

УДК 004.89

Н.М. Кораблев, А.В. Легедина

Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков

РАСПОЗНАВАНИЕ СИМВОЛОВ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ КЛОНАЛЬНОЙ СЕЛЕКЦИИ

Для решения задачи распознавания символов в работе использована одна из моделей искусственных иммунных систем – модель клональной селекции, в которой усовершенствованы процедуры редактирования и сортировки популяции антител, что позволило повысить скорость обучения. Также сокращено время распознавания символов за счет перехода к вычислениям с фиксированной точкой. Приведены результаты экспериментальных исследований, показывающие эффективность предложенного подхода.

Ключевые слова: искусственная иммунная система, распознавание символов, клональная селекция, аффинность, антитело, антиген.

Введение

В последние годы наблюдается повышенный научный и практический интерес к методам интеллектуальной обработки информации. Одной из актуальных задач в этой сфере является задача распознавания образов – отнесение некоторого объекта, заданного набором признаков, к классу (образу) подобных объектов. Составной частью задачи распознавания образов является задача распознавания символов, которая может быть решена различными методами, как классическими [1, 2], так и на основе методов интеллектуальной обработки информации [3].

Классические методы многомерной статистики [1], используемые в подобных задачах, основаны на определенных предположениях о структуре исходных данных и, как следствие, попытки их применения приводили к высоким процентам ошибок при условии несоответствия обучающих наборов этим предположениям.

Среди парадигм искусственного интеллекта, таких как искусственные нейронные сети, генетические алгоритмы и др., позволяющих автоматизировать процессы распознавания символов, в последнее время активно используются искусственные иммунные системы (ИИС) [4], которые характеризуются высоким уровнем адаптивности, обладают способностью к обобщению и самообучению, имеют распределенный характер вычислений.

Отличительной чертой ИИС и их преимуществ перед другими подходами, является их способность избегать локальные минимумы, что обусловлено действием операторов редактирования, сортировки и мутации [5]. Основные свойства, подчеркивающие преимущества ИИС перед нейронными сетями, – это распределенность и самоорганизация.

В качестве системы распознавания символов ИИС является перспективной, поскольку одна из основных задач биологической иммунной системы –

разделение объектов на классы, а именно на «свои» (self) и «чужие» (non-self) клетки. При этом существует возможность обучения с помощью экземпляров только одного класса. Используя иммунную память, иммунная система поддерживает идеальный баланс между экономией ресурсов и выполнением своих задач за счет сохранения минимально необходимых знаний, получаемых в процессе обучения. Поскольку формирование иммунного ответа всегда происходит случайным образом, детектор может определять инородные тела даже в тех случаях, когда не существует явных представлений об их структуре [4].

Среди основных моделей ИИС выделяют модель иммунной сети, модель клональной селекции и модель отрицательного отбора, каждая из которых имеет свои преимущества и недостатки [4, 9 – 11].

Модель иммунной сети [4] дает возможность распознавания структуры данных за счет адаптации топологии сети, возможность очистки и сжатия данных. Однако эта модель требует большого количества параметров управления, обладает высокой зависимостью производительности от способов реализации иммунных операторов и стратегий поиска решений. При использовании модели иммунной сети отсутствуют гарантии получения оптимального решения за приемлемое время, вследствие использования механизмов случайности при генерации новых решений [4].

Модель отрицательного отбора [4] дает возможность с большой вероятностью обнаруживать изменения в исходном наборе данных с помощью небольшого набора детекторов, а также возможность получения работоспособных решений за короткое время. Недостатки модели заключаются в трудности определения четкой границы между «своими» и «чужими» клетками, в частой необходимости большого количества детекторов для обеспечения лучшего охвата (уровень детекции) [4].

Модель клональної селекції [4] забезпечує наявність розвинутих механізмів підтримки різноманітності векторів рішень в популяції; наявність механізмів одночасного локального і глобального пошуку. Одним із суттєвих недоліків моделі клональної селекції є велике кількість витрачаємого часу на процес розпізнавання, що в великій ступені залежить від процесу редагування і сортування популяції антител [4].

