

УДК 004.023

DOI: [10.26102/2310-6018/2025.49.2.008](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.49.2.008)

Сравнительный анализ методов эволюционного проектирования в программном обеспечении для решения многокритериальных задач оптимизации

Д.А. Баранов 

*Воронежский государственный технический университет, Воронеж,
Российская федерация*

Резюме. Актуальность исследования обусловлена необходимостью совершенствования методов решения многокритериальных транспортных задач, которые представляют собой важный класс оптимизационных задач с широким спектром практических применений. Традиционные подходы часто не справляются с вычислительной сложностью таких задач, а существующие методы оптимизации требуют дополнительной адаптации и настройки параметров. В связи с этим данная статья направлена на выявление наиболее эффективных конфигураций эволюционных алгоритмов для решения многокритериальных транспортных задач как с точки зрения качества решения, так и вычислительного времени. Ведущим подходом к исследованию данной проблемы является сравнительный анализ эволюционных алгоритмов на наборе задач (около 85 тыс. уникальных постановок задачи с 4 критериями), что позволило комплексно рассмотреть особенности работы каждого алгоритма в различных параметрах. В статье представлены результаты анализа эффективности около 50 конфигураций эволюционных алгоритмов, раскрыты закономерности влияния различных параметров на качество и скорость решения, выявлены оптимальные конфигурации для каждого типа алгоритма, обосновано преимущество комбинированного подхода к решению задач. Материалы статьи представляют практическую ценность для разработчиков программного обеспечения в области логистики и транспортных систем, а также для исследователей, занимающихся вопросами оптимизации и эволюционного проектирования, поскольку позволяют создавать более эффективные системы автоматизированного решения многокритериальных транспортных задач.

Ключевые слова: оптимизация, эволюционные алгоритмы, задача коммивояжера, транспортная задача, многокритериальные задачи.

Для цитирования: Баранов Д.А. Сравнительный анализ методов эволюционного проектирования в программном обеспечении для решения многокритериальных задач оптимизации. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2025;13(2). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1854> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.49.2.008

Methods for comparative analysis of evolutionary design methods in software for solving multicriteria optimization problems

D.A. Baranov 

Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation

Abstract. The relevance of the study is due to the need to improve methods for solving multi-criteria transportation problems, which represent an important class of optimization problems with a wide range of practical applications. Traditional approaches often fail to handle the computational complexity of such problems, while existing heuristic methods require additional adaptation and parameter tuning. In this regard, this paper aims to identify the most effective configurations of evolutionary algorithms for solving multi-criteria transportation problems in terms of both solution quality and speed. The leading approach to studying this problem is the comparative analysis of various configurations of evolutionary algorithms on a large set of test tasks (about 85 thousand unique tasks with 4 criteria), allowing for a comprehensive examination of the features of each algorithm under different parameters. The paper presents the results of analyzing the effectiveness of about 50 configurations of evolutionary algorithms,

reveals patterns of how various parameters influence solution quality and speed, identifies optimal configurations for each type of algorithm, and justifies the advantage of a combined approach to problem-solving. The materials of the paper are of practical value for software developers in the field of logistics and transportation systems, as well as for researchers working on optimization and evolutionary design issues, as they enable the creation of more efficient automated systems for solving multi-criteria transportation problems.

Keywords: optimization, evolutionary algorithms, travelling salesman problem, transportation problem, multicriterial problems.

For citation: Baranov D.A. Methods for comparative analysis of evolutionary design methods in software for solving multicriteria optimization problems. *Modeling, optimization and information technology*. 2025;13(2). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1854> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.49.2.008

Введение

Одной из ключевых проблем в области эволюционного проектирования является адаптация алгоритмов для решения многокритериальных транспортных задач. Традиционные детерминированные методы зачастую не справляются с такими задачами из-за их вычислительной сложности, а эвристические методы, несмотря на их эффективность, требуют адаптации и настройки параметров. Кроме того, существующие методы эволюционного проектирования зачастую рассматриваются «в изоляции», не учитывая возможности их взаимодействия для повышения общей эффективности. Интеграция различных эволюционных алгоритмов позволяет создать систему с динамическим переключением стратегий в зависимости от характеристик текущей задачи [1]. Такой подход обеспечивает не только улучшение качества решений, но и повышение устойчивости к локальным экстремумам.

