

# Распознавание зрительных образов с использованием искусственной иммунной системы

Р.М. Михерский<sup>а</sup>

<sup>а</sup> Физико-технический институт Крымского федерального университета имени В.И. Вернадского, 295007, пр. академика Вернадского 4, Симферополь, Россия

---

## Аннотация

Разработана и программно реализована искусственная иммунная система, способная распознавать зрительные образы объектов в режиме реального времени с использованием Web-камеры. Экспериментально показано, что данная система может быть успешно применена для распознавания лиц людей и знаков дорожного движения. Рассмотрен вопрос о возможности практического использования искусственной иммунной системы в высокопроизводительных системах параллельных вычислений.

*Ключевые слова:* система искусственного интеллекта; искусственная иммунная система; распознавание зрительных образов

---

## 1. Введение

В последнее время задача распознавания зрительных образов стала одной из самых популярных. Были разработаны методы, позволяющие успешно распознавать дорожные знаки [1-8] и лица людей [9-15]. На практике для решения задач каждого из этих классов используются свои математические методы. Тем не менее, большой интерес представляет разработка универсальных методов подходящих для решения всех типов задач. Данному критерию в полной мере соответствуют системы искусственного интеллекта.

Искусственный интеллект является одной из наиболее развивающихся и перспективных технологий. Наиболее часто системы искусственного интеллекта строятся на основе нейронных сетей, однако для их построения иногда используются и другие методы, например, генетические алгоритмы. Одним из наиболее интересных подобных подходов являются искусственные иммунные системы. Искусственные иммунные системы – это автоматизированные вычислительные системы, основанные на принципах работы иммунной системы позвоночных. К сожалению, на настоящий момент, досконально эти принципы не изучены. Существует по крайней мере несколько теорий объясняющих и описывающих функционирование иммунной системы: клональный алгоритм отбора; негативный алгоритм отбора; дендритный алгоритм; иммунный сетевой алгоритм и т.д. Теоретические основы и практическое применение искусственных иммунных систем подробно исследованы в работах [16-20].

Целью данной работы явилось построение искусственной иммунной системы способной решать задачу распознавания зрительных образов.

## 2. Алгоритм работы искусственной иммунной системы

Для достижения поставленной цели был предложен алгоритм построения искусственной иммунной системы.

Предполагается, что на вход данной системы подаются последовательности вещественных чисел, называемые «антигенами». Антигены являются результатом обработки изображений исследуемых объектов, полученных с Web-камеры.

Антигены взаимодействуют с последовательностями вещественных чисел, называемых «антителами». Длина последовательности чисел каждого из антител совпадает с длиной последовательности чисел антигена. Каждое из вещественных чисел, входящих в последовательность вещественных чисел антигена или антитела, будем называть геном. Задачей системы является определение, к какому классу относится данный антиген. Для этого на первом этапе систему необходимо обучить. С этой целью создается два массива: массив антигенов, представляющий собой набор различных вариантов обрабатываемых данных относящихся к одному классу и массив антител, на начальном этапе каждое из антител представляет набор случайных чисел. В процессе обучения последовательности генов антигенов, для которых известно, к какому классу они относятся, поэлементно сравниваются с последовательностями генов антител. Обобщенной мерой характеризующей близость генного набора антигенов и антител, для искусственных иммунных систем, основанных на бинарном коде, чаще всего является расстояние Хэмминга. Вероятность взаимодействия обычно зависит от этого расстояния: чем оно меньше, тем выше вероятность взаимодействия. В данной работе гены являются вещественными числами, поэтому была предложена другая формула расчета вероятности  $P$  взаимодействия:

$$p = \frac{n_1}{n} \quad (1)$$

где,  $n_1$  - число генов антитела, которые имеют отличие от соответствующих генов антигена меньшее, чем наперед заданная точность (в реализованной программной системе эта точность была выбрана в 5%),  $n$  - число генов антитела.

