

УДК 004.023

DOI [10.26102/2310-6018/2025.50.3.048](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.50.3.048)

Исследование эффективности эволюционных алгоритмов в задачах дискретной оптимизации высокой размерности

Д.А. Баранов 

*Воронежский государственный технический университет, Воронеж,
Российская Федерация*

Резюме. Проблема оптимального принятия решения во множестве прикладных областей сводится к задачам дискретной оптимизации, для решения которых широко применяются эволюционные алгоритмы. Несмотря на их эффективность, эти алгоритмы требуют точной настройки параметров под конкретную задачу и, как правило, исследуются изолированно, без учета возможностей взаимной работы и динамического переключения. При этом существующие работы ограничивались сравнительно небольшими размерностями, что не позволило оценить масштабируемость алгоритмов в реальных крупных задачах (до нескольких тысяч переменных). В связи с этим, данная статья направлена на уточнение перечня эффективных конфигураций эволюционных алгоритмов в целях оптимизации работы разрабатываемой интеллектуальной системы переключения алгоритмов. В работе проведен сравнительный анализ конфигураций четырех классов эволюционных алгоритмов: генетического, муравьиного, пчелиного и имитации отжига. Эксперименты выполнялись на тестовых задачах большой размерности (до 20000 точек). Основными методами исследования стали метод сравнения и группировки результатов, а также анализ серий вычислительных экспериментов для оценки масштабируемости и устойчивости алгоритмов к «проклятию размерности». В проведенных ранее экспериментах с задачами малой размерности различия конфигураций одного алгоритма практически незаметны, тогда как на задачах высокой размерности выявляются значимые различия в производительности. В результате были определены оптимальные конфигурации каждого класса алгоритмов. Полученные результаты имеют практическую ценность для разработки автоматизированных систем поддержки принятия решений в области логистики, производства и других инженерных приложений, где требуется надежный и масштабируемый инструмент оптимизации.

Ключевые слова: дискретная оптимизация, эволюционные алгоритмы, моделирование цепочек поставок, планирование производственных расписаний, муравьиный алгоритм, генетический алгоритм.

Для цитирования: Баранов Д.А. Исследование эффективности эволюционных алгоритмов в задачах дискретной оптимизации высокой размерности. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2025;13(3). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=2042> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.50.3.048

Investigation of the efficiency of evolutionary methods in high-dimensional discrete optimization problems

D.A. Baranov 

Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation

Abstract. In many applied fields, the challenge of making optimal decisions is frequently transformed into discrete optimization problems. A common approach to solving such problems involves the use of evolutionary algorithms. While these methods have proven to be effective, they demand careful adjustment of parameters for each particular task and are usually examined separately, without exploring possibilities for their cooperative use or dynamic interchange. Moreover, existing studies have been limited to relatively low-dimensional problems, which has hindered the evaluation of algorithm

scalability in real-world large-scale tasks (involving up to thousands of variables). This article aims to refine the set of effective configurations for evolutionary algorithms to optimize the performance of a developed intelligent algorithm-switching system. A comparative analysis of configurations for four classes of evolutionary algorithms – genetic, ant colony, bee colony, and simulated annealing – was conducted. Experiments were performed on high-dimensional test problems (up to 20000 points). The primary research methods included comparison and grouping of results, as well as analysis of computational experiment series to assess algorithm scalability and robustness against the "curse of dimensionality". In prior experiments with low-dimensional problems, differences in algorithm configurations were barely noticeable, whereas significant performance disparities emerged in high-dimensional tasks. As a result, optimal configurations for each algorithm class were identified. The findings hold practical value for developing automated decision-support systems in logistics, manufacturing, and other engineering applications requiring reliable and scalable optimization tools.

Keywords: discrete optimization, evolutionary algorithms, supply chain modeling, production scheduling, ant colony algorithm, genetic algorithm.

For citation: Baranov D.A. Investigation of the efficiency of evolutionary methods in high-dimensional discrete optimization problems. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2025;13(3). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=2042> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.50.3.048

Введение

Проблемы принятия оптимальных проектных решений, возникающие в различных областях науки и техники, часто могут быть сформулированы как задачи дискретной оптимизации. Технология решения данных задач основывается на использовании алгоритмов, основанных на принципах эволюции и адаптации (эволюционные алгоритмы).

