

Сухов И.В. Анализ генетического алгоритма с кроссовером Греффенстетта // Академия педагогических идей «Новация». Серия: Научный поиск. – 2019. – №6 (июнь). – АРТ 31-эл. – 0,3 п.л. - URL: <http://akademnova.ru/series-scientific-search>

РУБРИКА: ФИЗИКО-МАТЕМАТИЧЕСКИЕ НАУКИ

УДК 519.87

Сухов Илья Владимирович,

Студент 2 курса, факультет информатика и вычислительная техника
ФГБОУ ВО «Донской государственный технический университет»,
г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация
e-mail: neron.warcraft@rambler.ru

**АНАЛИЗ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА С КРОССОВЕРОМ
ГРЕФФЕНСТЕТТА**

Аннотация: В статье рассмотрено построение генетического алгоритма с применением кроссовера Греффенстетта, и сравнение полученного алгоритма с классическим вариантом реализации.

Ключевые слова: генетический алгоритм, задачи маршрутизации, задача коммивояжёра, временная состоятельность, кроссовер Греффенстетта.

Sukhov Ilya Vladimirovich,

2nd year student, Computer Science and Computer Engineering Faculty
FSBEI of HE "Don State Technical University",
Rostov-on-Don, Russian Federation
e-mail: neron.warcraft@rambler.ru

ANALYSIS OF A GENETIC ALGORITHM WITH A GREEFFENSTETT CROSSOVER

Abstract: The article describes the construction of a genetic algorithm using a crossover and a comparison of the obtained algorithm with the classical implementation.

Keywords: genetic algorithm, routing problems, traveling salesman problem, temporal consistency, Greffienstett crossover.

Динамическая адаптация генетического алгоритма

Понятие динамической устойчивости решений в последние годы было широко исследовано в решении задач теории игр. Используя эту основную идею, будем произведена динамическая адаптация генетического алгоритма с кроссовером Грэффенстетта с целью повышения эффективности решения задач маршрутизации.

На начальном этапе динамической адаптации необходимо сгенерировать множество различных решений N задачи генетическим алгоритмом. Далее выберем лучшее решение, с минимальным значением целевой функции. Для него необходимо провести M экспериментов проверки на временную состоятельность. Предположим, выбранный ранее маршрут является несостоятельным во времени, начиная с периода t , т.е. после периода t будет найдено лучшее решение в текущей подзадаче $p(s^-(t, p))$. С целью уменьшения общей длины обхода всех вершин маршрутный план следует модифицировать по правилам нового решения, полученного из подзадачи. Схема работы динамической адаптации генетического алгоритма состоит в следующем.

1. Генерируется множество N решений эвристического алгоритма H для $p \in P$.
2. Определяется $s_1(p) = \text{agr min } f(s(p))$
3. От $t = 1$ до $T - 1$ выполняется.
4. Формулируется текущая задача $s(p(s_t^-(t, p)))$, затем получаем множество решений N .
5. Определяем $s_{t+1}^*(p) = \text{agr min } f(s(p(s_t^-(t, p))))$
6. Проверяем свойство временной состоятельности для $s_t(p)$
7. Если $f(s_t^+(t, p)) > f(s_{t+1}^*(p))$, тогда маршрут следует изменить на $s_{t+1}(p) = s_t^-(t, p) \cup s_{t+1}^*p$

Численные эксперименты

Для проведения эксперимента были изучены пять тестовых задач из стандартной библиотеки TSPLib — Att48, Eil51, Berlin52, St70, Eil101, — после чего был применён генетический алгоритм с кроссовером Греффенстетта для получения решений.

В вычислительном эксперименте был использован следующий набор параметров: $|N| = 5$, $M = 5$, $T = 5$, $|N| = 20$. Для всех тестовых задач было сгенерировано по 20 уникальных решений. Было проведено суммарно 5 тестов для решений $s(p)$. Исходный маршрут необходимо разделить на 5 периодов. Далее нужно фиксировать номер периода t , после которого решение $s(p)$ потеряет свойство временной состоятельности. Данным значениям соответствуют столбцы $b(s, t)$ в таблице 1.

Таблица 1.

Оценка временной состоятельности генетического алгоритма для
TSP

Тест задачи	Количество тестов	B(s,t)				Кол-во состояний во времени
		t = 1	t = 2	t = 3	t = 4	
Att48	100	31	16	26	8	19
Eil51	100	64	14	11	3	8
Berlin52	100	19	27	4	4	46
St70	100	16	22	4	1	57
Eil101	100	15	28	3	2	52
Сумма	500	145	107	48	18	182

Для вычисления среднего значения экспериментального уровня временности состоятельности генетического алгоритма для решения задачи будет использована следующая формула:

$$conGA = 1 - \frac{1}{M} \sum_{p \in P} \frac{1}{N} \sum_{s(p) \in N} \sum_t^{T-1} b(s(p), t), \text{ где } P \text{ — конечное}$$

множество задач, $S(p)$ — конечное множество решений, $p \in P$ множество решений тестовой задачи, T — количество частей на которые разбивается маршрут, N — число разных решений, M — число экспериментов, t — промежуток времени в пути, которому соответствует часть t маршрута решения $S(p)$, $b(s(p), t)$ — количество несостоятельных экспериментов.