В этом направлении был сделан ряд научных публикаций. Проблематика многокритериальной транспортной задачи была ранее рассмотрена в источнике [2], однако фокус был сделан на жестко заданных ограничениях (расстояние, время, важность), тогда как в данном исследовании рассматривается большее количество критериев с разными целями, подразумевая, что задачи могут иметь их произвольное количество. Также, были проведены вычислительные эксперименты [3, 4], в которых использовались конфигурации генетического, муравьиного и пчелиного алгоритмов, однако они подразумевали меньшие масштаб и спектр изменяющихся параметров, в связи с чем разница в эффективности той или иной конфигурации в пределах одного алгоритма была слабо заметна. Кроме того, по сравнению с проводимыми ранее экспериментами, в данной работе пересмотрен способ вычисления качества решения задач.

Данная публикация описывает сравнительный анализ алгоритмов, которые будут применяться в разработке программного обеспечения для решения многокритериальных задач (в т. ч. многокритериальной транспортной задачи). На основе результатов анализа будет формироваться перечень классов (конфигураций алгоритмов) для обучения модели нейронной сети, предназначенной для выбора эффективной конфигурации алгоритма на основе поставленной задачи и построения стратегии решения такой задачи в целом.

Далее будет приведена постановка многокритериальной транспортной задачи. Пусть имеется множество точек, из которых составляется маршрут $V = \{1, 2, \dots, n\}$, где n – размерность задачи. Также имеется множество критериев, и для каждого критерия m обязательно имеются следующие составляющие:

– матрица размером $n \times n$, обозначаемая как $C^{(m)} = [c_{ij}^{(m)}]$, где $c_{ij}^{(m)}$ – числовое отношение (например, расстояние) между точками i и j при $i \in V$ и $j \in V$;

- цель g_m , имеющая одно из двух значений: min (минимизация) или max (максимизация).
- функция приспособленности $f^{(m)}(x)$ в соответствии с формулой:

$$f^{(m)}(x) = \sum_{i=1}^n c_{t_i t_{i+1}}^{(m)}, t \in x; t_{n+1} = t_1, \quad (1)$$

где x – решение многокритериальной задачи – последовательность уникальных точек размерностью n и входящих в множество V .

Целью задачи является поиск решения x , которое будет максимально удовлетворять цели каждого из поставленных критериев.

Для того, чтобы оценить степень приспособленности решения для критериев в целом, проводится ряд следующих вычислительных мероприятий. Так как значения каждого из критериев независимы друг от друга и имеют различные числовые диапазоны, результаты $f^{(m)}(x)$ приводятся к единому диапазону путем нормализации, в результате чего они будут представлены в диапазоне $[0; 1]$, где наименьшее значение приспособленности равно 0, наибольшее – 1. Для проведения нормализации следует предварительно найти минимальные и максимальные значения $f^{(m)}(x)$ в соответствии с каждым критерием m . Получение нормализованного значения приспособленности решения x по критерию m проводится в соответствии с формулой:

$$f_{\text{норм}}^{(m)}(x) = \begin{cases} \frac{f^{(m)}(x) - f^{(m)} \text{min}}{f^{(m)} \text{max} - f^{(m)} \text{min}}, & \text{если } g_m = \text{max} \\ \frac{f^{(m)} \text{max} - f^{(m)}(x)}{f^{(m)} \text{max} - f^{(m)} \text{min}}, & \text{если } g_m = \text{min} \end{cases}, \quad (2)$$

где $f^{(m)} \text{min}$ – минимальное среди решений значение приспособленности по критерию m ; $f^{(m)} \text{max}$ – максимальное среди решений значение приспособленности по критерию m .