На основі проведеного аналізу основних моделей ІИС для розпізнавання символів була вибрана модель клональної селекції, яка володіє найкращими якостями для рішення поставленої задачі. А саме, можливість дослідження неопределеної і неточної інформації, можливість роботи з нелінійністю, можливість коректування результатів [4]. Для покращення роботи моделі клональної селекції в роботі був запропонований підхід, який дозволяє підвищити швидкість навчання і розпізнавання символів без зниження точності.

Постановка задачі розпізнавання символів

Нехай дано множество M об'єктів $\{\omega\}$, на якому існує розбиття на скінченне число підмножин (класів) $\Omega_k, k = \overline{1, m}$:

$$\bigcup_{k=1}^m \Omega_k = M. \quad (1)$$

Розбиття визначено не повністю – задано лише деякий набір інформації $I_0(\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_m)$ про класи $\Omega_k, k = \overline{1, m}$. Об'єкти задаються значеннями деяких ознак $x_j, j = \overline{1, N}$, (цей набір завжди один і той же для всіх об'єктів, розглядаємих при розв'язанні задачі). Сукупність значень ознак x_j визначає опис об'єкта $I(\omega) = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$.

Значення ознаки x_j є випадковою величиною з функцією розподілу $P(x_j)$. Опис об'єкта $I(\omega) = \{x_1(\omega), x_2(\omega), \dots, x_N(\omega)\}$ називається стандартним, якщо кожен $x_j(\omega)$ приймає значення з множини допустимих значень.

Інформація про входженні об'єкта ω в якийсь клас представляється в формі інформаційного вектора $I(\omega) = \{I_1(\omega), I_2(\omega), \dots, I_m(\omega)\}$, де $I_k(\omega)$ несе інформацію про належність об'єкта ω до класу Ω_k :

$$I_k(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega \in \Omega_k, \\ 0, & \omega \notin \Omega_k. \end{cases} \quad (2)$$

Задача розпізнавання символів складається в тому, щоб для даного об'єкта ω і набору класів

$\Omega_k, k = \overline{1, m}$ по навчаючій інформації $I_0(\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_m)$ і опису $I(\omega)$ віднести вихідні дані до певного класу з допомогою виділення суттєвих ознак

$$P(\omega \in \Omega_k), k = \overline{1, m}. \quad (3)$$

В ІИС антитела і антигени мають формальне представлення в формі векторів координат (атрибутов): $Ab = (Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_N)$ для антитела і $Ag = (Ag_1, Ag_2, \dots, Ag_N)$ для антигена [12]. Без втрати загальності допустимо, що дані вектори мають однаковий розмір. В цьому випадку під афінністю зв'язів антител між собою або антител з антигенами розуміється відстань між відповідними векторами атрибутів, яку виражає в формі скалярного неотрицательного значення: $P^N \times P^N \rightarrow Q^+$, визначає ступінь відповідності між векторами атрибутів [12]. Крім того, при використанні згаданої вище ступені подібності форм, отримується, що чим менше відстань між індивідуумами, тим вище їх афінність між собою.

Основною метою даної роботи є збільшення швидкості навчання і розпізнавання символів при використанні методу клональної селекції.

Етапи розпізнавання символів на основі ІИС

Моделі ІИС в процесі розпізнавання символів використовують правила сопоставлення R . Так, $dR x_j$ визначає афінність між детектором d і сукупністю значень ознак x_j , [1]. В процесі роботи модель ІИС формує так звану імунну пам'ять – набір детекторів, здатних правильно розпізнавати: $D = \{d_1, d_2, \dots, d_s\}$, де s – кількість детекторів в імунній пам'яті.

