

**Источник:** <https://cyberleninka.ru/article/v/ob-issledovanii-effektivnosti-standartnogo-geneticheskogo-algoritma>

УДК 519.6

## **ОБ ИССЛЕДОВАНИИ ЭФФЕКТИВНОСТИ СТАНДАРТНОГО ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА**

М. В. Гордиенко

Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М. Ф. Решетнева  
Российская Федерация, 660037, г. Красноярск, просп. им. газ. «Красноярский рабочий», 31 E-mail:  
Manamah24@yandex.ru

*Проведено исследование эффективности операторов стандартного генетического алгоритма на тестовых задачах оптимизации.*

*Ключевые слова:* генетический алгоритм, тестовые функции, задачи оптимизации.

## **ON INVESTIGATION OF STANDARD GENETIC ALGORITHM EFFECTIVENESS**

M. V. Gordienko

Reshetnev Siberian State Aerospace University 31, Krasnoyarsky Rabochy Av., Krasnoyarsk, 660037,  
Russian Federation E-mail: Manamah24@yandex.ru

*In this paper, the standard genetic algorithm's operators' effectiveness has investigated on the test optimization problems benchmark.*

*Keywords:* genetic algorithm, evolutionary algorithms, optimization.

Генетический алгоритм (ГА) – стохастический метод оптимизации, основанный на имитации естественного отбора. Решение в ГА представлено в виде бинарной строки, имитирующей набор генов в хромосоме. Классический ГА работает с конечным множеством решений, создавая новые путем использования «генетических» операторов скрещивания, мутации и селекции. Для описания ГА используются определения, заимствованные из генетики: ген, аллель, хромосома, генотип, фенотип, индивид, популяция. Особую роль в ГА играет функция пригодности (ФП). ФП отражает приспособленность индивида, т. е. качество предложенного им решения и определяет вероятность того, что индивид оставит потомка. ГА продемонстрировали свою эффективность во многих практических задачах [1], однако требуют тщательного выбора конфигурации (набора операторов и настройки параметров), чем и определяется их применимость к каждой конкретной задаче [2]. При этом при правильной конфигурации ГА способны решать исключительно сложные задачи оптимизации, возникающие во многих областях управления и проектирования сложных систем [3; 4].

Одним из подходов для определения эффективной конфигурации ГА является исследование и сравнение его эффективности на репрезентативном множестве тестовых задач, отражающих главные проблемы при решении сложных задач оптимизации [5]. Данное исследование было выполнено с помощью авторской программной системы, разработанной на языке C++ в программной среде Microsoft Visual Studio 2015 и позволяющей проводить полный перебор всех возможных настроек стандартного ГА. Для исследования работоспособности генетических операторов были использованы 9 тестовых задач, результаты исследования представлены в таблице 1, где выделены клетки с наилучшими результатами решения каждой задачи. В ходе работы реализованы турнирная (размер турнира 2), ранговая и пропорциональная селекции, равномерное, одноточечное и двухточечное скрещивания, низкая, средняя и высокая мутации.

Для оценки эффективности операторов использовалось два показателя: надежность (процент успешных запусков алгоритма) и скорость сходимости (номер итерации, на которой было найдено решение, усредненный по успешным прогонам).

