

приватными, вам нужно использовать платную версию, которая стартует от 14 долларов в месяц.

Skype является более универсальным решением, позволяет дополнять видеозвонки общением в письменном виде. Да и шифрование в Skype доступно во всех версиях.

Для учебных заведений при наличии необходимых ресурсов СДО Moodle и Google Meet будут более оптимальным вариантом, так как много возможностей облегчения и улучшения учебного процесса. В случае с СДО Zoom и Skype безопасность и качество работы требует доработок, чтобы звонки не могли посещать посторонние и картинки были более четкими.

Сравнительный анализ показывает, что все современные СДО удобны в использовании и определенные недостатки данных систем не уменьшают их востребованность и популярность. В любом случае, пандемия внесла свой неприятный, но косвенный вклад в образовательный процесс, ускорив процесс апробации и адаптации онлайн-обучения в подавляющем большинстве стран.

1. Батаев А. В. Обзор рынка систем дистанционного обучения в России и мире [Электронный ресурс] / А. В. Батаев // Молодой ученый. - 2015. - № 17. - С. 433-436. - Режим доступа: URL <https://moluch.ru/archive/97/21748/>
2. Карпов, А. С. Дистанционные образовательные технологии. Планирование и организация учебного процесса : учебно-методическое пособие / А. С. Карпов. — Саратов : Вузовское образование, 2015. — 67 с. — ISBN 2227-8397. — Текст : электронный // Электронно-библиотечная система IPR BOOKS : [сайт]. — URL: <http://www.iprbookshop.ru/33839.html>

Ананьев А.В.¹, Ананьева О.В.²

Исследование модификаций базового компьютерного алгоритма искусственной иммунной системы

¹*РХТУ им. Д.И. Менделеева
(Россия, Москва)*

²*Тюменский государственный медицинский университет
(Россия, Тюмень)*

doi: 10.18411/lj-03-2021-02

idsp: ljjournal-03-2021-02

Аннотация

В статье рассмотрены две модификации базового компьютерного алгоритма искусственной иммунной системы. Проведены параллельные вычисления и вычисление параметра количества клонов каждого антитела на этапе клональной селекции и значения его функции приспособленности. Приведены результаты измерений в разных режимах. Произведено сравнение сходимости и скорости вычисления компьютерного алгоритма в чистом виде и при включении модификаций. Даны рекомендации по применению модификаций и настройке стартовых параметров алгоритма.

Ключевые слова: искусственная иммунная система, АИИС, ИИС, алгоритмы, задачи минимизации, оптимизация, генетический алгоритм, Питон 3.8.

Abstract

The article considers two modifications of the basic algorithm of the artificial immune system – parallel calculations and calculation of the parameter of the number of clones of each antibody at the stage of clonal selection based on the value of its fitness function. The results of measurements in different modes are presented. The convergence and calculation

speed of the algorithm in its pure form and with the inclusion of modifications are compared. Recommendations on the use of modifications and setting the starting parameters of the algorithm are given.

Keywords: artificial immune system, AIS, algorithms, minimization problems, optimization, genetic algorithm, Python 3.8

Актуальность работы. Современная наука требует от математики и вычислительных машин всё более эффективных и менее затратных методов решения задач оптимизации, принятия решений при большом объеме входящих данных [4]. Алгоритм искусственной иммунной системы получил широкое применение в системах принятия решений и анализа данных в медицине и физике [3,5]. Поэтому снижение затрат машинного времени, энергоресурсов, а также увеличение сходимости данного алгоритма – актуальные задачи инженерии информационных систем [6].

Цель работы.

Изучение возможности увеличения скорости и улучшения алгоритма искусственной иммунной системы за счёт внедрения модификаций многопоточности вычислительных процессов на этапе клональной селекции и в части вычисления параметра количества клонов каждого антитела на этапе клональной селекции и основе значений функций приспособленности.

Задачи работы.

- Изучить влияние размерности целевой функции (на примере функции Стыбинского-Танга) на точность и скорость реализации алгоритма.
- Изучить эффективность модификаций
- Разработать рекомендации по применению и реализации алгоритма и его модификаций

Методы исследования. Для реализации алгоритма был разработан проект на языке Python 3.8 по принципам ООП на основе «Алгоритма работы искусственной иммунной системы»[1]. Замер временных затрат производился при помощи библиотеки cProfile.

