

УДК 51-7:510.5

DOI 10.17513/snt.40527

## СРАВНИТЕЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ НЕЧЁТКИХ АЛГОРИТМОВ МУРАВЬИНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ И РОЯ ЧАСТИЦ В РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ КОММИВОЯЖЁРА

Кошуняева Н.В.

*ФГБУН «Федеральный исследовательский центр комплексного изучения Арктики  
имени академика Н.П. Лаверова Уральского отделения Российской академии наук»,  
Россия, Архангельск, e-mail: n.koshunyaeva@narfu.ru*

В статье проводится комплексное сравнительное исследование эффективности нечётких модификаций алгоритмов муравьиной колонии и роя частиц для решения задачи коммивояжёра в условиях неопределённости исходных параметров. Целью данного исследования является разработка нечётких модификаций алгоритмов муравьиной колонии и роя частиц для решения задачи коммивояжёра в условиях неопределённости входных данных, с последующим сравнительным анализом их эффективности по критериям точности, скорости сходимости и устойчивости к вариациям параметров. В исследовании применялись методы нечёткой логики для управления ключевыми параметрами алгоритмов, что обеспечило более точное моделирование реальных условий, особенно актуальных для транспортной логистики в сложных климатических зонах. Экспериментальная часть исследования включает тестирование алгоритмов на графе со 100 вершинами с равномерным распределением в единичном квадрате. Результаты показали, что нечёткий муравьиный алгоритм демонстрирует более высокую эффективность по сравнению с методом роя частиц, обеспечивая устойчивость к вариациям входных данных и сохраняя операционную гибкость. В то же время нечёткая версия алгоритма роя частиц, несмотря на теоретическую перспективность, показала рост вычислительной сложности без значительного улучшения качества решений. Практическая значимость исследования заключается в возможности применения нечёткого муравьиного алгоритма для задач морской логистики в Арктической зоне, где динамические изменения ледовой обстановки, погодных условий и сезонных маршрутов требуют гибкого подхода к планированию и высокой устойчивости к вариациям исходных данных.

**Ключевые слова:** задача коммивояжёра, алгоритм роя частиц, нечеткие числа, муравьиный алгоритм, транспортная логистика

## COMPARATIVE STUDY OF FUZZY ANT OPTIMIZATION AND PARTICLE SWARM ALGORITHMS IN SOLVING THE COMMERCIAL TRAVELER PROBLEM

Koshunyaeva N.V.

*N. Laverov Federal Center for Integrated Arctic Research of the Ural Branch  
of the Russian Academy of Sciences, Russia, Arkhangelsk, e-mail: n.koshunyaeva@narfu.ru*

The article provides a comprehensive comparative study of the effectiveness of fuzzy modifications of the ant colony and particle swarm algorithms for solving the traveling salesman problem under conditions of uncertainty of the initial parameters. The purpose of this research is to develop fuzzy modifications of the ant colony and particle swarm algorithms for solving the traveling salesman problem under conditions of input data uncertainty, followed by a comparative analysis of their effectiveness based on the criteria of accuracy, convergence speed, and resistance to parameter variations. The study used fuzzy logic methods to control key parameters of algorithms, which provided more accurate modeling of real-world conditions, especially relevant for transport logistics in difficult climatic zones. The experimental part of the study includes testing algorithms on a graph with 100 vertices with a uniform distribution in a unit square. The results showed that the fuzzy ant algorithm demonstrates higher efficiency compared to the particle swarm method, providing resistance to input data variations and maintaining operational flexibility. At the same time, the fuzzy version of the particle swarm algorithm, despite its theoretical promise, showed an increase in computational complexity without significantly improving the quality of solutions. The practical significance of the research lies in the possibility of using a fuzzy ant algorithm for marine logistics tasks in the Arctic zone, where dynamic changes in the ice situation, weather conditions and seasonal routes require a flexible approach to planning and high resistance to variations in the initial data.