Непосредственно для решений представленной в статье задачи, значение временной состоятельности будет TSP: $conGA = 0,364$. Данное значение является низким показателем. Оно означает, что только треть сгенерированных на начальном этапе решений сохраняет свойство

оптимальности в процессе своей реализации. Из этого следует, что существуют иные пути, которые можно получить, используя тот же самый алгоритм, только с меньшим значением целевой функции, чем у текущий решений.

Вычислим значение уровня временной состоятельности для решений, полученных после применения процедуры динамической адаптации эвристического алгоритма. Вычисление будет проводиться тем же способом и теми же параметрами. Результаты вычислений приведены в таблице 2.

Таблица 2.

Оценка временной состоятельности динамической адаптации
генетического алгоритма для решения задачи TSP

Тест задачи	Количество тестов	В(s,t)				Кол-во состояний во времени
		t = 1	t = 2	t = 3	t = 4	
Att48	100	24	5	11	1	59
Eil51	100	47	11	7	5	30
Berlin52	100	2	12	5	3	78
St70	100	1	7	5	5	82
Eil101	100	1	6	4	4	85
Сумма	500	75	41	32	18	334

Среднее значение экспериментального уровня временной состоятельности динамически адаптированного генетического алгоритма для решения задачи коммивояжёра равно 0,668. Этот показатель почти в два раза выше, чем для генетического алгоритма до адаптации, что позволяет заключить и повышении эффективности поиска решений.

Представим зависимость количества состоятельных во времени решений, полученных в процессе эксперимента в первые периоды t , от t . Общее количество проведенных прогонов (тестов) равно $M | N || P |$. Рассмотрим функцию, значения которой равно количеству состоятельных во времени решений после завершения каждого периода:

$$C(s, t) = M | N || P | - \sum_{k=0}^t b(s, k)$$

На рисунке 1 непрерывная линия соответствует значениям функции $C(s, t)$ при расчёте экспериментального уровня временной состоятельности генетического алгоритма с эвристическим кроссовером Греффенстетта, а пунктирная линия – значениям этой функции для динамической адаптации этого алгоритма.

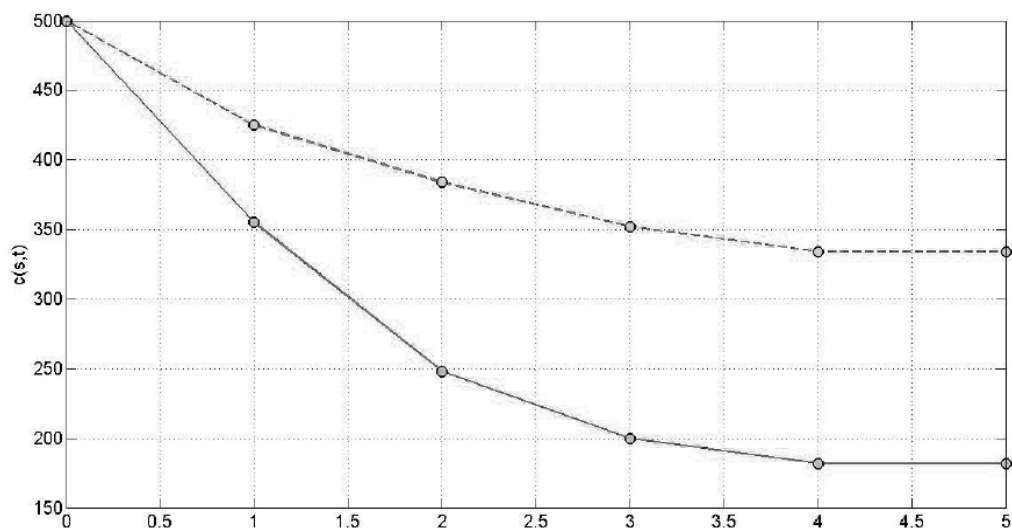


Рисунок 1 — Зависимость количества состоятельных во времени решений от периода для генетического алгоритма и процедуры динамической адаптации ГА

Сравнив значения таблиц 1 и 2 отметим, что после процедуры динамической адаптации значение экспериментального уровня временной состоятельности решений увеличилось как для каждой тестовой задачи, так и в среднем для всех.

Сравнение генетического алгоритма с эвристическим кроссовером Грэффенстетта и его динамической адаптации На примере задачи TSP и генетического алгоритма было показано, что динамический подход позволяет получать решения с более высоким уровнем временной состоятельности.