Сравнительной величиной между решениями и общим показателем качества решения является межкритериальное средневзвешенное значение (далее – МСВ), вычисляемое по формуле (3):

$$\omega(x) = \sum_{i=1}^k f_{\text{норм}}^{(m_i)}(x), \quad (3)$$

где k – численность критериев в задаче. Наиболее приспособленное решение имеет максимальное значение МСВ.

Таким образом, целью исследования является отбор конфигураций эволюционных алгоритмов, наиболее подходящих для решения многокритериальных задач как с точки зрения качества решения (максимизации МСВ), так и с точки зрения скорости решения (без существенной потери качества). Исходя из этого, были поставлены следующие задачи: сформировать многокритериальную транспортную задачу (в частности, сбалансированные критерии к ней), подготовить матрицы смежности для решаемых задач, сформировать конфигурации эволюционных алгоритмов, решить каждую сформированную многокритериальную транспортную задачу каждой определенной конфигурацией алгоритма, проанализировать результаты вычислений, сделать выводы о результатах исследования и определить приблизительный перечень эволюционных алгоритмов.

Материалы и методы

В качестве матриц смежности для критериев использовались постановки задач коммивояжера, сформированные Берлинским институтом Цузе. Источник содержит около 60 постановок задачи коммивояжера, но они имеют достаточно высокую размерность (макс. 34 тыс. точек). Для обеспечения относительно высокой численности постановок и дальнейшего сравнения текущего подхода к решению задач с другими (вне данной публикации), «рабочим» диапазоном размерности задач было решено сделать от 10

до 20 точек. Соответственно, предоставляемые источником постановки были «разбиты» на множество матриц смежности размерностью от 10×10 до 20×20 . В конечном итоге получено около 339 тыс. матриц, числовые значения в которых варьировались от 13 до 10123.

В рамках текущего исследования, многокритериальная транспортная задача была представлена 4 условными критериями: минимизация расстояния, минимизация времени, максимизация важности и максимизация выручки. Так как для одной задачи на 4 критерия использовалось 4 матрицы, для проведения исследования были решены 84722 уникальных задач, а максимальное значение МСВ равно 4.

Стоит отметить, что в рамках проведенного вычислительного эксперимента, во время анализа полученных результатов значение МСВ для каждой пары «задача-конфигурация» было пересчитано – вычислялись общие среди конфигураций алгоритмов значения $f^{(m)}min$ и $f^{(m)}max$ в рамках каждой уникальной задачи, в соответствии с g_m . В качестве $f^{(m)}(x)$ использовались значения, вычисленные в последних итерационных шагах.

Для дальнейшей работы было выбрано 4 эволюционных алгоритма: генетический, муравьиный, пчелиный, имитации отжига. Генетический алгоритм (ГА) может обеспечить глобальный поиск и гибкость для многокритериальных задач, муравьиный специализируется на маршрутизации [5], пчелиный может дать раннюю и сбалансированную сходимость, а алгоритм имитации отжига выступает как «спаситель» в застревании в локальных минимумах. Описание и принцип работы используемых методов мутации содержится в источнике [3], методов отбора и скрещивания в ГА – в источниках [6, 7], параметров α, β, q, p – в источниках [8, 9].

В рамках эксперимента было определено около 50 конфигураций эволюционных алгоритмов. В Таблице 1 приведена общая информация о параметризации используемых алгоритмов. Конфигурации алгоритмов являются различными сочетаниями описанных ниже параметров. Для эксперимента выбирались пограничные значения, которые могли повлиять на скорость сходимости, интенсивность поиска, «жадность» и т. д. Так, например, для пчелиного алгоритма, малое значение доли пчел-рабочих расширяет поиск, а высокие делают алгоритм уязвимым к локальным минимумам. Используемые методы мутации и параметры ГА в целом обусловлены прежде всего наличием ограничения к задаче: все точки в решении уникальны.