Розв'язання задачі розпізнавання символів на основі ІИС відбувається в три етапи [3, 6, 7]. В першу чергу необхідно визначити спосіб опису структури досліджуваного об'єкта – з допомогою вектора вещественних чисел або рядком скінченного алфавіта [7, 8]. Якщо з допомогою детекторів першого виду можна задавати тільки численні значення ознак в багатовимірному просторі, то рядкові детектори призначені для представлення бітових рядків, бінарних даних і т.д. Числові детектори характеризуються координатами центру детектора в просторі ознак і радіусом детектора. Детектор відповідає антигену, якщо міра відстані від центру детектора до антигена менше його радіуса. Ідея використання змінюваних детекторів полягає в тому, що детектори можуть відрізнятися не тільки радіусом, але і

формой, а также другими параметрами. Это позволяет получать более точные решения. Проведенные в [4 – 11] исследования показали эффективность многослойных детекторов, осуществляющих как положительный, так и различные виды отрицательного отбора. Точность работы модели в таком случае повышается, поскольку клетка распознается не одним детектором, а логическим выражением, описывающим реакцию нескольких детекторов на антиген.

Следующим этапом является определение меры для оценки подобия (аффинности) двух объектов. В качестве данной меры могут использоваться различные метрики. В случае вектора вещественных чисел аффинность элементов можно измерить, используя Евклидово расстояние или расстояние Манхэттена, для битовых строк мерой аффинности выступает расстояние Хемминга, гcb-метрика, метрика g-chunks и др. [4].

Завершающим этапом, после выбора модели ИИС, является непосредственно сам процесс распознавания символов.

Решение задач распознавания символов требует наличия эффективных средств автоматизации процесса распознавания, чтобы при построении и функционировании получаемых моделей обеспечить необходимую точность и скорость. Традиционно используемые методы синтеза моделей распознавания имеют недостатки, связанные с их необходимостью наличия в обучающей выборке экземпляров каждого класса в достаточном количестве, что не всегда можно обеспечить на практике, а также значительной продолжительностью процесса обучения моделей.

Усовершенствованная модель клональной селекции

Для решения задачи распознавания символов в работе предлагается усовершенствованная модель клональной селекции, которую формально можно представить следующим образом [3]:

$$\text{CLONAKG} = (P^l, G^k, L, k, N, \delta, \text{Aff}, I, \tau, \text{Ag}, \text{Ab}, \text{Sel}, \text{Cl}, \text{Mut}, n_c, h),$$

где P^l – пространство поиска; G^k – изображение пространства; L – длина вектора атрибутов (размерность пространства поиска); k – длина рецептора антитела; N – размер популяции антител; δ – функция экспрессии; Aff – функция аффинности; I – функция инициализации начальной популяции антител; τ – условие завершения работы модели; Ag – популяция антигенов; Ab – популяция антител; Sel – оператор селекции; Cl – оператор клонирования; Mut – оператор мутации; n_c – количество лучших антител, отбираемых для клонирования; h –

количество худших антител, подлежащих замене новыми.

В задаче обучения в роли антигена выступает обучающая выборка; в роли антител – выборка случайно сгенерированных точек. Антитело представляет собой строку фиксированной длины

$$\text{Ab}_i = \langle x_1 \cdot x_i \cdot x_n, y_1 \cdot y_i \cdot y_n \rangle,$$

где $x_1 \cdot x_i \cdot x_n, y_1 \cdot y_i \cdot y_n, i = \overline{1, n}$, – совокупность значений признаков (в частности, координаты i -й точки из популяции размером n антител, каждая из которых кодируется m разрядами).

На вход системы обучения подается множество значений признаков из обучающей выборки и случайным образом генерируется популяция антител. Для обучения распознаванию символов строится целевая функция – функция аффинности

$$\text{Aff} = \frac{1}{1+d}, \quad (4)$$

где d – евклидово расстояние:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}. \quad (5)$$

Вычисляется аффинность (4) каждого антигена со всеми антителами популяции, причем вычисления осуществляются с фиксированной точкой. Антитела с лучшей аффинностью подвергаются клонированию и мутации. Происходит сортировка антител соответственно значению их аффинности. Антитела с худшим значением аффинности удаляются из популяции и заменяются новыми. Работа иммунного алгоритма прекращается при достижении критерия останова.

