

СРАВНЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ АДАПТИВНЫХ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ

Брестер К. Ю.

научный руководитель д-р техн. наук Семенкин Е. С.

Сибирский государственный аэрокосмический университет им. М. Ф. Решетнева

Среди методов многокритериальной оптимизации выделяют алгоритмы, основанные на идее Парето-доминирования. К данному классу методов можно отнести Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA), предложенный учеными Zitzler и Thiele. На каждом поколении недоминируемые относительно текущей популяции индивиды копируются во внешнее множество. После данного шага следует удалить доминируемые точки из внешнего множества, и, если мощность последнего превышает допустимое значение, перейти к кластеризации. Результатом работы метода является множество точек – аппроксимация паретовского множества.

Приведем схему метода:

1. Инициализировать начальную популяцию P_0 .
2. Скопировать в промежуточное внешнее множество индивидов, чьи векторы решений недоминируемы относительно P_t .
3. Удалить из промежуточного внешнего множества (\bar{P}') индивидов, доминируемых относительно \bar{P}' .
4. Если мощность \bar{P}' больше заданного значения, то применить механизм кластеризации.
5. Сформировать внешнее множество из индивидов \bar{P}' .
6. Применить генетические операторы: селекция, скрещивание, мутация.
7. Проверить выполнение критерия останова: если выполняется – завершить работу алгоритма, иначе – перейти к п. 2.

Известно, что результат работы ГА зависит от выбора вариантов генетических операторов, поэтому целесообразно применение механизмов самоадаптации к стандартному методу SPEA для обеспечения гарантированного уровня эффективности работы алгоритма.

Рассмотрим два варианта адаптивного ГА. В обоих случаях оператор мутации является самонастраивающимся, а оператор скрещивания – самоконфигурируемым.

В первом варианте самоадаптации правило для вычисления вероятности мутации заимствовано из статьи Дариди:

$$p_m = \frac{1}{240} + \frac{0.11375}{2^t}, \quad (1)$$

где t – номер текущего поколения, для которого рассчитывается вероятность мутации.

Идеи коэволюционного ГА были применены для реализации оператора скрещивания. На каждом поколении генерирование новой популяции осуществляется всеми типами скрещивания: вариантам оператора выделяются ресурсы (доля индивидов популяции, генерируемых конкретным типом скрещивания на текущем поколении) в зависимости от числа индивидов во внешнем множестве, сгенерированных при помощи данного варианта скрещивания:

$$b_i = \frac{\frac{p_i}{|\bar{P}|}}{\frac{n_i}{N}} \quad (2)$$

где p_i – число индивидов во внешнем множестве, сгенерированных i -ым типом оператора скрещивания, $|\bar{P}|$ – мощность внешнего множества, n_i – число индивидов в текущей популяции, сгенерированных i -ым типом оператора, N – мощность популяции.

Для каждого варианта оператора скрещивания вычисляется «пригодность» q_i по формуле:

$$q_i = \sum_{k=0}^{T-1} \frac{T-k}{k+1} b_i, \quad (3)$$

где T – интервал адаптации, $k = 0$ соответствует последнему поколению в интервале адаптации, $k = 1$ – предыдущему и т.д.

Через каждые T поколений осуществляется попарное сравнение «пригодности» вариантов скрещивания с целью перераспределения ресурсов:

$$s_i = \begin{cases} 0, & \text{if } n_i \leq \text{social_card} \\ \text{int} \left(\frac{n_i - \text{social_card}}{h_i} \right), & \text{if } (n_i - h_i \cdot \text{penalty}) \leq \text{social_card} \\ \text{penalty}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

где s_i – размер ресурса, отдаваемый i -ым алгоритмом каждому победившему у него алгоритму, h_i – число поражений алгоритма в попарных сравнениях, social_card – минимально допустимый размер популяции, penalty – размер штрафа для проигравших алгоритмов. Рекомендуемые значения параметров: $T = 10$, $\text{social_card} = 50$, $\text{penalty} = 10$.

Во втором варианте самоадаптации вероятность мутации определяется по формуле (также заимствовано из статьи Дариди):

$$P_m = \left(2 + \frac{l-2}{T-1} t \right)^{-1}, \quad (5)$$

l – длина хромосомы в битах, t – номер текущего поколения, T – максимальное число доступных поколений. На каждом поколении вероятность мутации пересчитывается в соответствии с вышеприведенной формулой [2].

В основу самонастройки оператора скрещивания заложена идея, предложенная в статье Банзафа. Для генетических операторов вводится вероятность:

$$p_{all} + \left[r_j \frac{100 - np_{all}}{\text{scale}} \right], \quad (6)$$

где $\text{scale} = \sum_{j=1}^n r_j$, n – число вариантов данного оператора, $p_{all} = \frac{20\%}{n}$, $r_j = \frac{\text{success}^2}{\text{used}}$ – отношение квадрата числа успешных применений данного варианта оператора к общему числу его применений. Работа оператора признается успешной в том случае, если пригодность потомка выше пригодности обоих родителей.