Таблица 1 – Используемые эволюционные алгоритмы и их параметры
Table 1 – Evolutional algorithms used and their parameters

Наименование алгоритма	Сокращенное наименование	Диапазоны параметров
Муравьиный алгоритм	МА	α : 0,5;1,0 β : 0,5;1,0 q :10,0; 100,0; 1000,0 p : 0,01; 0,1, 0,5 Кол-во акторов: 20, 50, 100
Пчелиный алгоритм	ПА	Доля пчел-рабочих: 0,3; 0,5; 0,7 Методы поиска: Реверс подмножества, Смена индексов Кол-во акторов: 20, 50, 100
Генетический алгоритм	ГА	Шанс мутации: 0,01; 0,05 Метод мутации: Смена индексов, Реверс подмножества Метод отбора: Турнирный, Рулетка, Лучшие N Кол-во акторов: 100; 200
Алгоритм имитации отжига	ИО	Начальная температура: 500, 1000 Конечная температура: 1 Коэффициент охлаждения: 0,8; 0,95; 0,99 Метод мутации: Смена индексов, Реверс подмножества

Результаты

В первую очередь было проанализировано соотношение вычислительного времени и МСВ. Ниже показаны графики разброса вычислительного времени и МСВ по используемым алгоритмам (Рисунок 1).

На данных графиках видно, что зачастую алгоритмы выдают лучшие результаты при малом вычислительном времени, и по мере «затягивания» времени, результаты не получают существенного улучшения, что подчеркивает целесообразность смены алгоритма или остановки решения на фиксированной отметке времени. Особенно видно «неулучшение» результатов со временем у ГА и ИО, тогда как вершины МА и ПА сдвинуты преимущественно вверх.