Хотя эволюционные методы демонстрируют высокую эффективность, их применение требует тщательной настройки параметров с учетом специфики каждой отдельной задачи [1]. В большинстве случаев они исследуются как самостоятельные подходы, без учета потенциальной синергии между различными алгоритмами. Между тем, объединение нескольких эволюционных стратегий в единую адаптивную систему, способную выбирать или комбинировать методы в зависимости от текущих условий, открывает новые возможности. Такой адаптивный механизм может не только повысить качество получаемых решений, но и увеличить устойчивость к застреванию в локальных оптимумах.

В этом направлении опубликован ряд научных работ. Проблематика подобного рода задач рассматривалась в источниках [2] и [3]. Однако эти работы ограничивались задачами с относительно небольшой размерности, что не позволяло в полной мере оценить поведение алгоритмов в условиях, характерных для реальных приложений, где размерность задач может достигать тысяч переменных.

Одним из примеров задачи большой размерности является оптимизация цепочек поставок. В статье [4] рассматривается задача проектирования цепочек поставок с учетом неопределенности спроса, формулируя ее как крупномасштабную задачу смешанного целочисленного нелинейного программирования с тысячами переменных и ограничений при учете стохастических факторов.

Другим примером является задача расписания производственных цехов, включающая планирование последовательности операций на нескольких машинах, минимизируя общее время выполнения [5]. Данная задача комбинаторной оптимизации часто моделируется с помощью смешанного целочисленного программирования, с большим числом бинарных переменных и переменных, представляющих приоритетность операций. Иной пример задачи расписания (планирования) приведен в источнике [6].

Увеличение размерности позволяет более точно проанализировать масштабируемость и производительность различных конфигураций эволюционных алгоритмов, включая генетический алгоритм (далее – ГА), муравьиный алгоритм (далее – МА), пчелиный алгоритм (далее – ПА) и алгоритм имитации отжига (далее – ИО). Это особенно важно, поскольку, как отмечается в источнике [7], крупномасштабные задачи оптимизации сталкиваются с проблемой «проклятия размерности», при которой производительность традиционных эволюционных алгоритмов резко ухудшается с увеличением числа переменных.

Вследствие использования в прошлых экспериментах малой размерности, различия в эффективности конфигураций внутри одного алгоритма были слабо выражены. Значительный рост размерности (до 2 тыс. точек) позволил более точно проанализировать производительность алгоритмов при решении задач дискретной оптимизации.

Настоящая публикация описывает сравнительный анализ конфигураций эволюционных алгоритмов, которые будут применяться в разработке системы решения задач дискретной оптимизации. Целью исследования является уточнение перечня используемых конфигураций эволюционных алгоритмов, используемых разрабатываемой интеллектуальной системой переключения алгоритмов с целью ее оптимизации и увеличения показателей точности.

Постановка задачи и используемые алгоритмы аналогичны эксперименту, описанному в источнике [2]. Для определения качества решения задач алгоритмами вычислялось межкритериальное средневзвешенное значение (далее – МСВ). Данное значение является результатом нормализации приспособленности для возможности сравнения качества решения между задачами и алгоритмами.

Материалы и методы

Для проведения вычислительных экспериментов требовался обширный и разнообразный набор постановок задач дискретной оптимизации, охватывающий широкий диапазон размерностей и структурных свойств. Поскольку в открытых источниках отсутствуют достаточные по объему и сложности тестовые данные для задач численностью в 2 тыс. точек, было принято решение о генерации собственных наборов на основе случайных матриц смежности. Такой подход позволяет контролировать диапазоны весов, плотность связей и симметричность матриц и, соответственно, создать условия, близкие к реальным сценариям (логистические сети, планирование, оптимизация конечных автоматов и др.)

Схема алгоритма генерации матриц смежности показана на Рисунке 1. В данном алгоритме широко используется генератор случайных чисел. В первую очередь, генерируется значение, отвечающее за размерность генерируемой задачи – целое число в диапазоне [5000; 20000]. Далее, определяются диапазон значений матрицы смежности – чисел, отражающих числовое отношение между точками. Правая граница имеет диапазон [100; 1.000.000], левая граница – от 50 до значения правой границы.