Формально предлагаемый алгоритм можно представить в следующем виде:

$$\text{Alg} = (Pr^l, L, \text{Ab}, N, \text{Ag}, M, \text{Op}, n_c, N_c, h, \text{Aff}, \text{gen}, t, \text{Sort}), \quad (6)$$

где M – размер популяции антигенов; Op – множество используемых иммунных операторов вида $\text{Op} = \{\text{Clone}, \text{Mutate}, \text{Edit}\}$; N_c – количество клонов одного антитела; h – количество антител с худшей аффинностью, подлежащие замене при редактировании популяции антител; gen – поколение работы иммунного алгоритма; t – критерий окончания работы алгоритма, $\text{Sort} = \{\text{for} | \text{comp}\}$ – функция сортировки.

В предложенном алгоритме усовершенствованная процедура сортировки антител за счет выполнения её в диапазоне [первый, последний] в порядке возрастания.

Диапазон используемых элементов содержит все элементы между первым и последним, в том числе первый элемент учитывается, а последний – нет.

Алгоритм обучения распознаванию символов:

1. Генерация начальной популяции антител Ab .

2. Цикл для каждого антигена Ag_i :

2.1. Вычисляется аффинность антигена к популяции антител Ab .

2.2. Сортировка антител в зависимости от их аффинности. Сортировка $Sort$ выполняется в диапазоне [первый, последний) в порядке возрастания. Элементы сравниваются с помощью оператора for (оператор организации цикла).

2.3. Выбор n_c лучших антител для клонирования N_c раз.

2.4. Клонирование, формирование популяции клонов C .

2.5. Мутация популяции C , формирование популяции C^* .

2.6. Вычисление аффинности популяции C^* к Ag_i . На данном этапе алгоритма увеличено его быстродействие за счет перехода к вычислениям с фиксированной точкой (хранится реальная аффинность, умноженная на 10).

2.6. Сортировка антител. $Sort$ выполняется в диапазоне [первый, последний) в порядке возрастания. Элементы сравниваются с помощью оператора $comp$ (бинарная функция, которая принимает два элемента (антитела) в диапазоне в качестве аргументов), и возвращает значение, обратимое в $bool$ (переменная этого типа может иметь значения $true$ или $false$). Возвращенное значение указывает, когда элемент передается в качестве первого аргумента, и считается идущим перед вторым в строгом конкретном порядке.

2.7. Редактирование популяции антител. Замена h 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 – отнесение исходных данных к определенному классу с помощью выделения существенных признаков в соответствии с (3).

После обучения системы распознаванию символов (получение статистики распределения частот признаков по классам) становится возможным определить для каждого признака его ценность для решения поставленной задачи. После этого наименее ценные признаки могут быть удалены из системы признаков. Затем система распознавания должна быть обучена заново, так как в результате удаления некоторых признаков статистика распределения оставшихся признаков по классам изменяется. Этот процесс может повторяться, т.е. быть итерационным.

Процесс распознавания происходит следующим образом. Идентифицируются объекты распознаваемой выборки. Распознаваемая выборка формируется аналогично обучающей, но не содержит информации о принадлежности объектов к классам, так как именно это и определяется в процессе распознавания. Результатом распознавания каждого объекта является распределение или список всех классов распознавания в порядке убывания степени сходства распознаваемого объекта с ними.

Предлагаемый метод позволяет повысить скорость обучения благодаря тому, что во время процедуры обучения усовершенствована процедура редактирования и сортировки популяции антител, также увеличена скорость распознавания символов, образов без снижения точности, за счет перехода к вычислениям с фиксированной точкой.

Экспериментальные исследования

Для проведения экспериментальных исследований было создано приложение, демонстрирующее работу предложенного подхода для решения задачи распознавания символов, в качестве которых использованы цифры от 0 до 9. В задаче обучения распознаванию в роли антигена выступает целевое изображение; в роли антител – выборка случайно сгенерированных точек. Для проверки работы приложения были проведены следующие эксперименты. Системе на первом этапе работы предлагалось распознать один из выбранных символов «1», «2», «3», «4», «5», «6», «7», «8», «9», «0» в формате $.bmp$ с разрешением 50×50 dpi, на основе предложенного подхода.