В частности если все гены антигена и антитела совпадают, вероятность взаимодействия  $p = 1$ . Если же совпадают не все гены, то  $p < 1$ . В случае если между антигеном и антителом происходит взаимодействие, данный экземпляр антигена уничтожается, а антитела размножается. В рассматриваемой системе коэффициент размножения антител равнялся 2. Так же происходит уничтожение одного из антител отобранного по следующему правилу: уничтожаемое антитело ранее сравнивалось с антигеном, но с ним не провзаимодействовало, при этом вероятность  $p$  взаимодействия этого антитела с антигеном являлась наименьшей среди всех непровзаимодействовавших антител.

Таким образом, общее число антител в каждой группе остается неизменным (в реализованной программной системе число антител для каждого класса антигенов равнялось 2000).

В случае если взаимодействие не происходит, производится изменение всех генов антитела по формуле:

$$l_i = l_{0i} - (l_{0i} - v_i)s \quad (2)$$

где,  $l_i$  - значение  $i$ -го гена антитела после изменения,  $l_{0i}$  - значение  $i$ -го гена антитела до изменения,  $v_i$  - значение  $i$ -го гена антигена,  $s$  – константа значение которой меньше единицы (в реализованной программной системе  $s=0.02$ ).

Процесс происходит до тех пор, пока в массиве антигенов остается, хотя бы один элемент.

В случае если ни одного элемента в массиве не осталось, процесс обучения антител для распознавания антигенов данного класса можно считать законченным.

Аналогичным образом получаются массивы антител для всех классов антигенов, которые нужно распознавать.

Пусть теперь на вход системы подается антиген, о котором нет сведений, к какому классу он относится. На первом этапе проводится клонирование этого антигена для того что бы создать массив таких антигенов. Далее из каждого ранее полученного массива антител отбирается одинаковое их количество в новый массив. Антитела из этого нового массива взаимодействуют с антигенами до полного их уничтожения. На последнем этапе производится подсчет антител, и определяется, антитела какого класса размножились наиболее успешно. Соответственно, считается, что антиген принадлежал именно к этому классу.

Остановимся теперь на вопросе, каким образом изображение, полученное с помощью Web-камеры, можно преобразовать в генный набор антигена. Наиболее простым решение данной проблемы явилось бы непосредственное преобразование значений пикселей изображения в соответствующие гены антигена. Однако такой подход нельзя считать достаточно удачным. Действительно, наименьшее разрешение изображения, которое можно получить с Web-камеры, участвовавшей в эксперименте, составляет  $320 \times 240$ , что соответствует 76800 пикселям. Учитывая, так же что при использовании цветовой модели RGB каждому пикселю соответствует три числа, описывающих цвет пикселя, получим, что генный набор антигена должен состоять из 230400 чисел. Поэтому, с целью уменьшения вычислительных затрат, в работе был предложен метод преобразования изображения основанный на принципе работы глаза человека. Центральная часть изображения передается с максимальной четкостью – каждая составляющая цвета пикселя записывается в отдельный ген. По мере удаления от центра изображения, гены предоставляют собой средние значения составляющих цвета сначала по 4, потом по 16, 64, 256 и наконец по 1024 пикселям. В результате изображение представляется в виде антигена с 864 генами (по 288 гена на каждый цветовой канал RGB).

### 3. Экспериментальные результаты программной реализации искусственной иммунной системы

На основе вышеизложенного алгоритма была программно реализована искусственная иммунная система. Для ее реализации была использована интегрированная среда разработки Visual Studio 2015 и язык программирования C#. Тестирование данной программной системы осуществлялось на ноутбуке Dell Inspiron 5520 с встроенной Web-камерой. На данном ноутбуке был установлен процессор Intel Core i5-3210M CPU 2.50GHz, объем оперативной памяти 6 ГБ.

Разработанная программная система работает следующим образом. На экране компьютера отображается изображение, получаемое с Web-камеры. Объект, образ которого необходимо занести в иммунную систему, помещается в поле зрения камеры так, чтобы его изображение оказалось в центре отображаемой картинке. В имеющемся текстовое поле вносятся название объекта. Далее нажимается кнопка «Начать обучение». По истечению 15-20 секунд нажимается кнопка «Остановить обучение». Аналогичным образом заносятся образы и других объектов. Так как обучение новому образу не требует переобучения всей иммунной системы, оно может быть произведено в любой момент работы этой системы.