Так как рассматриваемые задачи дискретной оптимизации могут рассматриваться в различных областях, производилась генерация как симметричных (по главной диагонали) матриц, так и несимметричных. Постановка задач с симметричными матрицами особенно актуальна для оптимизации логистики, тогда как «несимметричная» постановка может быть актуальна для других подобных задач (оптимизация конечного автомата, планирование расписания, теория игр и др.).

С вероятностью 0,5 алгоритм сгенерирует симметричную матрицу: для двух значений матрицы, симметричных по главной диагонали будет сгенерировано одно

число от левой границы до правой границы. Для несимметричной матрицы, для каждой ячейки будет сгенерировано отдельное число в пределах от левой до правой границ. Представление задачи в виде несимметричной матрицы смежности актуально, например, для оптимизации конечных автоматов [8].

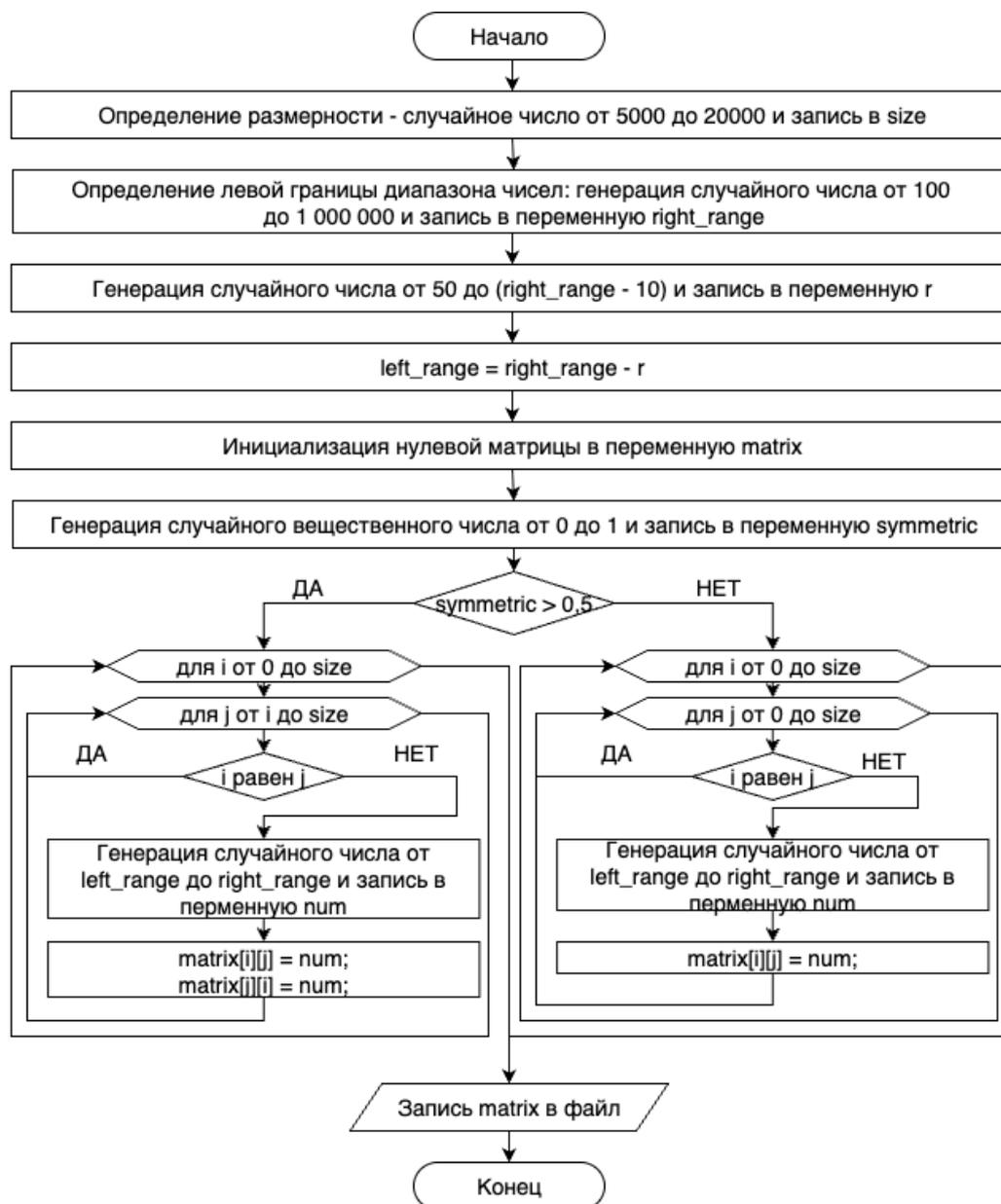


Рисунок 1 – Схема алгоритма генерации матрицы смежности
 Figure 1 – Algorithm of adjacency matrix generation algorithm