На рис. 1 – 8 представлены результаты распознавания цифры 8.

Распознавание не искаженных символов выполнилось с вероятностью 95–98% (рис. 1), зашумленных – 76–80% (рис. 2), символов с разрывами – 77–81% (рис. 3), сильно искаженных рукописных символов – 61–69% (рис. 4).

На втором этапе работы приложения происходило дообучение системы. А именно, системе указали класс выбранного изображения символа. После дообучения система намного качественней выполняла функцию распознавания и классификации символов. На втором этапе распознавание не искаженных символов выполнилось со 100% идентификацией (рис. 5), зашумленных – 96–99% (рис. 6), символов с разрывами – 93–95% (рис. 7), сильно искаженных рукописных символов – 85–87% (рис. 8).

Также были проведены эксперименты по оценке быстродействия предложенного подхода и классического метода клональной селекции на ПК с различными техническими характеристиками. Результаты представлены в табл. 1.

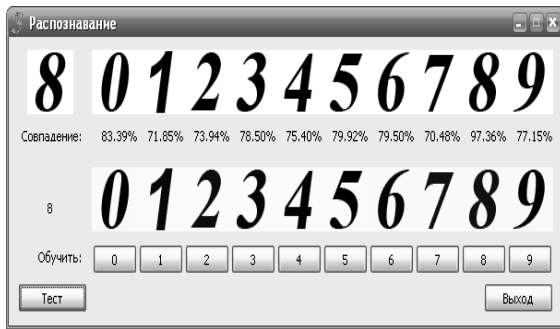


Рис. 1. Результаты первого эксперимента

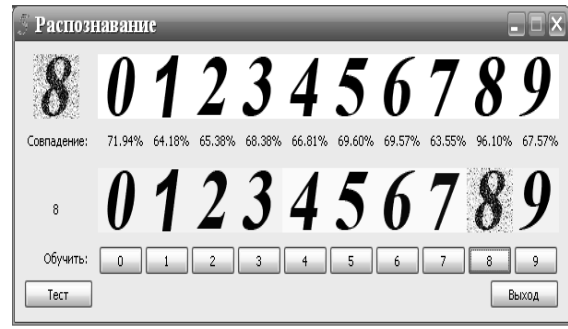


Рис. 6. Результаты шестого эксперимента

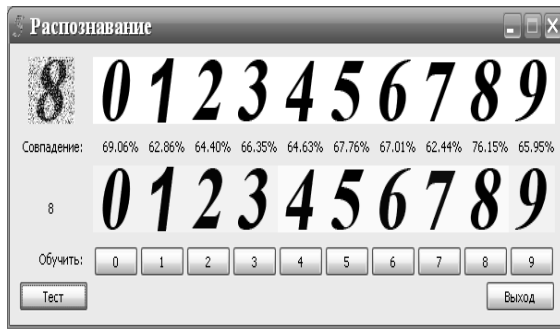


Рис. 2. Результаты второго эксперимента

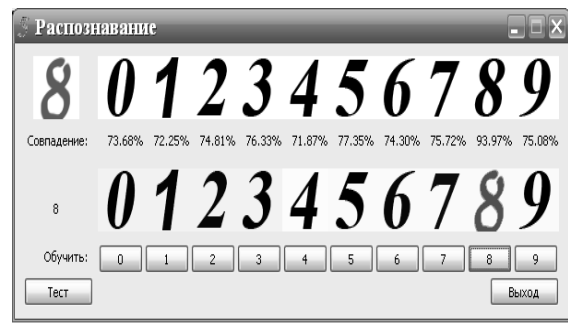


Рис. 7. Результаты седьмого эксперимента

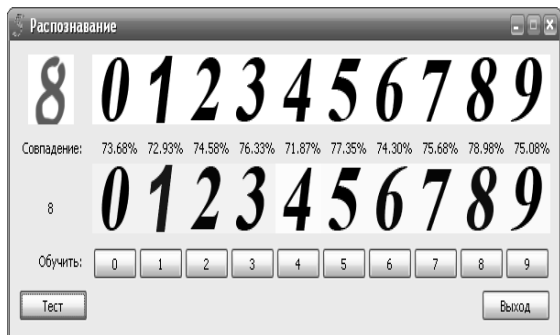


Рис. 3. Результаты третьего эксперимента

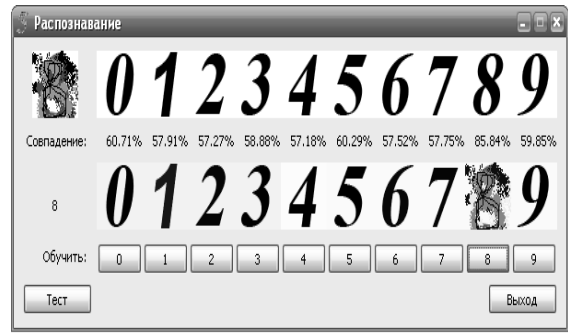


Рис. 8. Результаты восьмого эксперимента

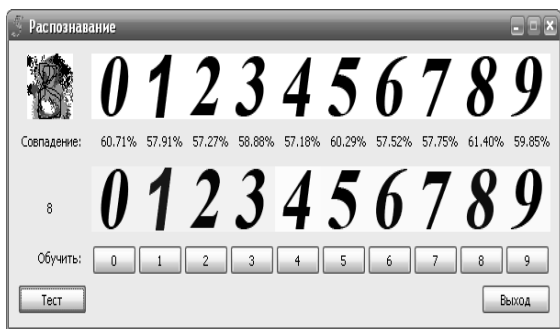


Рис. 4. Результаты четвертого эксперимента

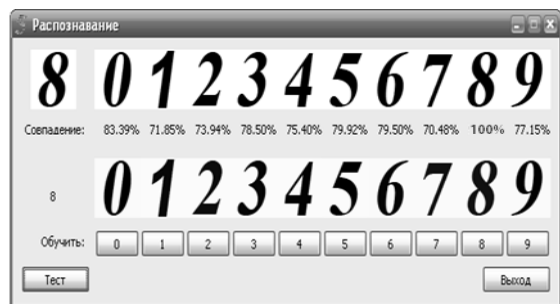


Рис. 5. Результаты пятого эксперимента

Таблица 1

Результаты тестирования быстродействия

