

# ГИБРИДИЗАЦИЯ ИСКУССТВЕННЫХ ИММУННЫХ СИСТЕМ И ЭВОЛЮЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ

Буланова Н. С., аспирант кафедры компьютерных технологий университета ИТМО, [ninasbulanova@gmail.com](mailto:ninasbulanova@gmail.com)

Буздalова А. С., аспирант кафедры компьютерных технологий университета ИТМО, [abuzdalova@gmail.com](mailto:abuzdalova@gmail.com)

Буздalов М. В., к.т.н, доцент кафедры компьютерных технологий университета ИТМО, [mbuzdalov@gmail.com](mailto:mbuzdalov@gmail.com)

## Аннотация

Искусственные иммунные системы (Artificial Immune Systems) и эволюционные алгоритмы (Evolutionary Algorithms) имеют значительные различия в структуре оператора мутации, и поэтому, демонстрируют различное поведение во время процесса оптимизации. Известно, что алгоритмы искусственных иммунных систем более эффективны на начальном этапе оптимизации, в то время как эволюционные алгоритмы способны решить задачу в целом за меньшее число вычислений функции приспособленности. В данной работе представлен метод гибридизации, объединяющий достоинства этих двух групп алгоритмов, достаточно эффективный и на начальном этапе оптимизации, и в дальнейшем процессе.

## Введение

В процессе оптимизации различные алгоритмы демонстрируют различное поведение. Например, искусственные иммунные системы (AIS), эффективные на ранних этапах оптимизации, проигрывают в эффективности эволюционным алгоритмам (EA) в дальнейшем процессе [1]. В нашей статье представлена попытка создать алгоритм, сочетающий в себе преимущества этих двух групп алгоритмов. Он должен быть достаточно эффективным в начале и в течение всего процесса оптимизации.

Разработка и анализ методов, объединяющих различные операторы мутации в одном алгоритме, является активно развивающейся областью исследований. Например, в меметических алгоритмах используется сочетание эволюционных алгоритмов и алгоритмов локального поиска [2]. Выбор операторов локального поиска может быть произведен адаптивно из заданного набора операторов [3,4]. Так же стоит упомянуть гиперэвристики [5].

Преимущества различных алгоритмов могут быть объединены с помощью *гибридизации*. В работе [6] гибридизация используется для объедине-

ния операторов мутаций AIS и EA в одном алгоритме. В представленном подходе выбор между операторами мутации производится с постоянной вероятностью. Таким образом, этот подход не вносит коррективы в процесс оптимизации. Мы предлагаем метод гибридизации AIS и EA с использованием вероятностной функции переключения между операторами мутации, зависящей от значения функции приспособленности текущей особи.

В контексте объединения AIS и EA также следует упомянуть адаптивный алгоритм, предложенный в работе [1]. Этот подход основывается на особенностях конкретного алгоритма, называемого Somatic Contiguous Hypermutation, и используется как основа для сравнения гибридного алгоритма и идеального случая.

## Схема алгоритма

Все алгоритмы, рассматриваемые в данной работе, на каждом поколении работают с единственной особью и производят единственного потомка. Данная схема называется (1+1) Алгоритм [6]. (1+1) Гибридный алгоритм (см. Алгоритм 1) объединяет два оператора мутации (мутация 1 из Clonal Selection Algorithm (CLONALG), мутация 2 из Random Local Search (RLS)) и выбирает один из них в соответствии с вероятностной функцией, которая экспоненциально зависит от значения функции приспособленности текущей особи. Такой подход позволяет постепенно смещать приоритет в использовании одного оператора мутации в сторону другого в процессе оптимизации.

## Результаты

Среднее количество вычислений функции приспособленности, потребовавшееся для достижения оптимума задачи ONEMax представлено в таблице 1. Показаны результаты для алгоритмов RLS, CLONALG и гибридов с использованием экспоненциальной функции вероятности (CLONALG+RLS(exp)) и константной функции вероятности (CLONALG+RLS(const)) с вероятностью  $p = 0,5$ . Чем меньше значение в таблице, тем лучше соответствующий метод. В крайнем правом столбце представлено стандартное отклонение для каждого рассматриваемого алгоритма. Для проверки результатов на статистическую различимость был применен непарный критерий Уилкоксона для избранного уровня статистической значимости  $\alpha = 0,05$ . Для каждой возможной пары алгоритмов полученные p-value были меньше, чем  $2,5 \times 10^{-7}$ .