С вероятностью 0,5 алгоритм сгенерирует симметричную матрицу: для двух значений матрицы, симметричных по главной диагонали будет сгенерировано одно число от левой границы до правой границы. Для несимметричной матрицы, для каждой ячейки будет сгенерировано отдельное число в пределах от левой до правой границы. Представление задачи в виде несимметричной матрицы смежности актуально, например, для оптимизации конечных автоматов [8].

Результатом генерации матрицы является ее запись в файл для дальнейшего использования в вычислительных экспериментах. В результате сгенерировано 13313

постановок задач дискретной оптимизации, 7456 из которых представляют собой симметричные матрицы, 5857 тыс. – несимметричные.

Численности постановок по размерностям (в диапазонах) приведены в Таблице 1.

Таблица 1 – Численности постановок по размерностям

Table 1 – Number of problems by capacities

Диапазон	Кол-во	Диапазон	Кол-во	Диапазон	Кол-во	Диапазон	Кол-во
500–600	770	901–1000	867	1301–1400	1018	1701–1800	817
601–700	779	1001–1100	1022	1401–1500	961	1801–1900	881
701–800	864	1100–1200	957	1501–1600	909	1901–2000	888
801–900	833	1201–1300	768	1600–1700	979		

Остановка работы конфигурации алгоритма производится при выполнении одного из перечисленных ниже условий:

- отсутствие существенного (0,05 и выше) прироста МСВ на протяжении 50 итерационных шагов подряд;
- достижение предельной численности итерационных шагов в 1000;
- достижение предельного вычислительного времени в 30 минут (1,8 млн мс).

Результаты

На Рисунке 2 приведен график оценки вариативности МСВ по конфигурациям алгоритмов. По вертикальной оси указаны конкретные конфигурации эволюционных методов, а по горизонтальной – значения МСВ. Линии графика выполнены в виде «ящичков с усами»: горизонтальная черта внутри каждого прямоугольника соответствует медианному значению, границы прямоугольника обозначают первый и третий квартиль, а концы «усов» отражают минимальные и максимальные значения без выбросов. Отдельные точки за пределами усов представляют собой выбросы [9].