Описание модификаций реализации алгоритма

Модификация №1 - модификация алгоритма, связанная с запуском процедуры клональной селекции в несколько параллельных потоков вычислений. Было замечено, что наибольшее влияние на время выполнения алгоритма оказывает клональная селекция, а в ней, в свою очередь процесс клонирования антител [7]. Нами было предложено запускать операцию клонального отбора отдельным потоком вычислений для каждого антитела. Для этого в базовый алгоритм были внесены изменения с использованием библиотеки Python для многопоточных операций multiprocessing.

Модификация № 2

В базовом алгоритме на этапе клональной селекции используется параметр `clone_rank`, индивидуальный для каждого антитела и зависящий от значения функции приспособленности антитела. Количество копий рассчитывается по формуле:

$$\text{Количество_копий} = \frac{\text{generationFitnessMax} - \text{antibodyFitness}}{\text{generationFitnessMax} - \text{generationFitnessMin}} * N\text{Generation}$$

Очевидно, что при различии функции приспособленности в пределах единицы нескольких «лидеров» антител при округлении имеют практически одинаковый параметр количества клонов.

Поэтому было предложено подвергнуть антитела сортировке и ранжированию от особей с минимальными значениями фитнес-функции, до особей с максимальным значением. При этом следовало бы учесть размерность задачи n . Согласно данной

модификации, первое в списке антитело в задаче одномерной оптимизации всегда получит 10 клонов, тогда как второе — уже 5, и так далее.

$$\text{Количество_копий} = \frac{10 \cdot n}{\text{cloneRank}}, \text{ где } n - \text{размерность задачи}$$

cloneRank – порядковое место антитела в упорядоченном ряду по функции приспособленности от меньшей к большей.

Таким образом, в модификации, как и в базовой версии, количество клонов напрямую зависит от значения функции приспособленности антигена. Но при этом дискриминация более сильная, и в то же время особи, далекие от экстремума могут гарантированно получить хотя бы одну копию. А с другой стороны, даже далекая от экстремума особь, если она находится на втором месте, например, получает самые выгодные преимущества перед остальными (кроме первой, естественно).

Изучение влияния размерности задачи на сходимость алгоритма и физическое время отработки программы при внедрении модификации №2.

Исследование проводилось в окружении: Windows 10, 64bit, Python 3.8.1, 8Mb Ram, Intel 5, 2400Mhz, 4cores, 4 threads. Количество запусков с каждым набором параметром: 1000, Диапазон поиска: $[-5 \dots +5]_1 \dots [-5; +5]_n$, Численность популяции: 100 особей, Целевая точность $\epsilon = 0.000001$, Порог аффинности: 5, Максимальное число популяций: 300, Размерность целевой функции: [1-6]. На рисунке 4 хорошо видно, что время выполнения алгоритма в базовом варианте стремительно растет с увеличением размерности задачи. При этом подъем кривой, отражающей работу модифицированного алгоритма достаточно пологий.

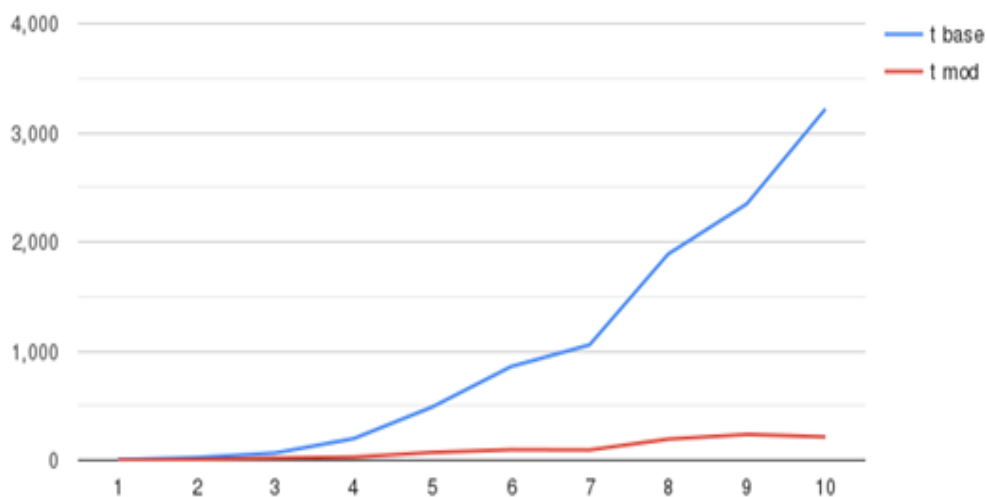


Рисунок 1- График зависимости физического (машинного) времени, необходимого для схождения алгоритма (*t base* -базового, *t mod* – модификации) от размерности задачи

Изучение влияния внедрения в программу функции многопоточности (модификация №1) вычислений при клональном отборе на физическое время выполнения алгоритма при разной численности начальной популяции.

