждом из которых задается гауссова ФП.

По данным из обучающей выборки тестовая функция восстанавливается с помощью адаптивной нечеткой модели, настраиваемой с помощью ИИС.

На этапе структурной адаптации формируется база правил нечеткого вывода, на основе которой выполняется параметрическая адаптация.

Параметры иммунных алгоритмов структурной и параметрической адаптации приведены в табл. 1.

Таблица 1

Параметр	Структ. адаптация	Параметр. адаптация
Размер популяции	121	15
Количество антител для клонирования	30	7
Минимальное количество клонов	5	5
Максимальное количество клонов	7	7
Максимальная вероятность мутации	0.3	0.3
Количество антител для редактирования	10	1
Коэффициент супрессии (порог сжатия сети)	0,001	-

В иммунных алгоритмах структурной и параметрической адаптации используется оператор пропорционального клонирования [5], который клонирует n антител пропорционально их аффинности:

$$N_c(Ab_i) = \begin{cases} Min_N_c, & \text{if } Aff(Ab_i) < Max_Aff * 0.3 \\ Max_N_c, & \text{if } Aff(Ab_i) < Max_Aff * 0.7 \\ Aff(Ab_i) / \beta, & \text{в остальных случаях} \end{cases} \quad (5)$$

где Min_N_c и Max_N_c – минимальное и максимальное количество клонов соответственно; $Aff(Ab_i)$ – значение аффинности антитела Ab_i ; Max_Aff – лучшее значение аффинности, полученное в текущем поколении; β – параметр, который может изменяться в процессе выполнения поколений.

Используется оператор обратно-пропорциональной мутации [5], согласно которому вероятность мутации обратно пропорциональна аффинности антитела:

$$p_m(Ab_i) = c * \frac{Aff(Ab_i) - Max_Aff}{Min_Aff - Max_Aff}$$

где c – максимальная вероятность мутации i -го клона; $Aff(Ab_i)$ – значение аффинности антитела Ab_i ; Max_Aff – лучшее значение аффинности, полученное в текущем поколении; Min_Aff – худшее значение аффинности, полученное в текущем поколении;

Оператор супрессии удаляет похожие антитела для того, чтобы избежать избыточности и поддерживать разнообразие в популяции.

Критерием останова является достижение заданного количества поколений работы алгоритма.

Эксперименты проводились с использованием разного количества лингвистических термов для каждой из двух входных переменных.

В табл. 2 приведены данные по среднеквадратическому отклонению по результатам 10 запусков алгоритма адаптации нечеткой модели.

Таблица 2

Количество лингвистических термов	Среднеквадратическое отклонение
3	0.69
5	0.082
7	0.05

Из табл. 2 видно, что использование большего количества ФП для каждой переменной позволяет повысить точность восстановления функции.

Восстановленная поверхность нелинейной функции и полученные ФП представлены на рис. 6.

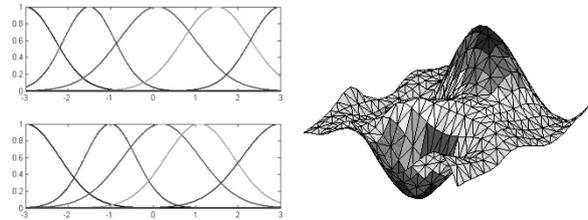


Рис.6. Настроенные ФП и восстановленная поверхность нелинейной функции

Выводы

В работе рассмотрено решение задачи идентификации нелинейных объектов с использованием адаптивной нечеткой модели, настраиваемой с помощью ИИС. Реализованы процедуры структурной и параметрической оптимизации на основе иммунных алгоритмов, использующих принципы клонального отбора и сетевого взаимодействия. Проведены экспериментальные исследования на нелинейной тестовой функции, которые показали эффективность применения искусственных иммунных систем для обучения адаптивных нечетких моделей идентификации нелинейных объектов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Цыпкин Я.З. Информационная теория идентификации / Я.З. Цыпкин // М.: Наука. Физматлит, 1995. — 336 с.
2. Борисов В.В. Нечеткие модели и сети / Борисов В.В., Круглов В.В., Федюлов Ф.С. // М.: Горячая линия. – Телеком, 2007. – 284 с.
3. Timmis J.I. Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach / J.I.Timmis, L.N. De Castro // Springer Verlag, Berlin – 2002.
4. P.A.D.Castro Learning and Optimization of Fuzzy Rule Base by means of Self Adaptive Genetic Algorithms / Castro P.A.D., Camargo H.A. // Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems.- Vol. 2. - pp. 1037-1042.
5. P.A.D.Castro Designing Ensembles of Fuzzy Classification Systems: An Immune-Inspired Approach / Castro P.A.D., Coelho G.P., Caetano M.F., Von Zuben F. J. // Proceedings of the 4th International Conference on Artificial Immune Systems (ICARIS). - Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, Berlin. - vol. 36277.- pp. 469-482. - 2005.
6. L.N. De Castro Learning and optimization using the clonal selection principle / De Castro, L., Von Zuben, F.J.// IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Special Issue on Artificial Immune Systems. – pp. 239-251. - 2002.
7. L.N. De Castro The Clonal Selection Algorithm with Engineering Applications / De Castro L. N., Von Zuben F. J.// In Proceedings of GECCO'00, Workshop on Artificial Immune Systems and Their Applications – pp. 36-37. - 2000.
8. L.N. De Castro aiNet: an artificial immune network for data analysis / De Castro L. N., Von Zuben F. J.// Data Mining: A Heuristic Approach, Chapter XII, USA: Idea Group Publishing. - pp.231-259. – 2001.
9. Кораблев Н.М. Адаптивные нечеткие модели идентификации нелинейных объектов на основе искусственных иммунных систем / Н.М.Кораблев, И.В.Сорокина // Бионика интеллекта.–2008.–№2(69).–С.125-131.