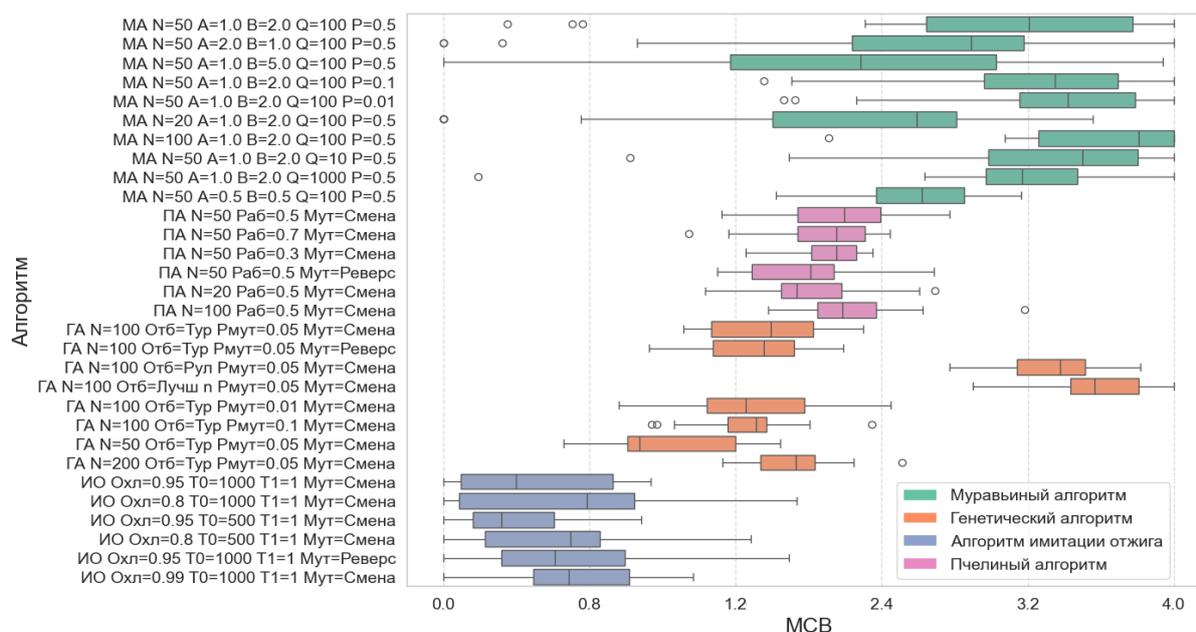


Рисунок 2 – Оценка вариативности МСВ по конфигурациям алгоритмов

Figure 2 – Assessment of weighted average value by configurations

На Рисунке 3 приведен график численностей задач, в которых выбранный алгоритм (конфигурация) показал наибольший МСВ среди других.

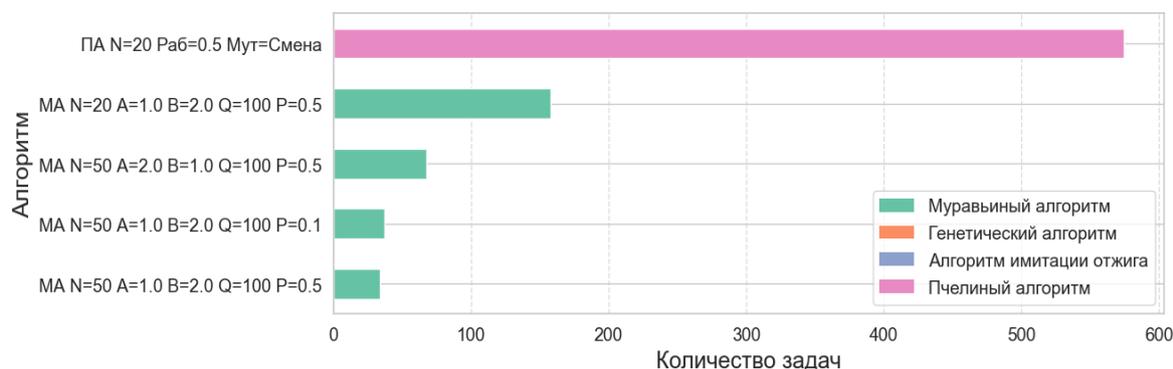


Рисунок 3 – Количество задач, в которых конфигурация алгоритма достигла наибольшего МСВ среди других

Figure 3 – Number of tasks where the algorithm configuration showed the highest MCV compared to others

На Рисунке 4 приведено Графическое представление распределения времени и МСВ. У графиков по оси Y отложено значение МСВ, по оси X – вычислительное время (в мс). Отложенные на графике точки представляют собой данные абсолютно максимальных по МСВ итерационных шагов.