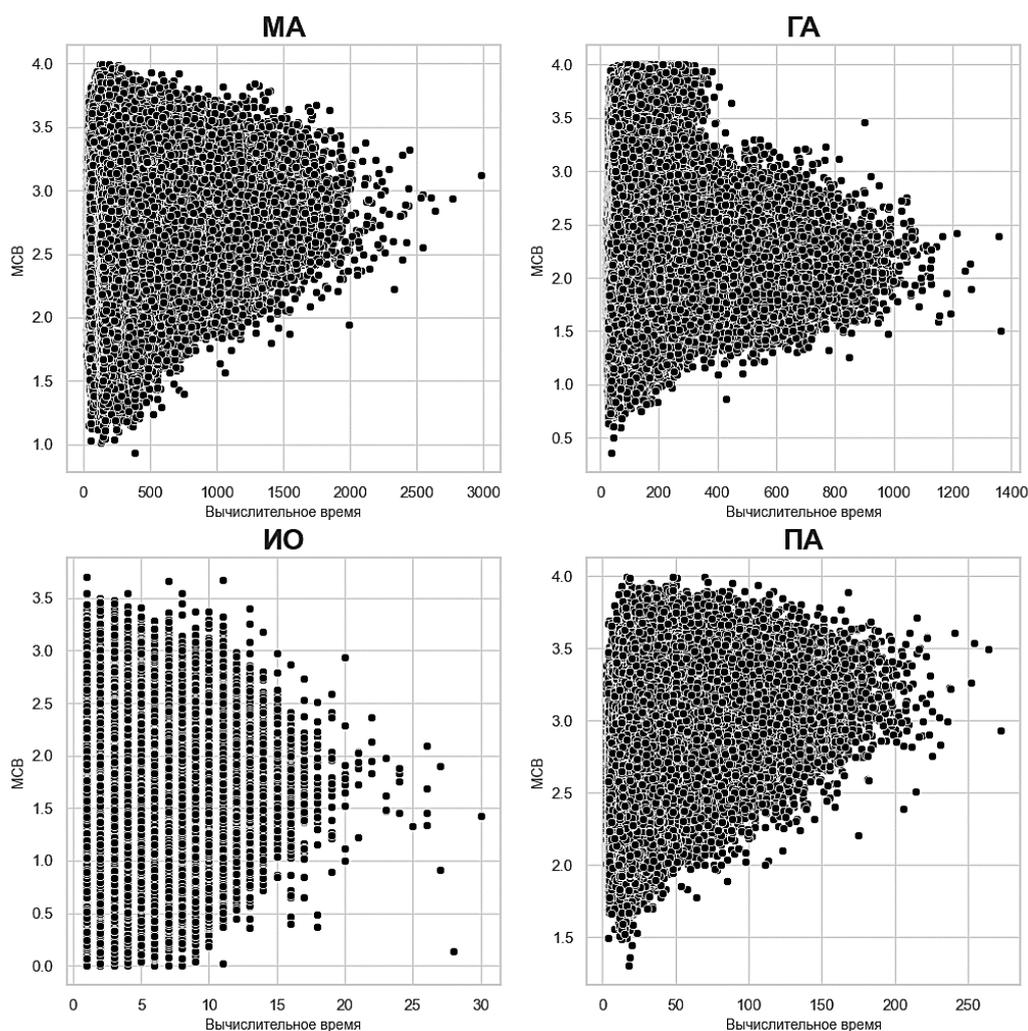


Рисунок 1 – Графики разброса вычислительного времени и МСВ по алгоритмам
 Figure 1 – Graphs of the scatter of computational time and intercriteria weighted average value by algorithms

На Рисунке 2 показан график размаха МСВ по конфигурациям алгоритмов. По оси Y перечислены конфигурации эволюционных алгоритмов, а по оси X – МСВ. По нему в дальнейшем будет проводиться анализ качества решений. На данном графике вертикальная линия по центру прямоугольника («ящика») указывает на медианное значение, левый и правый края – первый и третий квартиль, а левый и правый край линии – минимальные и максимальные значения. Отдельными точками на графиках представлены аномальные значения (выбросы) [10].

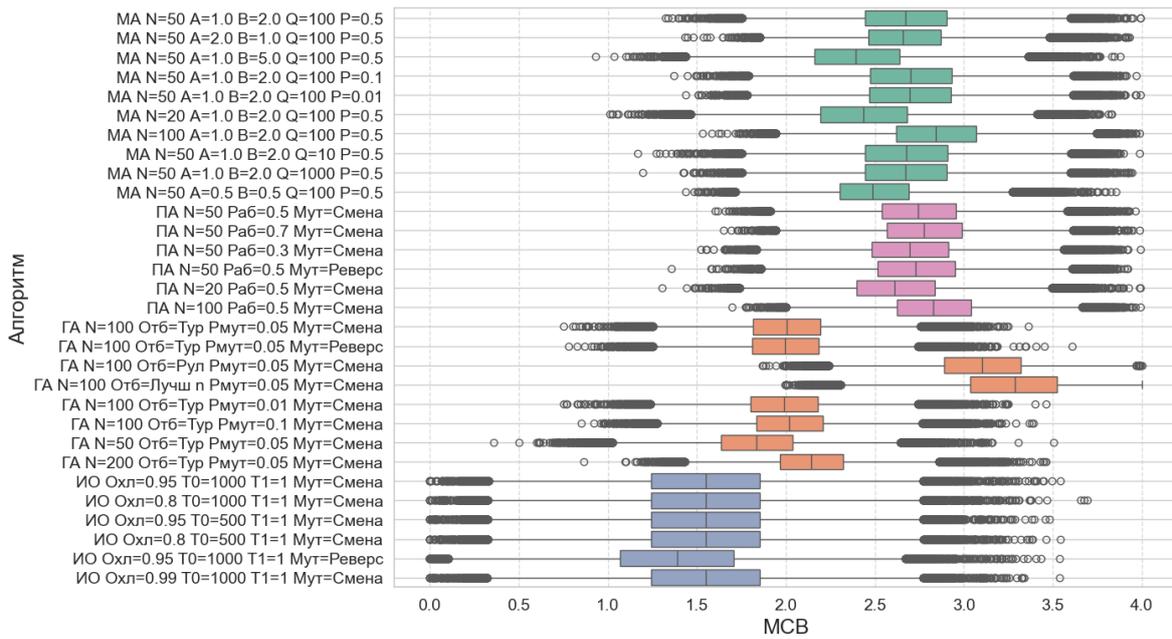


Рисунок 2 – График размаха MCB по алгоритмам
 Figure 2 – Boxplot of weighted average values for the algorithms

На графике видно, что медианы MCB сосредоточены, в основном, в диапазоне [2,0; 3,0]. Наличие множества «выбросов» говорит о том, что в ряде случаев алгоритмы находили решения с существенно отличающимися (чаще худшими) значениями, однако основная масса результатов лежит в пределах межквартильного размаха. Подобная визуализация позволила сравнить не только «типичное» качество решений, но и устойчивость алгоритма (по ширине «ящика» и количеству выбросов).