Распознавание образа объекта производится следующим образом: объект помещается в центр поля зрения Web-камеры и нажимается кнопка «Распознать». В итоге выводится таблица, в которой отображается название распознаваемого объекта, а так же информация о том, насколько другие объекты, записанные в иммунную систему, похожи на распознаваемый объект.

Было проведено три типа экспериментальных исследований. Все они проводились при естественном освещении, ни какие дополнительные источники света не применялись.

В первом исследовании для обучения системы использовались однотипные зрительные образы – лица различных людей в режиме реального времени. Система была обучена распознавать лица трех человек. Было проведено 200 экспериментов по распознаванию лиц. В ходе которых, люди в произвольном порядке позировали перед Web-камерой. При этом ни одной ошибки в распознавании лиц программной системой допущено не было. Таким образом, проведенный эксперимент показал, что данная программная система позволяет устойчиво производить распознавание, по крайней мере, лиц трех человек.

Следует отметить, что эту систему легко можно обучить одновременно, распознавать не только лица, но и любые другие образы, например, дорожные знаки, буквы алфавита, изображения животных и т.д.

Во втором исследовании для обучения системы использовались зрительные образы двух разных типов: лица людей и графические изображения знаков дорожного движения. В частности, проведено обучение системы распознаванию лиц двух человек и знаков дорожного движения: «Въезд запрещён», «Пешеходный переход». Было проведено 100 экспериментов. Ошибок в распознавании зрительных образов программной системой допущено не было.

В таблице 1 представлены экспериментальные зависимости среднего времени распознавания образа  $t$  и среднего времени распознавания образа  $t/k$  приходящегося на один образ, записанный в искусственную иммунную систему, от количества этих образов  $k$ .

**Таблица 1.** Среднее время распознавания образа и среднее время распознавания образа, приходящееся на один образ

$k$	$t, c$	$t/k, c$
2	0.769	0.385
3	1.210	0.403
4	1.573	0.393

Как видно из этой таблицы, при увеличении количества распознаваемых образов на единицу, среднее время распознавания увеличивается на 0.394 секунды.

Зависимость между числом распознаваемых образов и средним временем распознавания является практически линейной.

В третьем исследовании использовалась база изображений лиц Georgia Tech Face Database [21] подготовленная в 1999 году в Центре обработки сигналов и изображений Технологического университета Джорджии (США). База содержит 750 фронтальных изображений 50 человек. Каждый человек представлен серией из 15 изображений. При проведении съемки варьировались условия освещения, фоновые сцены, расстояние до фотографируемого человека. Изображения в базе цветные, с глубиной цвета 24 бита на пиксель, в формате JPEG. Размеры изображения — 640x480 пикселей.

Для проведения исследования были выбраны серии изображений пяти человек. При этом 5 изображений каждого человека использовалось для обучения системы. Оставшиеся 10 изображений – для тестирования правильности ее работы. Так как в системе не предусмотрена возможность обработки изображений представленных в виде файлов графических форматов, эксперимент проводился следующим образом: изображение человека выводилось на экран одного из компьютеров. Это изображение фиксировалось Web-камерой и обрабатывалось искусственной иммунной системой установленной на другом компьютере.

В таблице 2 представлена экспериментальная зависимость процента правильно идентифицированных изображений  $\frac{m_1}{m} \cdot 100\%$  от количества записанных в систему образов  $k$ . Где,  $m$  - общее число изображений лиц людей предъявляемых системе для распознавания,  $m_1$  - число изображений правильно идентифицированных системой.

**Таблица 2.** Общее число изображений лиц людей предъявляемых системе для распознавания и процент правильно идентифицированных изображений

$k$	$m$	$\frac{m_1}{m} \cdot 100\%$
2	20	100 %
3	30	100 %
4	40	92,5 %
5	50	78 %

Как видно из этой таблицы, качество распознавания изображений лиц двух или трех людей очень хорошее. При увеличении числа людей, образы которых записаны в систему, качество распознавания ухудшается.