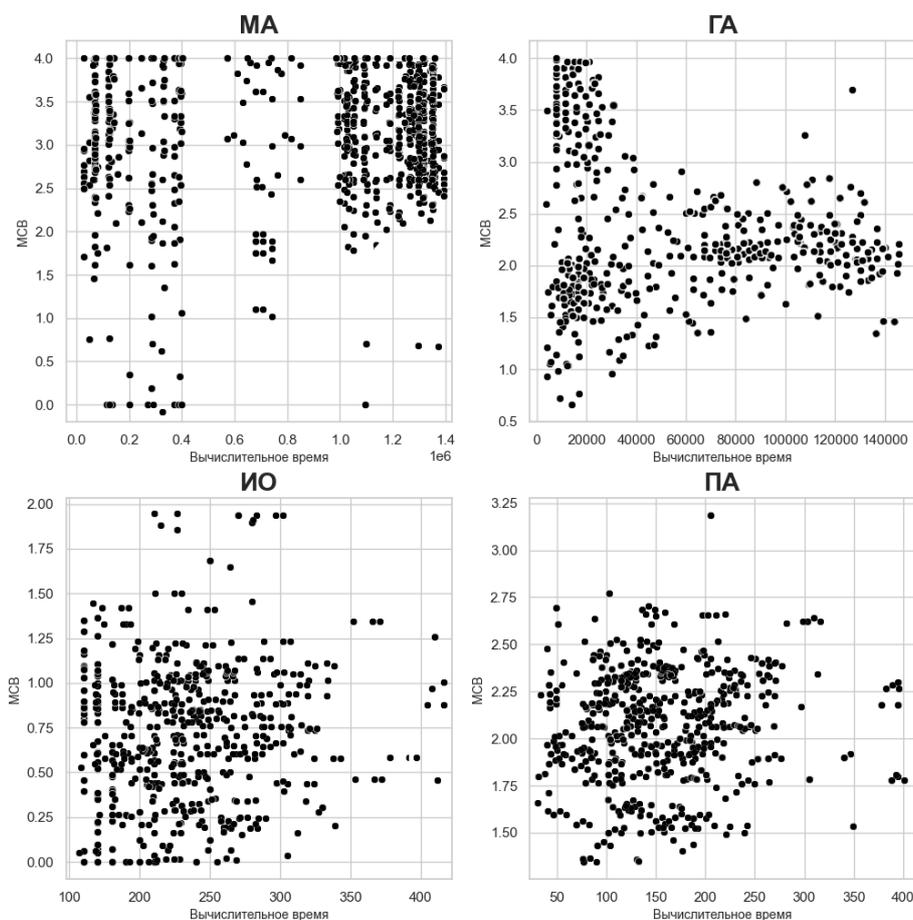


Рисунок 4 – Графическое представление распределения времени и МСВ
 Figure 4 – Graphical view of calculation time and weighted average value

Обсуждение

Наиболее высокие значения МСВ достигаются МА, что подтверждает его способность обеспечивать стабильное качество решений даже при росте размерности задачи. ГА продемонстрировал сопоставимые медианные показатели, однако он имеет меньшую вариативность результатов, что свидетельствует как о его устойчивости, так и об ограниченном потенциале в достижении экстремально высоких значений. Конфигурации ИО характеризуются значительным разбросом результатов, что указывает на высокую чувствительность к параметрам и необходимость их тщательной настройки. ПА, напротив, показал более сдержанные результаты, однако при отдельных конфигурациях его эффективность приближается к уровню ГА.

Наибольшее количество задач было наиболее эффективно решено с использованием конкретной конфигурации ПА, что подтверждает его потенциал в качестве специализированного инструмента для ряда сценариев. Наряду с этим, МА демонстрирует наибольшую универсальность: он стабильно достигает высоких результатов при широком диапазоне параметров, тогда как успех ПА обусловлен ограниченным числом конфигураций. ГА и ИО не показали значимого превосходства в общем числе задач, что указывает на их меньшую конкурентоспособность в условиях крупных размерностей, однако данные методы могут быть полезны в роли «быстрых» алгоритмов, обеспечивающих допустимые решения при ограниченных ресурсах времени.

В контексте анализа разброса вычислительного времени и МСВ можно заметить кардинально отличающееся между алгоритмами вычислительное время. Особенно заметна низкая вычислительная сложность МА и ГА, достигающая 15 минут (около 1 млн мс), тогда как ПА и ИО остаются на уровне сотен мс.

У всех алгоритмов, кроме МА, ярко заметен слабый прирост МСВ со временем, вследствие чего можно сделать вывод, что ГА, ИО и ПА при больших размерностях полезны в качестве «быстрых» алгоритмов. На протяжении процесса решения, МА получает и сохраняет высокий результат, хотя и работает кратно медленнее других. В контексте МСВ, высокие результаты сохраняются за МА и ГА, тогда как ПА и ИО начинают заметно уступать им.

В контексте анализа размаха МСВ, в сравнении с исследованием [2] ярко заметно превосходство в МСВ у некоторых конфигураций МА. Размах МСВ у конфигураций ПА и ГА не имеет существенных изменений, у конфигураций ИО он наиболее существенен, чем при задачах меньшей размерности.

Полученные результаты позволяют подчеркнуть слабую способность эволюционных алгоритмов улучшать результаты со временем. Эти выводы подтверждают необходимость адаптивного (совместного) подхода, который может балансировать между качеством решения и вычислительными затратами, что также подчеркивается в [10] как одна из ключевых проблем в области эволюционной оптимизации (гиперэвристики).