---

**Листинг 1 (1+1) Гибридный Алгоритм**

---

```
1: Ввод: функция приспособленности  $f$ 
2:  $x \leftarrow$  случайная битовая строка длины  $n$ 
3:  $v_0 \leftarrow f(x)/\max(f)$  нормализованное значение функции приспособленности начальной особи,  $\max(f)$  — верхняя граница функции приспособленности для рассматриваемой задачи
4: while (оптимум не найден) do
5:    $v \leftarrow f(x)/\max(f)$  нормализованное значение функции приспособленности текущей особи
6:   С вероятностью  $n^{(-v+v_0)}$ 
7:      $x' \leftarrow \text{Mutation1}(x)$  or
8:   С вероятностью  $1 - n^{(-v+v_0)}$ 
9:      $x' \leftarrow \text{Mutation2}(x)$ 
10:  if  $f(x') \geq f(x)$  then
11:     $x \leftarrow x'$ 
12: Вывод: число шагов, потребовавшееся для оптимизации  $f$ 
```

---

Таблица 1: Число вычислений функции приспособленности, потребовавшееся для оптимизации задачи ONEMax гибридами и алгоритмами CLONALG и RLS

Алгоритм	Число выч. ФП	Станд. откл.
RLS	$6.78 \times 10^3$	$1.30 \times 10^3$
CLONALG	$1.69 \times 10^4$	$3.42 \times 10^3$
CLONALG+RLS(const)	$9.50 \times 10^3$	$1.88 \times 10^3$
CLONALG+RLS(exp)	$6.91 \times 10^3$	$1.28 \times 10^3$

В целом, лучшая производительность наблюдается у алгоритма RLS. Тот факт, что производительность гибридного алгоритма немного хуже, чем RLS, может быть объяснен наблюдением, что даже в конце оптимизации вероятность выбора неэффективного оператора мутации мала, но все же больше нуля. График на рис. 1 иллюстрирует оптимизацию задачи ONEMax с помощью RLS, CLONALG и гибридов на протяжении 1000 вычислений функции приспособленности. Как мы видим, на интервале от 300 до 900 гибриды CLONALG+RLS(exp) является лучшим алгоритмом, и на всем процессе оптимизации он лучше, чем гибриды с константной вероятностной функцией.

Искусственные иммунные системы являются эффективными на ранних этапах оптимизации, но проигрывают эволюционным алгоритмам в дальнейшем процессе оптимизации [1]. Для того, чтобы проиллюстрировать, что

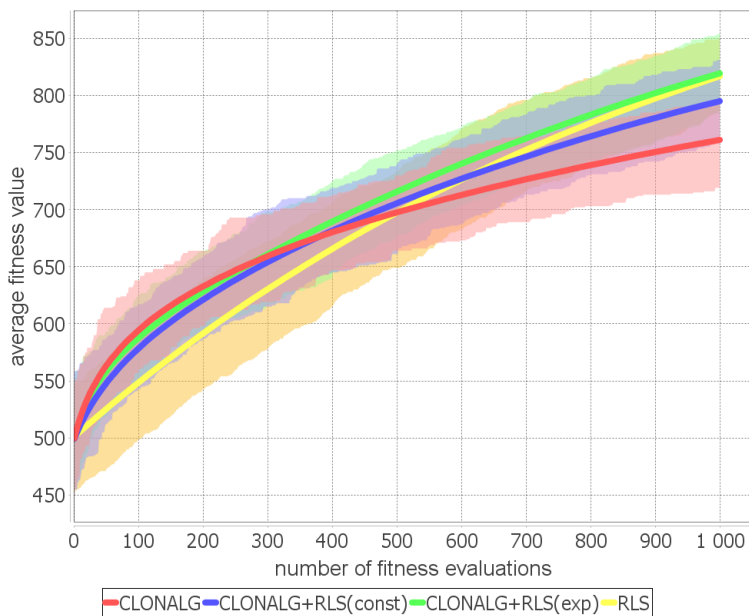


Рис. 1: Решение задачи ONEMAX с помощью CLONALG, RLS и гибридных алгоритмов

предложенный метод действительно ведет себя как алгоритм AIS в начале, а затем становится похож на EA, мы используем график дрефта (рис. 2). На этом графике представлено среднее увеличение текущего значения функции приспособленности во время решения задачи с помощью алгоритмов CLONALG, RLS и гибридного алгоритма CLONALG+RLS(exp).