**Keywords:** the traveling salesman's problem, ant algorithm, particle swarm algorithm, fuzzy numbers, transport logistics

### Введение

Основной задачей транспортной логистики является оптимизация маршрутов доставки, направленная на минимизацию затрат времени, топлива и других ресурсов. Одной из ключевых математических моделей для решения этой проблемы выступает задача коммивояжёра (TSP – Traveling

Salesman Problem), заключающаяся в построении гамильтонова пути во взвешенном графе. TSP относится к классу NP-трудных задач, что делает применение точных методов неэффективным для графов большой размерности [1, с. 29-30]. На практике для решения задачи коммивояжёра широко применяются метаэвристические подходы,

в особенности методы, основанные на принципах коллективного интеллекта и природных систем [2-4]. Среди наиболее эффективных мультиагентных методов следует выделить алгоритм муравьиной колонии (Ant Colony Optimization) и алгоритм роя частиц (Particle Swarm Optimization). Муравьиный алгоритм имитирует поведение насекомых при поиске оптимальных путей с помощью механизма феромонов [5-7]. Алгоритм роя частиц основан на координированном движении стайных организмов и их социальном поведении [8; 9]. Эти подходы демонстрируют высокую эффективность при поиске квазиоптимальных решений в сложных комбинаторных задачах, что обусловлено их способностью адаптироваться к изменяющимся условиям и находить баланс между исследованием пространства решений и эксплуатацией найденных хороших вариантов. В контексте задачи коммивояжёра оба алгоритма показывают устойчивые результаты, однако их сравнительная эффективность может существенно варьироваться в зависимости от специфики конкретного случая, что определяет актуальность их детального исследования и модификации для различных практических сценариев применения.

Следует отметить, что современные исследования включают и другие нечёткие метаэвристики для TSP, например: имитации отжига [10], гибридные алгоритмы [11], генетические алгоритмы [12]. Однако целенаправленное сравнение нечётких версий ACO и PSO, как наиболее репрезентативных алгоритмов роевого интеллекта с разной природой поиска, остаётся актуальной задачей. Это позволяет оценить эффективность нечёткого подхода к принципиально разным механизмам оптимизации.

Применение классических версий муравьиного алгоритма и метода роя частиц для решения TSP, несмотря на их эффективность, сталкивается с принципиальным ограничением – жёсткой детерминированностью модели. Традиционная постановка задачи предполагает точные, фиксированные значения весовых коэффициентов (временных, стоимостных или дистанционных), что противоречит вероятностной природе реальных транспортных систем. В действительности параметры перевозок часто носят неопределённый характер: стоимость может колебаться в зависимости от рыночных условий, а расстояния – корректироваться с учётом текущей внешней обстановки. Особенно ярко это проявляется в сложных климатических условиях, характерных для организации морской логистики в Арктической зоне, где расстоя-

ние между пунктами может существенно изменяться под влиянием динамической ледовой обстановки, сезонных факторов и изменчивых погодных условий, определяющих фактический путь судна [13; 14]. В связи с этим при моделировании транспортно-логистических систем необходимо учитывать широкий спектр ограничений [15, с. 81–89].

Для преодоления этого методологического разрыва предлагается модификация рассматриваемых алгоритмов путём введения элементов нечёткой логики. Такой подход позволит отразить неопределённость входных данных, адаптировать параметры алгоритмов к изменяющимся условиям, повысить устойчивость решений к вариациям входных параметров. В отличие от классических детерминированных версий, нечёткие модификации муравьиного алгоритма и метода роя частиц лучше соответствуют критерию практической адекватности, сохраняя операционную ценность решений при переносе в реальные условия транспортного планирования. Это достигается за счёт способности работать с «размытыми» входными данными и адаптивно корректировать поиск оптимальных маршрутов в условиях неполноты информации.

**Целью данного исследования** является разработка нечётких модификаций алгоритмов муравьиной колонии и роя частиц для решения задачи коммивояжёра в условиях неопределённости входных данных, с последующим сравнительным анализом их эффективности по критериям точности, скорости сходимости и устойчивости к вариациям параметров.

### Материалы и методы решения

В классической задаче коммивояжёра рассматривается полностью связанный ориентированный граф  $G = (V, E, W)$ , где  $V = \{1, 2, \dots, n\}$  представляет множество вершин (пунктов),  $E$  – множество дуг (маршрутов между пунктами), а  $W = (w_{ij})$  – матрица весовых коэффициентов размерности  $n \times n$ . Диагональные элементы матрицы  $w_{ii} = \infty$  исключают остановку в текущей вершине. Требуется найти гамильтонов цикл минимальной длины, посещающий каждую вершину ровно один раз.