Заключение

На основе проведенного вычислительного эксперимента выполнена детальная оценка эффективности различных конфигураций эволюционных алгоритмов при решении крупномасштабных задач дискретной оптимизации. Анализ показал, что ряд конфигураций приводит к снижению качества решения и/или чрезмерным вычислительным затратам, что стало основанием их исключения из дальнейшей работы.

В частности, исключены конфигурации МА с следующими параметрами: с показателем $\beta = 5$, с показателями α и β , равными 0,5 и численностью акторов ниже 50.

В соответствии с результатами сделан вывод, что параметры МА стоит ограничивать в диапазоне [1; 2].

Что касается конфигураций ГА, решено исключить из работы конфигурации с численностью акторов более 100 из-за ее относительно низких результатов и высокой трудоемкости работы. Низкий результат показали конфигурации и численностью акторов ниже 100, которые также решено исключить.

Алгоритмы ИО и пчелиный, несмотря на меньшую эффективность в ряде конфигураций, могут быть ценны в сценариях, требующих быстрого получения допустимого решения. Среди их конфигураций решено исключить конфигурации с параметрами $T_0 = 500$ и численностью акторов ниже 50 соответственно. Оптимальные диапазоны параметров, выявленные в ходе анализа, могут служить ориентиром для построения интеллектуальных систем динамического выбора алгоритмов.

Таким образом, проведенное исследование вносит вклад в развитие адаптивных методов, соответствующих современным тенденциям в области эволюционных алгоритмов и крупномасштабной оптимизации. Полученные результаты предоставляют эмпирическую основу для выбора подходящих алгоритмов в зависимости от требований задачи, а также открывают новые направления для исследований, таких как интеграция методов машинного обучения для повышения эффективности динамического выбора стратегий.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Саймон Д. *Алгоритмы эволюционной оптимизации*. Москва: ДМК-Пресс; 2020. 940 с.
Simon D. *Evolutionary Optimization Algorithms*. Moscow: DMK-Press; 2020. 940 p. (In Russ.).
2. Баранов Д.А. Сравнительный анализ методов эволюционного проектирования в программном обеспечении для решения многокритериальных задач оптимизации. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2025;13(2). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.49.2.008>
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.). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.49.2.008>
3. Бельх 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.).
4. You F., Grossmann I.E. Mixed-Integer Nonlinear Programming Models and Algorithms for Large-Scale Supply Chain Design with Stochastic Inventory Management. *Industrial & Engineering Chemistry Research*. 2008;47(20):7802–7817. <https://doi.org/10.1021/ie800257x>
5. Taillard E. Benchmarks for Basic Scheduling Problems. *European Journal of Operational Research*. 1993;64(2):278–285. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(93\)90182-M](https://doi.org/10.1016/0377-2217(93)90182-M)

6. Beasley J.E., Cao B. A Tree Search Algorithm for the Crew Scheduling Problem. *European Journal of Operational Research*. 1996;94(3):517–526. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(95\)00093-3](https://doi.org/10.1016/0377-2217(95)00093-3)
7. Hamdan A., Nah Sz.S., Leng G.S., Leng Ch.K., King T.W. Recent Evolutionary Algorithm Variants for Combinatorial Optimization Problem. *Applications of Modelling and Simulation*. 2023;7:214–238.
8. 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.).
9. Коваленко В.Н. Способ минимизации числа состояний недоопределенного конечного автомата. *Вестник Уральского государственного университета путей сообщения*. 2024;(2):15–22. <https://doi.org/10.20291/2079-0392-2024-2-15-22>
Kovalenko V.N. The Method of Minimization of the Number of Undetermined Finite-State Machine. *Herald of the Ural State University of Railway Transport*. 2024;(2):15–22. (In Russ.). <https://doi.org/10.20291/2079-0392-2024-2-15-22>
10. Drake J.H., Kheiri A., Özcan E., Burke E.K. Recent Advances in Selection Hyper-Heuristics. *European Journal of Operational Research*. 2020;285(2):405–428. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.07.073>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

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

Статья поступила в редакцию 12.08.2025; одобрена после рецензирования 09.09.2025; принята к публикации 15.09.2025.

The article was submitted 12.08.2025; approved after reviewing 09.09.2025; accepted for publication 15.09.2025.