Проверим, как изменится длина маршрутных планов при данной процедуре. В таблице 3 представлено сравнение длин маршрутов (решений), сгенерированных генетическим алгоритмом и динамической адаптацией генетического алгоритма. Средние значения целевой функции приведены для 500 прогонов алгоритмов. Критерием останова для каждого запуска генетического алгоритма с эвристическим кроссовером Грэффенстетта выступало заданное число поколений. Оно равнялось 100. Процедура динамической адаптации проводилась по схеме, приведённой в алгоритме 3, при следующем наборе параметров: $T = 5$, $|N| = 20$.

Введём следующие обозначения: значение $l_{GA}(p)$ равно длине маршрута, полученного генетическим алгоритмом для тестовой задачи p , $l_{DAGA}(p)$ – длина маршрута, полученного при использовании динамически адаптированного генетического алгоритма. В последних двух столбцах таблицы 3 приведены значения целевой функции, соответствующие эффективному запуску. Эффективным запуском процедуры динамической адаптации для тестовой задачи будем называть

запуск, для которого значение величины $l_{GA}(p) - l_{DAGA}(p)$ максимально в проведённом эксперименте.

Таблица 3.

Сравнение длины маршрутных планов, сгенерированных генетической эвристикой с эвристическим кроссовером Грэффенстетта и её динамической адаптацией

Тестовая задача	Среднее значение f		Эффективный запуск	
	ГА	Дин.адап.	ГА	Дин.адап.
Att48	12270,72	11729,79	11657	10928
Eil51	493,72	464,64	493	448
Berlin52	8257,31	8257,36	8570	7893
St70	803,25	758,61	765	708
Eil101	779,30	720,338	725	665

Из таблицы 3 видно, что для каждой из рассмотренных тестовых задач среднее значение сгенерированных решений алгоритмом динамической адаптации меньше, чем классическим генетическим алгоритмом с эвристическим кроссовером Грэффенстетта. Статистику улучшения проведём по формуле:

$$k = \frac{l_{GA}(p) - l_{DAGA}(p)}{l_{GA}(p)} 100\%$$

Средний процент улучшения равен 6,01%. Максимальное значение улучшения получено для тестовой задачи eil51 и составляет 9,12%.

Заключение

В ходе исследования была описана задача коммивояжера (TSP), как пример одной из классических задач маршрутизации. Далее был подробно описан генетический алгоритм с эвристическим кроссовером Грэффенстетта и его практические испытание в решении задачи

маршрутизации, в частности для решения TSP (Travelling salesman problem). Для практических исследований были применены тестовые задачи из библиотеки TSPLib. В результате испытаний было продемонстрировано эффективное применение генетического алгоритма с эвристическим кроссовером Греффенстетта, что подтверждается генерацией маршрутов с невысоким уровнем временной несостоятельности.

Для улучшения эффективности решений задач маршрутизации была использована процедура динамической адаптации генетического алгоритма, которая привела к заметному увеличению уровня состоятельности решений в генерируемых решениях, что повлекло за собой уменьшение средней длины маршрута.

Вместе с тем был проведён сравнительный анализ решения TSP с использованием адаптированного генетического алгоритма и нескольких аналогичных методов решений, в число которых входит гармонический поиск, метод роя частиц, поиск с запретами и алгоритм имитации отжига. В ходе практического исследования были получены результаты, по которым можно судить о том, что генетический алгоритм является самым эффективным при решении тестовых задач из библиотеки TSPLib. Из чего следует, что применение ГА в задачах маршрутизации является перспективным направлением с возможной модификацией методов получения быстродействия и точности решений.

Список использованной литературы:

1. Борисовский П.А., Еремеев А.В. О сравнении некоторых эволюционных алгоритмов // Автоматика и телемеханика. – 2004. – №3. – С. 3–9.
2. Ураков А.Р., Тимеряев Т.В. Алгоритм решения динамической задачи поиска кратчайших расстояний в графе // Управление большими системами. – 2017. – Вып. 65. – С. 60–86.

3. Бронштейн Е.М., Заико Т.А. Детерминированные оптимизационные задачи транспортной логистики // Автоматика и телемеханика. – 2010. – №10. – С. 133–147.

4. Мугайских А.В. Динамическая адаптация генетического алгоритма для задачи коммивояжёра // Процессы управления и устойчивость. – 2015. – Т. 2. – №1. – С. 665–670.

5. Товстик Т.М, Жукова Е.В. Алгоритм приближенного решения задачи коммивояжёра // Вестник С.-Петерб. ун-та. – 2013. – Сер. 1, вып. 1. – С. 101–109.

6. Иванко Е.Е. Метод масштабирования в приближенном решении задачи коммивояжёра // Автоматика и телемеханика. – 2011. – №12. – С. 115–129.

7. Bellman R. Dynamic programming treatment of the travelling salesman problem // Journal of the ACM. – 1962. – Vol. 9. – P. 61–63.

Дата поступления в редакцию: 13.06.2019 г.

Опубликовано: 14.06.2019 г.

*© Академия педагогических идей «Новация». Серия: «Научный поиск»,
электронный журнал, 2019*

© Сухов И.В., 2019