В исследовании для решения задачи коммивояжёра рассмотрим использование природных алгоритмов ACO и PSO.

Муравьиный алгоритм имитирует поведение муравьёв при поиске кратчайшего пути к источнику пищи. В основе алгоритма лежит механизм феромонных следов. Искусственные «муравьи» случайным обра-

зом исследуют граф, оставляя виртуальные феромоны на рёбрах, при этом вероятность выбора ребра зависит от концентрации феромонов и эвристической информации (например, обратной к длине ребра). Вероятность перехода из вершины  $i$  в вершину  $j$  имеет вид:

$$P_{ij} = \frac{\tau_{ij}^\alpha \eta_{ij}^\beta}{\sum_{m \in A} \tau_{im}^\alpha \eta_{im}^\beta},$$

где  $\alpha$ ,  $\beta$  – параметры, определяющие степень влияния, соответственно, феромонных следов и эвристической оценки при выборе следующей вершины;  $\tau_{ij}$  – феромонный след между вершинами  $i$  и  $j$ ;  $\eta_{ij}$  – эвристическая оценка, представляющая собой протяжённость пути между вершинами  $i$  и  $j$ ;  $A$  – множество, содержащее все вершины, которые еще не посещены в текущем маршруте, обеспечивая построение допустимого решения.

Для адаптивного управления параметрами  $\alpha$  и  $\beta$  муравьиного алгоритма предлагается использовать аппарат нечётких чисел. В рамках данного подхода параметры  $\alpha$  (влияние феромона) и  $\beta$  (влияние эвристики) будут представлены как треугольные нечёткие числа:  $\alpha = (\alpha_l, \alpha_c, \alpha_r)$ ,  $\beta = (\beta_l, \beta_c, \beta_r)$ , где левая граница отражает степень неопределённости в сторону минимальных значений параметра, центральное значение – наиболее вероятная оценка, правая граница отражает степень неопределённости в сторону максимальных значений параметра.

При использовании нечётких параметров вероятность перехода в следующую вершину графа в силу замкнутости операций [16] также будет нечётким числом  $P_{ij} = (P_{ijl}, P_{ijc}, P_{ijr})$ . Для преобразования нечёткого вывода в конкретное решение о следующей верши-

не маршрута применяется процедура дефазификации по методу центра тяжести:

$$P_{ij} = \frac{P_{ijl} + P_{ijc} + P_{ijr}}{3}$$

С течением времени более короткие пути накапливают больше феромонов, что усиливает их привлекательность для последующих агентов. Параллельно происходит испарение феромонов, предотвращающее застревание в локальных оптимумах. Изменение феромона на рёбрах графа на каждом шаге имеет вид:

$$\tau_{i,j}^{t+1} = \tau_{i,j}^t \cdot (1 - k) + \Delta \tau_{i,j},$$

где  $\tau_{i,j}^{t+1}$  – концентрация феромонного следа на следующем шаге;  $\tau_{i,j}^t$  – концентрация феромонного следа на текущем шаге;  $k$  – параметр интенсивности испарения феромонного следа;  $\Delta \tau_{i,j}$  – совокупный феромонный след, отложенный всеми агентами на ребре  $(i,j)$  в течение текущего шага алгоритма.

Алгоритм итеративно улучшает решение, сочетая принципы положительной обратной связи и стохастического поиска, что делает его эффективным для задач комбинаторной оптимизации, включая задачу коммивояжёра.

Метод роя частиц реализует принцип коллективного интеллекта, где каждая частица роя кодирует потенциальный маршрут в виде перестановки вершин графа. Начальная инициализация предполагает случайное распределение частиц в пространстве решений с присвоением им начальных координат  $x_i$  и векторов скорости  $v_i$ . Ключевыми параметрами алгоритма выступают когнитивный коэффициент  $c_1$ , социальный коэффициент  $c_2$  и инерционный вес  $w$ . На каждом шаге обновляется вектор скорости  $v_i$ :

$$v_i = w \cdot v_i + c_1 \cdot \text{rand}() (pbest_i - x_i) + c_2 \cdot \text{rand}() (qbest_i - x_i),$$

где  $pbest_i$  – лучшее индивидуальное решение,  $qbest_i$  – лучшее коллективное решение,  $\text{rand}()$  – случайное число из  $[0,1]$ .