На Рисунке 3 представлен график размаха по вычислительному времени. По оси Y – все исследуемые конфигурации алгоритмов, а по оси X отложено время выполнения (мс).

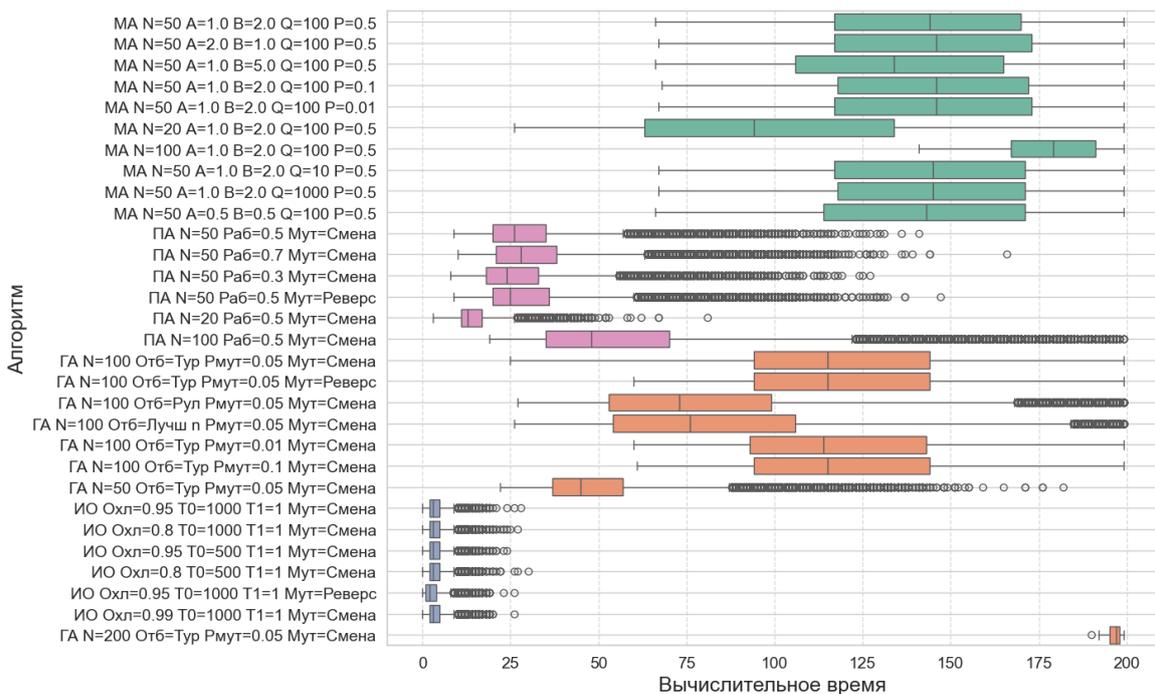


Рисунок 3 – График размаха вычислительного времени по алгоритмам
 Figure 3 – Boxplot of computational time for the algorithms

Обсуждение

МА имеет тенденцию к наиболее длительному времени работы. Конфигурации МА имеют мало выбросов (в вычислительном времени они отсутствуют), что можно сказать о стабильности работы алгоритма в целом. По медианным результатам, МА составляет конкуренцию ПА и некоторым конфигурациям ГА. Больше всего на сходимость повлиял параметр β – конфигурации с высокими значениями показали относительно низкое качество решения. Таким образом, в рамках разработки программного обеспечения целесообразно применять конфигурации с $\alpha \in [1; 2]$ и $\beta = 1$ с количеством акторов в диапазоне от 50 до 100. Также стоит отметить, что конфигурации с показателями α и β ниже единицы показывают низкое качество. Влияние Q и P на качество решения сложно оценить. Параметры слабо влияют на скорость работы алгоритма и напрямую зависят от численности акторов.