#### 4. Реализация искусственной иммунной системы в высокопроизводительных системах параллельных вычислений

Рассмотрим теперь вопросы практического применения разработанной иммунной системы для распознавания образов, в частности лиц. Эта система должна удовлетворять целому ряду критериев, одним из которых является время распознавания образа. Предположим, что это время равно 10 секундам (это вполне адекватная оценка времени распознавания лиц, например, в системах разграничения доступа). Тогда, учитывая линейность зависимости времени распознавания образов от количества записанных в данной системе образов (см. таблицу 1), для ноутбука, на котором осуществлялось тестирование, это количество равно 25 образам. Такого количества образов явно не достаточно для практического применения.

Ситуация кардинальным образом изменится, если реализовать искусственную иммунную систему в высокопроизводительной системе параллельных вычислений. Действительно, так как взаимодействие каждого антитела и антигена абсолютно не зависит от взаимодействия других антител и антигенов, то эти взаимодействия легко можно организовать в виде отдельных потоков выполняемых параллельно.

Произведем приблизительную оценку роста производительности при использовании графических процессоров и технологии массивно-многопоточного программирования CUDA. Согласно [22] производительность процессора Intel Core i5-3210M CPU 2.50GHz составляет 40 гигафлопс. В соответствии с экспериментальными данными, полученными с помощью инструмента «Diagnostic Tools» входящего в состав интегрированной среды Visual Studio, на работу программной реализации искусственной иммунной системы тратилось в среднем 25% вычислительных ресурсов центрального процессора. Таким образом вычислительные затраты на работу данной программной реализации можно приближенно оценить в 10 гигафлопс.

Скорость вычисления двухпроцессорного графического ускорителя NVIDIA Tesla K80 составляет 2.91 терафлопс для чисел с плавающей запятой двойной точности [23]. Таким образом, параллельная реализация алгоритма искусственной иммунной системы на данном графическом ускорителе может привести к росту производительности в 291 раз (что соответствует увеличению числа запоминаемых системой образов с 25 до 7275). Такого числа запоминаемых зрительных образов вполне достаточно для создания системы разграничения доступа в крупной организации.

## 5. Заключение

В данной работе программно реализован алгоритм искусственной иммунной системы способной, с помощью Web-камеры, эффективно распознавать зрительные образы. Для малого числа образов (2-3 образа) вероятность их правильного распознавания приближается к 100 %. Вопрос о правильности распознавания большего числа образов остается открытым и требует дальнейших исследований. Следует отметить, что наиболее эффективная реализация искусственной иммунной системы может быть достигнута при использовании высокопроизводительных систем параллельных вычислений.