Для корректировки положения частицы производится обновление её положения  $x_i = x_i + v_i$ . После обновления скорости и положения каждой частицы выполняется проверка и актуализация лучших найденных решений, что обеспечивает постоянное улучшение качества маршрутов в процессе оптимизации.

Для учёта неопределённости в условиях задачи коэффициенты  $c_1$  и  $c_2$  адаптируем через нечёткую логику. Представим указанные параметры алгоритма в виде нечётких треугольных чисел  $c_1 = (c_{1l}, c_{1a}, c_{1r})$ ,

$c_2 = (c_{2l}, c_{2a}, c_{2r})$ . При переходе к нечёткому представлению параметров рассчитанные скорость и положение частицы приобретают аналогичную природу, формализуемую треугольными числами  $v = (v_l, v_c, v_r)$ ,  $x = (x_l, x_c, x_r)$ . Метод сочетает быстроту сходимости за счёт социального взаимодействия частиц с гибкостью поиска, что делает его эффективным для решения задачи коммивояжёра.

Выбор треугольных нечётких чисел для представления параметров обусловлен простотой интерпретации, вычислительной эффективностью, адекватностью моделирования. Это позволяет сохранить баланс между точностью моделирования и производительностью алгоритма.

### Результаты исследования и их обсуждение

Реализация нечётких алгоритмов производилась с использованием библиотеки работы с нечёткой логикой *sikit-fuzzy* языка программирования Python. Вычислительные эксперименты проводились на графе со 100 вершинами, со случайными координатами с равномерным распределением в единичном квадрате. Расстояния между вершинами вычислялись по евклидовой метрике с последующей линейной нормировкой всех весов рёбер к интервалу (0,1).

Результаты работы нечёткого муравьиного алгоритма с различными значениями

параметров  $\alpha$  (влияние феромона) и  $\beta$  (влияние эвристики) представлены в таблице 1. В верхней части каждой ячейки таблицы указана средняя длина маршрута, а в нижней – стандартное отклонение.

Как видно из таблицы 1, минимальная длина маршрута  $7,88 \pm 0,52$  достигнута при параметрах  $\alpha=(1;1,2;1,4)$ ,  $\beta=(3,5;3,7;3,9)$ . Наихудшие результаты наблюдались при  $\beta=(0;0,2;0,4)$ , что объясняется недостаточным учетом эвристической информации в целевой функции вследствие доминирования феромонной составляющей в выборе пути и ранней сходимости к субоптимальным решениям.

Таблица 1

Длина маршрута (среднее  $\pm$  ст. отклонение) при решении задачи коммивояжёра нечётким муравьиным алгоритмом