## Заключение

В данной работе мы предложили в работе гибридного алгоритма выбирать операторы мутации в соответствии с вероятностной функцией, которая экспоненциально зависит от значения функции приспособленности текущей особи. Наблюдается, что мутация AIS эффективна только в небольшой период в начале оптимизации, а в дальнейшем вероятность выбрать мутацию AIS должна быть уменьшена очень быстро. Поэтому экспоненциальная функция вероятности показывает более высокую эффективность, чем константная функция вероятности. Предложенный метод достаточно эффективен при вычислениях с фиксированным бюджетом и чуть уступает алгоритму RLS

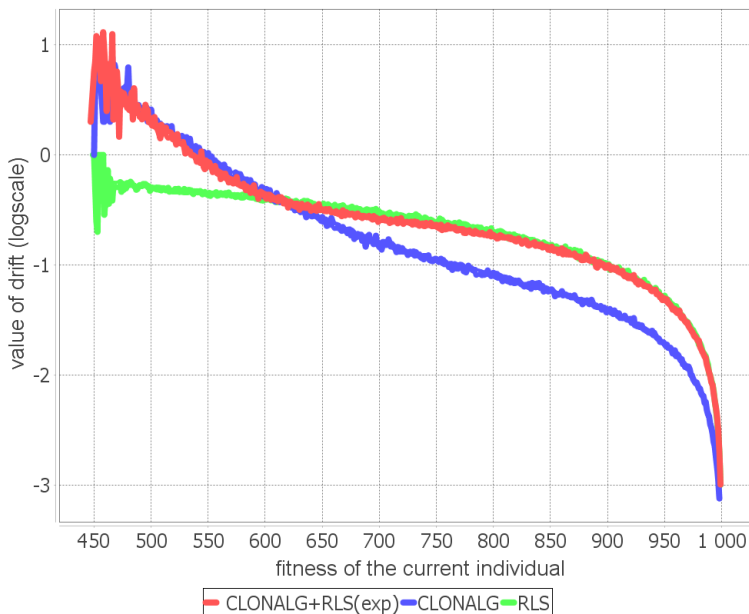


Рис. 2: Дрифт алгоритмов RLS, CLONALG и CLONALG+RLS(exp) на задаче ONEMax

в долгосрочной перспективе. Таким образом, предложенный подход гибридизации может быть использован в тех ситуациях, когда необходимо иметь возможность остановить процесс оптимизации в любой момент и получить достаточно хорошее решение.

## Литература

- [1] T. Jansen and C. Zarges. Reevaluating Immune-Inspired Hypermutations Using the Fixed Budget Perspective. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 18(5):674–688, 2014.
- [2] F. Neri, C. Cotta and P. Moscato. Handbook of Memetic Algorithms. *Studies in Computational Intelligence*, vol.379. Springer, 2012.
- [3] J. E. Smith. Self-adaptative and Coevolving Memetic Algorithms. *Handbook of Memetic Algorithms*, pages 167–188, 2012.

- [4] Yew-Soon Ong, Meng-Hiot Lim, N. Zhu and K. W. Wong. Classification of adaptive memetic algorithms: a comparative study. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 36(1):141–152, 2006.
- [5] E. K. Burke, M. Gendreau M. R. Hyde G. Kendall, G. Ochoa, E. Özcan and R. Qu. Hyper-heuristics: a survey of the state of the art. *JORS*, 64(12):1695–1724, 2013.
- [6] D. Corus, J. He, T. Jansen, P. S. Oliveto, D. Sudholt and C. Zarges On Easiest Functions for Somatic Contiguous Hypermutations And Standard Bit Mutations. In *Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference*, pages 1399–1406, 2015