## Литература

- [1] Yakimov, P. Traffic Signs Detection and Tracking using Modified Hough Transform / Yakimov P. , Fursov V. // Proceedings of the 12th International Conference on Signal Processing and Multimedia Applications. – 2015. – P. 22-28. ISBN 978-989-758-118-2.
- [2] Фурсов, В.А. Локализация контуров объектов на изображениях при вариациях масштаба с использованием преобразования Хафа / С.А. Бибииков, В.А. Фурсов, П.Ю. Якимов // Компьютерная оптика. – 2013. – Т. 37, № 4. – С. 496-502.
- [3] Шахуро, В.И. Российская база изображений автодорожных знаков / В.И. Шахуро, А.С. Конушин // Компьютерная оптика. – 2016. – Т. 40, № 2. – С. 294-300. – DOI: 10.18287/2412-6179-2016-40-2-294-300.
- [4] Larsson, F. Using Fourier descriptors and spatial models for traffic sign recognition / F. Larsson, M. Felsberg // Image Analysis. – Berlin, Heidelberg: Springer, 2011. – P. 238-249.
- [5] Якимов, П.Ю. Предварительная обработка цифровых изображений в системах локализации и распознавания дорожных знаков // Компьютерная оптика. – 2013. – Т. 37, № 3. – С. 401-405.
- [6] Ruta, A. A New Approach for In-Vehicle Camera Traffic Sign Detection and Recognition / A. Ruta, Y. Li, F. Porikli, S. Watanabe, H. Kage, K. Sumi //
- [7] Chigorin, A. A system for large-scale automatic traffic sign recognition and mapping / A. Chigorin, A. Konushin // CMRT13 – City Models, Roads and Traffic 2013 (ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences). – 2013. – Vol. 3. – P. 13-17.
- [8] Лисицын, С.О. Распознавание дорожных знаков с помощью метода опорных векторов и гистограмм ориентированных градиентов / С.О. Лисицын, О.А. Байда // Компьютерная оптика. – 2012. – Т. 36, № 2 – С. 289-295.
- [9] Козин, Н.Е., Фурсов В.А. Построение классификаторов для распознавания лиц на основе показателей сопряженности // Компьютерная оптика. – 2005. – № 28. – С. 160-163.
- [10] Viola, P. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features / P. Viola, M. Jones // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2001. – Vol. 1. – P. 511-518.
- [11] Li, H. A convolutional neural network cascade for face detection / H. Li, Z. Lin, X. Shen, J. Brandt, G. Hua // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2015. – P. 5325-5334.
- [12] Dalal, N. Histograms of oriented gradients for human detection / N. Dalal, B. Triggs // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2005. – Vol. 1. – P. 886-893.
- [13] Сергеев, А.Е. Подавление ложноположительных обнаружений лиц в видеопотоках систем видеонаблюдения / А.Е. Сергеев, А.С. Конушин, В.С. Конушин // Компьютерная оптика. – 2016. – Т. 40, № 6. – С. 958-967. DOI: 10.18287/2412-6179-2016-40-6-958-967.
- [14] Акимов, А.В. Модели и алгоритмы искусственного размножения данных для обучения алгоритмов распознавания лиц методом Виолы–Джонса / А.В. Акимов, А.А. Сирота // Компьютерная оптика. – 2016. – Т. 40, № 6. – С. 911-918. – DOI: 10.18287/2412-6179-2016-40-6-911-918.
- [15] Рыбинцев, А.В. Последовательная половая и возрастная классификация людей по изображению лица на основе ранжированных локальных бинарных шаблонов / А.В. Рыбинцев, В.С. Конушин, А.С. Конушин // Компьютерная оптика. – 2015. – Т. 39, № 5. – С. 762-769. – DOI: 10.18287/0134-2452-2015-39-5-762-769.
- [16] Farmer, J.D. The immune system, adaptation, and machine learning / Farmer J.D., Packard N.H., Perelson A.S. // Physical D. – 1986. - Vol. 22. - P. 187-204.
- [17] Kephart, J.O. A biologically inspired immune system for computer / Kephart J.O. // In Artificial Life IV: Proceedings of the Fourth International Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems. – 1994. - p. 130 – 139.
- [19] Брюховецкий, А.А. Применение моделей искусственных иммунных систем для решения задач многомерной оптимизации/ Брюховецкий А.А., Скатков А.В. // Оптимізація виробничих процесів. – 2010. - № 7. - С. 119–122.
- [20] Dasgupta, D. Artificial Immune Systems and Their Applications/ Dasgupta, D. (Editor) // Springer-Verlag, Inc. Berlin. – 1999. - P. 306. ISBN 3-540-64390-7
- [21] Web Site [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://www.anejian.com/research/face\\_reco.htm](http://www.anejian.com/research/face_reco.htm) (13.03.2017).
- [22] Intel Corporation Web Site [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://www.intel.com/content/dam/support/us/en/documents/processors/corei5/sb/core\\_i5-3200\\_m.pdf](http://www.intel.com/content/dam/support/us/en/documents/processors/corei5/sb/core_i5-3200_m.pdf) (20.01.2017).
- [23] NVIDIA Corporation Web Site [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.nvidia.ru/object/tesla-k80-dual-gpu-accelerator-oct-14-2014-ru.html> (20.01.2017).