Причем вычисление значений целевых функций для оценки пригодности потомков проводилось уже после работы оператора мутации, в связи с необходимостью сокращения числа вычислений, т. к. при тестировании алгоритмов количество вычислений целевых функций ограничено. По сути оценивалась эффективность работы двух операторов в совокупности: адаптивной мутации и скрещивания.

Данные механизмы самоадаптации были применены к схеме «стандартного» метода SPEA. Для сравнения эффективности алгоритмов использовались предложенные в научной среде тестовые задачи с оптимизируемыми критериями тридцати переменных.

Результаты работы алгоритмов оценивались метрикой IGD :

$$IGD(A, P^*) = \frac{\sum_{v \in P^*} d(v, A)}{|P^*|}, \quad (7)$$

где P^* – фронт Парето, A – аппроксимация фронта Парето (результат работы алгоритма), v – точка фронта Парето, $d(v, A)$ – минимальное расстояние между точкой $v \in P^*$ и множеством A , вычисленное по евклидовой метрике.

При выделенном количестве ресурсов (число вычислений функции не более 300 тыс.) доля просматриваемого поискового пространства не превышала $\frac{3 \cdot 10^5}{1024^{30}}$. Результат усреднялся по тридцати прогонам. В таблице 1 приведены полученные результаты:

Таблица 1 – Результаты тестирования адаптивного ГА

Номер тестовой задачи	Первый вариант самоадаптации		Второй вариант самоадаптации	
	Значение метрики IGD	Число поражений «стандартному» SPEA	Значение метрики IGD	Число поражений «стандартному» SPEA
1	0,10579	2	0.107	2
2	0,04160	3	0.068	5
3	0,0049	1	0.326	8
4	0,04493	2	0.064	5
5	0,34105	2	0.595	6
6	0,0088	2	0.009	3
7	0,11738	1	0.160	1

Анализ полученных результатов показал, что эффективность адаптивного метода SPEA, в основе которого лежат идеи коэволюционного ГА (первый вариант самоадаптации), соответствует уровню выше «среднего» ГА многокритериальной оптимизации. (Количество поражений «среднего» алгоритма – 4, 5 или 6 при числе различных комбинаций генетических операторов равном 9). Это значит, что, отказавшись от настройки параметров, можно обеспечить гарантированный уровень эффективности алгоритма против выбора последних наугад.

Алгоритм, основанный на втором варианте самоадаптации, в трех случаях был лучше среднего, еще в трех – на уровне среднего и в одном случае – хуже среднего. И никогда – хуже худшего.

На рисунке 1 показаны результаты работы алгоритмов для тестовой задачи №4:

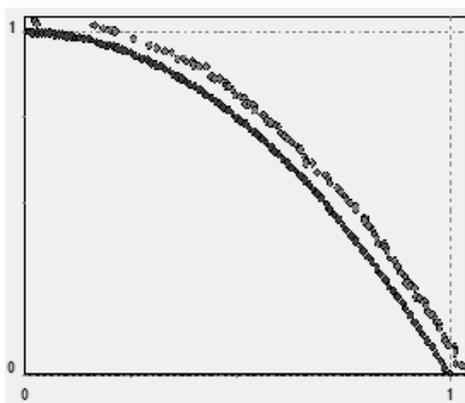


Рисунок 1(а) – Фронт Парето для задачи 4 и его аппроксимация (первый вариант самоадаптации)

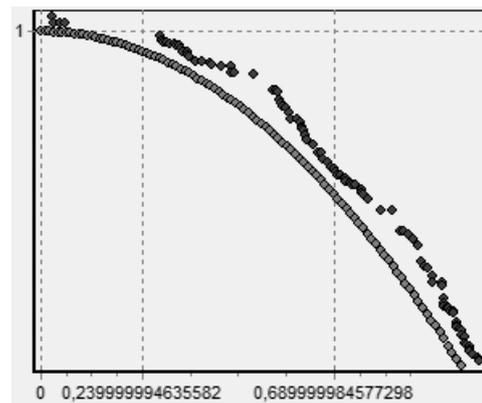


Рисунок 1(б) – Фронт Парето для задачи 4 и его аппроксимация (второй вариант самоадаптации)

Таким образом, идеи коэволюционного ГА, распространенные на метод SPEA, являются наиболее предпочтительным вариантом самоадаптации. Использование предложенного алгоритма позволяет отказаться от выбора вариантов генетических операторов, обеспечивая при этом гарантированный уровень эффективности.