Говоря о ПА, можно заметить, что наиболее «успешными» являются конфигурации, использующие метод мутации «Смена индексов». Конфигурации с численностью акторов более 50 дает несущественный рост качества решений (прирост МСВ до 0,5), однако требуют в 2–8 раз больше вычислительного времени, что ставит под сомнение целесообразность их использования. Также, хорошие результаты дает прирост доли рабочих пчел. Конфигурации ПА отличаются большим количеством и величиной выбросов как в плане качества решения, так и скорости работы, вследствие чего нельзя сделать выводы о стабильности работы алгоритма.

Конфигурации ГА показали достаточно сильные показатели как по качеству решения, так и по вычислительному времени. Отдельно стоит отметить, что ГА с численностью акторов более ста не подходит для применения в рамках разработки, так как имеет посредственное качество решения и слишком высокое вычислительное время. Наиболее сильно по результатам выделяются конфигурации с методами отбора «Рулетка» и «Лучшие N» с шансом мутации в 0,05 с методом мутации «Смена индексов». Кроме того, что они имеют значительно меньшее вычислительное время. Применение мутации «Реверс подмножества» имеет сильное влияние на решение текущей дискретной задачи и замедляет общую сходимость, что делает сомнительным применение данного метода мутации в разработке.

Принцип работы ИО является достаточно простым, за счет чего он имеет низкие показатели вычислительного времени и сходимости. Так как все конфигурации показывают практически идентичные результаты, сложно сделать выводы о целесообразности применения той или иной конфигурации – следует провести новый вычислительный эксперимент с усложнением параметризации ИО или выбрать любые из представленных конфигураций для установления баланса в соотношении «скорость – качество» в перечне используемых алгоритмов. Меньшее количество выбросов показывают конфигурации с высоким коэффициентом охлаждения (0,96–0,99), высокой начальной температурой и методом мутации «Смена индексов».

Заключение

В результате проведенного сравнительного анализа было выяснено, что разработанные модификации генетического алгоритма и алгоритма имитации отжига практически не имеют улучшения прогресса решения со временем. Это подчеркивает необходимость переключения используемого алгоритма и избрания стратегии решения в целом, комбинирующей как раннюю (быструю) сходимость, так и более тщательный поиск наиболее оптимального решения.

Далее были составлен перечень конфигураций эволюционных алгоритмов из комбинаций параметров и проведен вычислительный эксперимент с использованием 85 тыс. постановок многокритериальной транспортной задачи из 4 критериев.

Полученные результаты были проанализированы на предмет скорости работы и качества предоставляемых решений (на основе средневзвешенного многокритериального значения), проведены мероприятия по анализу и агрегированию данных.

На основе проведенного анализа отобран перечень конфигураций эволюционных алгоритмов, которые будут использоваться модулем принятия решения в составе разрабатываемого программного обеспечения. Так, для дальнейшей работы будет использоваться муравьиный алгоритм с параметрами α и β в значениях 1 и 2 с численностью акторов в размере 100 и случайными значениями Q и P. Конфигурации ПА будут использоваться с долей пчел-рабочих, превышающих 0,5, численностью акторов в размере 50 и методом мутации «Смена индексов». Конфигурации ГА будут использоваться с методами отбора «Рулетка», «Лучшие N», акторами в размере 100 и шансом мутации в размере 0,05 и методом отбора «Смена индексов». В дальнейшем стоит провести ряд экспериментов с большей областью используемых значений шанса мутации.