### Результаты тестирования

Тестовая функция	Тип селекции	Низкая мутация						Средняя мутация					
		Равн.		Одноточ.		Двухточ.		Равн.		Одноточ.		Двухточ.	
		Н	С	Н	С	Н	С	Н	С	Н	С	Н	С
Ф1	Турнирная	97	23	100	22	100	22	97	26	100	24	100	27
	Ранговая	94	23	100	23	100	22	100	28	100	27	100	26
	Пропорциональная	87	36	83	46	88	43	100	27	97	36	100	35
Ф2	Турнирная	55	29	44	24	42	26	51	38	49	31	52	34
	Ранговая	51	37	49	27	34	28	50	40	47	33	47	32
	Пропорциональная	63	32	52	43	64	41	66	24	68	30	47	32
Ф3	Турнирная	93	14	99	11	99	12	98	15	99	11	99	12
	Ранговая	97	13	99	11	99	11	98	15	99	11	99	13
	Пропорциональная	99	7	99	7	99	6	99	5	99	5	99	5
Ф4	Турнирная	61	20	95	24	91	25	67	29	99	32	98	34
	Ранговая	52	19	93	25	86	25	72	28	98	31	96	38
	Пропорциональная	79	23	84	34	89	33	86	30	94	34	100	33
Ф5	Турнирная	95	17	95	15	96	15	97	19	99	16	100	17
	Ранговая	94	17	98	14	96	15	98	18	100	18	96	18
	Пропорциональная	89	30	84	38	84	37	96	26	84	38	93	36
Ф6	Турнирная	85	19	91	19	94	18	94	23	99	20	97	21
	Ранговая	96	21	93	20	95	19	96	24	99	21	95	23
	Пропорциональная	84	30	65	47	79	38	99	32	92	40	94	37
Ф7	Турнирная	95	12	98	10	99	11	99	14	99	11	99	12
	Ранговая	92	11	99	11	99	10	97	14	99	12	99	12
	Пропорциональная	99	7	99	9	99	7	99	7	99	9	99	7
Ф8	Турнирная	53	8	65	6	54	6	86	9	92	9	91	9
	Ранговая	64	4	60	9	60	5	87	10	93	7	94	7
	Пропорциональная	54	7	62	11	69	6	87	8	92	8	87	10
Ф9	Турнирная	58	1	46	0,8	61	2	95	8	95	9	94	7
	Ранговая	63	2	65	2	63	2	91	8	93	7	96	7
	Пропорциональная	60	2	60	2	54	1	86	6	92	8	88	7

Выделяемые вычислительные ресурсы: для функций двух переменных – размер популяции – 100, количество поколений – 100; для функции одной переменной – размер популяции – 20, количество поколений – 50. Ф1-Ф9 обозначают следующие функции и область поиска: Ф1 – функция Растригина (–16, 16), Ф2 – функция Гриванка (–16, 16), Ф3 – мультипликативная потенциальная функция (0,4), Ф4 – функция Растригина овражная с поворотом осей (–16, 16), Ф5 – функция Катковника (–2.5, 2.5), Ф6 – функция Катковника (–5, 5), Ф7 – аддитивная потенциальная функция, Ф8 (–1, 1) и Ф9 (–1, 1) – функции одной переменной.

Из результатов тестирования можно увидеть, что для всех функций находится высокоэффективный (т. е. надежный и быстрый) вариант ГА, для некоторых функций – даже несколько. Однако для разных функций – это разные варианты, редко совпадающие друг с другом, что позволяет заключить, что различные сложные для оптимизации свойства целевых функций требуют различных наборов генетических операторов. Дополнительное наблюдение состоит в том, что каждый из возможных вариантов каждого оператора появляется в той или иной комбинации в наиболее эффективном ГА для некоторой задачи, т. е. сократить число вариантов операторов также невозможно. Возможным выходом при решении сложных задач оптимизации является применение самоконфигурируемых самонастраивающихся алгоритмов [6].

### Библиографические ссылки

1. Об эволюционных алгоритмах решения сложных задач оптимизации / А. В. Гуменникова, М. Н. Емельянова, Е. С. Семенкин, Е. А. Сопов // Вестник СибГАУ. 2003. № 4. С. 14.
2. Бежитский С. С., Семенкин Е. С., Семенкина О. Э. Гибридный эволюционный алгоритм для задач выбора эффективных вариантов систем управления // Автоматизация. Современные технологии. 2005. № 11. С. 24.
3. Семенкин Е. С., Клешков В. М. Модели и алгоритмы распределения общих ресурсов при управлении инновациями реструктурированного машиностроительного предприятия // Проблемы машиностроения и автоматизации. 2006. № 3. С. 24–30.
4. Semenkin E., Semenkina M. Spacecrafts' control systems effective variants choice with self-configuring genetic algorithm // ICINCO 2012 – Proceedings of the 9th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics 2012. С. 84–93.
5. Семенкин Е. С., Семенкина М. Е. Применение генетического алгоритма с модифицированным оператором равномерной рекомбинации при автоматизированном формировании интеллектуальных информационных технологий // Вестник СибГАУ. 2007. № 3(16). С. 27–33.
6. Brester C., Semenkin E., Sidorov M., Minker W. Self-adaptive multi-objective genetic algorithms for feature selection // OPT-i 2014 – 1st International Conference on Engineering and Applied Sciences Optimization, Proceedings 1. 2014. С. 1838–1846.