Технические характеристики ПК	Предложенный подход	Метод клональной селекции
Время обучения, сек		
Dual-Core, E2180, 2.4 GHz	4.078	94.078
Core 2 Duo, T8300, 2.4 GHz	4.078	80.045
Core i5, 2400, 3.1 GHz	1.478	54.011

Как видно из результатов, представленных в табл. 1, предложенный алгоритм показал значительное увеличение скорости обучения распознаванию символов по сравнению с классическим методом клональной селекции.

В среднем время обучения при использовании усовершенствованного метода клональной селекции

составило 3.211 секунды, а при использовании классического – 76.045 секунды, то есть у предложенного подхода скорость обучения распознаванию символов в среднем в 20 раз больше скорости стандартного метода клональной селекции.

Выводы

В работе рассмотрено решение актуальной задачи распознавания символов на основе искусственных иммунных систем.

Был проведен анализ классических моделей ИИС и отмечены их преимущества и недостатки. На основании результатов сравнительного анализа была выделена модель ИИС с наибольшим количеством достоинств, а именно модель клональной селекции. Была улучшена модель клональной селекции благодаря предложенному подходу, позволившему повысить скорость обучения и распознавания символов без снижения точности, за счет усовершенствования процедуры редактирования и сортировки популяции антител, а также за счет перехода к вычислениям с фиксированной точкой.

Усовершенствованная модель клональной селекции показала свою эффективность в процессе ее экспериментального исследования. А именно, предложенный в работе подход в среднем в 20 раз быстрее обучается и распознает символы, чем классическая модель клональной селекции.