Рисунок 2 показывает, что во всех случаях применение многопоточности (*t_base_multi*, *t_mod_multi*) увеличивает время выполнения задания (существенно снижает скорость отработки алгоритма).

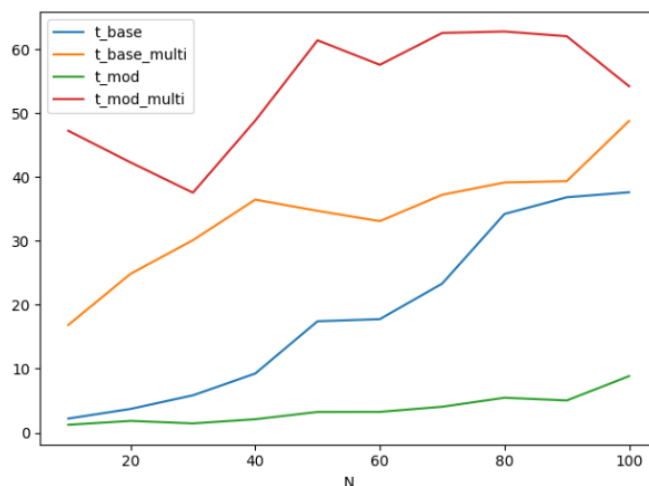


Рисунок 2 - Влияние многопоточности вычислений при клональном отборе

Выводы. Применение компьютерного моделирования в практической и теоретической медицине значительно повышает точность диагностики и лечения. При этом компьютерный алгоритм показал прекрасную сходимость 100% практически во всех опытах. При применении модификации №2 алгоритм ощутимо ускоряет свою работу, причем недостатков модификации не обнаружено. При применении модификации №2 с увеличением размерности задачи время отработки алгоритма растет в линейной прогрессии с пологим подъемом графика, что очень хорошо для решения многомерных задач.

В литературе также отмечены универсальность, масштабируемость и простота алгоритма[2]. При этом его в различных модификациях и вариациях широко используют для решения задач оптимизации, настройки параметров нейронных сетей [3]. Данный компьютерный алгоритм полезен при решении многомерных задач, так как при размерности более 5, большая часть современных алгоритмов теряют свою функциональность за-за резкого увеличения времени работы и числа требуемых итераций поиска. Нашел он применение в медицине, биологии, кибербезопасности.

С помощью ссылки можно перейти на ресурс, где приведена реализация алгоритма и модификаций на языке программирования Python 3.8 <https://repl.it/@AlieksandrAnan2/Immune-System#main.py>

1. Алгоритм работы искусственной иммунной системы. URL: <https://neuronus.com/theory/ais/36-algorithm-raboty-iskusstvennoj-immunnoj-sistemy.html>
2. Интеллектуальное принятие решений при лечении больных на основе искусственной иммунной системы. Астахова И.Ф., Захарова Е.С., Киселева Е.И. Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Физика. Математика. 2020. № 2. С. 36-42.
3. N. Bogard, J. Linder, A. B. Rosenberg, G. Seelig, A deep neural network for predicting and engineering alternative polyadenylation. Cell 178, 91–06.e23 (2019).
4. Alexandra Maslova, Ricardo N. Ramirez, Ke Ma, Hugo Schmutz, Chendi Wang, Curtis Fox, Bernard Ng, Christophe Benoist, Sara Mostafavi. Deep learning of immune cell differentiation. Proc Natl Acad Sci U S A. 2020 Oct 13;117(41)
5. Nasir Rashid, Javaid Iqbal, Fahad Mahmood, Anam Abid, Umar S Khan, Mohsin I Tiwana. Artificial Immune System-Negative Selection Classification Algorithm (NSCA) for Four Class Electroencephalogram (EEG) Signals. Front Hum Neurosci. 2018 Nov 20;12:439.
6. Fu X, Fu M, Li Q, Peng X, Lu J, Fang F, Chen M. Morphogo: An Automatic Bone Marrow Cell Classification System on Digital Images Analyzed by Artificial Intelligence. Acta Cytol. 2020;64(6):588-596.
7. Omer Adir Maria Poley Gal Chen Sahar Froim Nitzan Krinsky Jeny Shklover Janna Shainsky-Roitman Twan Lammers. Integrating Artificial Intelligence and Nanotechnology for Precision Cancer Medicine. Adv Mater. 2020 Apr;32(13):e1901989