Алгоритм имитации отжига хорошо подходит для ранней сходимости за счет своей крайне высокой вычислительной скорости. Однако отбор конфигураций в дальнейшем следует уточнить за счет проведения новых вычислительных экспериментов, которые будут подразумевать значительное замедление скорости работы алгоритма.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Емельянов В.В., Курейчик В.М., Курейчик В.В. *Теория и практика эволюционного моделирования*. Москва: ФИЗМАТЛИТ; 2003. 431 с.
2. Белых М.А. Формализация многокритериальной транспортной задачи с временными ограничениями. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2024;12(2). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2024.45.2.027>
Belykh M.A. Formalization of a Multi-Criteria Transport Task with Time Constraints. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2024;12(2). (In Russ.). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2024.45.2.027>
3. Белых М.А., Баранов Д.А., Барабанов В.Ф. Сравнительный анализ работы эволюционных алгоритмов при решении многокритериальной транспортной задачи без ограничений. *Вестник Воронежского государственного технического университета*. 2024;20(4):43–48. <https://doi.org/10.36622/1729-6501.2024.20.4.006>
Belykh M.A., Baranov D.A., Barabanov V.F. Comparative Analysis of the Work of Evolutionary Algorithms for Solving a Multi-Criteria Transport Problem without Restrictions. *Bulletin of Voronezh State Technical University*. 2024;20(4):43–48. (In Russ.). <https://doi.org/10.36622/1729-6501.2024.20.4.006>
4. Белых М.А., Баранов Д.А., Барабанов В.Ф. Сравнительный анализ эволюционных алгоритмов при решении многокритериальной транспортной задачи с временными ограничениями. *Системы управления и информационные технологии*. 2024;(4):61–66.
Belykh M.A., Baranov D.A., Barabanov V.F. Comparative Analysis of Evolutionary Algorithms in Solving a Multicriterial Transport Problem with Time Constraints. *Sistemy upravleniya i informatsionnye tekhnologii*. 2024;(4):61–66. (In Russ.).
5. Sabry A.H., Benhra J., El Hassani H. A Performance Comparison of GA and ACO Applied to TSP. *International Journal of Computer Applications*. 2015;117(19):28–35. <https://doi.org/10.5120/20674-3466>
6. Вирсански Э. *Генетические алгоритмы на Python*. Москва: ДМК Пресс; 2020. 286 с.
Wirsansky E. *Hands-On Genetic Algorithms with Python*. Moscow: DMK Press; 2020. 286 p. (In Russ.).

7. Гардейчик С.М. Сравнительный анализ операторов кроссовера PMX, CX и OX на примере решения задачи коммивояжера. *Весті БДПУ. Серія 3. Фізика. Математика. Інфарматика. Біялогія. Географія*. 2019;(3):94–101.
Gardeychik S. Comparative Analysis of Operators of the Crossover PMX, CX and OX on the Example of Solving the Problem of the Traveling Salesman. *Vestsi BDPUs. Seryya 3. Fizika. Matematyka. Infarmatyka. Biyalogiya. Geagrafiya*. 2019;(3):94–101. (In Russ.).
8. Штовба С.Д. Муравьиные алгоритмы. *Exponenta Pro: Математика в приложениях*. 2003;(4):70–75.
9. Кажаров А.А., Курейчик В.М. Муравьиные алгоритмы для решения транспортных задач. *Известия Российской академии наук. Теория и системы управления*. 2010;(1):32–45.
Kazharov A.A., Kureichik V.M. Ant Colony Optimization Algorithms for Solving Transportation Problems. *Journal of Computer and Systems Sciences International*. 2010;49(1):30–43. <https://doi.org/10.1134/S1064230710010053>
10. Сальникова К.В. Анализ массива данных с помощью инструмента визуализации «Ящик с усами». *Universum: экономика и юриспруденция*. 2021;(6):11–17.
Salnikova K. The Analysis of Data Amount Using the Visualization Tool "Box-and-Whisker". *Universum: ekonomika i yurisprudentsiya*. 2021;(6):11–17. (In Russ.).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Баранов Дмитрий Алексеевич, аспирант кафедры автоматизированных вычислительных систем Воронежского государственного технического университета, Воронеж, Российская федерация.
Dmitriy A. Baranov, Postgraduate at the Department of Automated and Computer Systems, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian federation.
e-mail: div8@bk.ru

Статья поступила в редакцию 26.03.2025; одобрена после рецензирования 15.04.2025; принята к публикации 21.04.2025.

The article was submitted 26.03.2025; approved after reviewing 15.04.2025; accepted for publication 21.04.2025.