Список литературы

1. Боровков А.А. Математическая статистика / А.А. Боровков. – Новосибирск: Наука, 1997. – 771 с.
2. Грузман И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах: учебное пособие / И.С. Грузман, В.С. Киричук, В.П. Косых, Г.И. Перетягин, А.А. Спектор. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. – 352 с.
3. Ту Дж. Принципы распознавания образов / Дж. Ту, Р. Гонсалес [превод с англ. И.Б. Гуревича под ред.

Ю.И. Журавлева]. – М.: Мир, 1978. – 414 с.

4. Dasgupta D. Artificial Immune Systems and Their Applications / D. Dasgupta. – Springer-Verlag, 1999. – 341 p.

5. Литвиненко В.И. Компенсация ошибок оператора в контуре управления следящей системы на основе синтезируемых вейвлет-сетей / В.И. Литвиненко, С.П. Четырин // ААЭКС. Информационно-управляющие комплексы и системы. – Херсон, 2007. – №2(20). – С. 112-123.

6. Tang Z. A New Class Based Associative Classification Algorithm / Z. Tang, Q. Liao // IAENG International Journal of Applied Mathematics. –1998. – 36:2, IJAM. – P. 136-141.

7. Muwang C. Application of Artificial Immune System Approach in MRI Classification / C. Muwang, C.T. Kuo, C.Y. Lin, G.H. Chang // EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. – 2008. – P. 208-212.

8. Gentile C. A New Approximate Maximal Margin Classification Algorithm / C. Gentile // Journal of Machine Learning Research. – 2001. – 2. – P. 213-242.

9. Watkin A. A New Classifier Based on Resource Limited Artificial Immune Systems / A. Watkins, L. Boggess // CEC '02. – 2002. – Vol. 02. – P. 146-151.

10. Zhang L. Applications of artificial immune systems in remote sensing image classification / L. Zhang, Y. Zhong, P. Li // International Journal of Remote Sensing. – 2007. – Vol. 28, issue 7. – P. 1665-1686.

11. Forrest S. Self-nonsel discrimination in a computer / S. Forrest, A.S. Perelson, L. Allen, R. Cherukuri // Research in Security and Privacy: Proceedings of IEEE Computer Society Symposium. – Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 1994. – P. 202-212.

12. Литвиненко В.И. Компьютерная система для решения задач классификации на основе модифицированных иммунных алгоритмов / В.И. Литвиненко, А.А. Дидык, Ю.А. Захарченко // ААЭКС., Информационно-управляющие комплексы и системы. – Херсон, 2008. – №2(22). – С. 66-73.

Поступила в редколлегию 17.06.2013

Рецензент: д-р техн. наук, проф. С.Г. Удовенко, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков.

РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ НА ОСНОВІ МОДЕЛІ КЛОНАЛЬНОЇ СЕЛЕКЦІЇ

М.М. Кораблев, О.В. Легедіна

Для вирішення задачі розпізнавання символів у роботі використана одна з моделей штучних імунних систем - модель клональної селекції, в якій удосконалено процедури редагування і сортування популяції антитіл, що дозволило підвищити швидкість навчання. Також скорочено час розпізнавання символів за рахунок переходу до обчислень з фіксованою крапкою. Наведено результати експериментальних досліджень, що показують ефективність запропонованого підходу.

Ключові слова: штучна імунна система, розпізнавання символів, клональна селекція, афінність, антитіло, антиген.

SYMBOL RECOGNITION BASED ON THE MODEL CLONAL SELECTION

N.M. Korablev, A.V. Legedina

To solve the problem of recognition of characters used in the work of one of the models of artificial immune systems - a model of clonal selection, which improved the editing process and sorting population of antibodies, thus improving the speed of learning. Also reduced the time character recognition by switching to a fixed-point calculations. The experimental results showing the effectiveness of the proposed approach.

Keywords: artificial immune system, recognition of characters, clonal selection, antibody, antigen.