| $\alpha \backslash \beta$ | (0;0,2;0,4)         | (0,5;0,7;0,9)       | (1;1,2;1,4)         | (1,5;1,7;1,9)       | (2;2,2;2,4)         | (2,5;2,7;2,9)       | (3;3,2;3,4)         | (3,5;3,7;3,9)      |
|---------------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|--------------------|
| (0;0,2;0,4)               | 41,70<br>$\pm 2,85$ | 32,37<br>$\pm 2,11$ | 21,09<br>$\pm 1,45$ | 15,42<br>$\pm 1,01$ | 12,10<br>$\pm 0,79$ | 11,09<br>$\pm 0,65$ | 10,24<br>$\pm 0,58$ | 9,71<br>$\pm 0,55$ |
| (0,5;0,7;0,9)             | 36,48<br>$\pm 2,45$ | 14,55<br>$\pm 0,95$ | 10,71<br>$\pm 0,70$ | 9,42<br>$\pm 0,62$  | 8,56<br>$\pm 0,56$  | 8,56<br>$\pm 0,55$  | 7,93<br>$\pm 0,52$  | 8,04<br>$\pm 0,53$ |
| (1;1,2;1,4)               | 17,41<br>$\pm 1,15$ | 10,65<br>$\pm 0,70$ | 8,78<br>$\pm 0,58$  | 8,14<br>$\pm 0,54$  | 8,58<br>$\pm 0,56$  | 8,50<br>$\pm 0,56$  | 8,38<br>$\pm 0,55$  | 7,88<br>$\pm 0,52$ |
| (1,5;1,7;1,9)             | 32,91<br>$\pm 2,20$ | 13,16<br>$\pm 0,86$ | 10,21<br>$\pm 0,67$ | 9,16<br>$\pm 0,60$  | 8,83<br>$\pm 0,58$  | 9,29<br>$\pm 0,61$  | 7,98<br>$\pm 0,52$  | 8,28<br>$\pm 0,54$ |
| (2;2,2;2,4)               | 34,84<br>$\pm 2,30$ | 15,94<br>$\pm 1,04$ | 11,88<br>$\pm 0,78$ | 10,14<br>$\pm 0,66$ | 10,21<br>$\pm 0,67$ | 9,44<br>$\pm 0,62$  | 8,20<br>$\pm 0,54$  | 8,35<br>$\pm 0,55$ |
| (2,5;2,7;2,9)             | 39,74<br>$\pm 2,65$ | 17,09<br>$\pm 1,12$ | 11,00<br>$\pm 0,72$ | 10,65<br>$\pm 0,70$ | 9,42<br>$\pm 0,62$  | 9,36<br>$\pm 0,61$  | 8,61<br>$\pm 0,56$  | 8,34<br>$\pm 0,55$ |
| (3;3,2;3,4)               | 39,67<br>$\pm 2,64$ | 18,58<br>$\pm 1,21$ | 13,85<br>$\pm 0,91$ | 11,28<br>$\pm 0,74$ | 10,58<br>$\pm 0,69$ | 9,14<br>$\pm 0,60$  | 8,91<br>$\pm 0,58$  | 8,53<br>$\pm 0,56$ |
| (3,5;3,7;3,9)             | 43,12<br>$\pm 2,87$ | 19,86<br>$\pm 1,30$ | 13,40<br>$\pm 0,88$ | 10,61<br>$\pm 0,69$ | 10,28<br>$\pm 0,67$ | 8,53<br>$\pm 0,56$  | 8,78<br>$\pm 0,57$  | 9,03<br>$\pm 0,59$ |

Примечание: составлено автором на основе полученных данных в ходе исследования.

Таблица 2

Длина маршрута (среднее  $\pm$  ст. отклонение) при решении задачи коммивояжёра нечётким алгоритмом роя частиц

| $c_2 \backslash c_1$ | (0;0,1;0,2)      | (0,3;0,4;0,5)    | (0,6;0,7;0,8)    | (0,9;1;1,1)      | (1,2;1,3;1,4)    |
|----------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|
| (0;0,1;0,2)          | 44,13 $\pm$ 2,94 | 45,34 $\pm$ 3,02 | 40,67 $\pm$ 2,71 | 43,83 $\pm$ 2,92 | 43,25 $\pm$ 2,88 |
| (0,3;0,4;0,5)        | 43,41 $\pm$ 2,89 | 45,55 $\pm$ 3,04 | 42,56 $\pm$ 2,89 | 46,95 $\pm$ 3,13 | 43,69 $\pm$ 2,91 |
| (0,6;0,7;0,8)        | 45,09 $\pm$ 3,01 | 44,33 $\pm$ 2,96 | 46,08 $\pm$ 3,07 | 43,98 $\pm$ 2,93 | 44,41 $\pm$ 2,96 |
| (0,9;1;1,1)          | 43,75 $\pm$ 2,92 | 43,37 $\pm$ 2,89 | 44,28 $\pm$ 2,95 | 41,73 $\pm$ 2,78 | 44,80 $\pm$ 2,99 |
| (1,2;1,3;1,4)        | 43,40 $\pm$ 2,89 | 40,84 $\pm$ 2,72 | 45,57 $\pm$ 3,04 | 46,37 $\pm$ 3,09 | 45,16 $\pm$ 3,01 |

Примечание: составлено автором на основе полученных данных в ходе исследования.



Результаты работы нечёткого алгоритма роя частиц представлены в таблице 2. В верхней части каждой ячейки таблицы указана средняя длина маршрута, а в нижней – стандартное отклонение.

Согласно данным таблицы 2, оптимальная конфигурация параметров  $c_1=(0,6;0,7;0,8)$ ,  $c_2=(0;0,1;0,2)$  обеспечивает минимальную длину маршрута  $40,67 \pm 2,71$ . Максимальное значение длины маршрута равно  $46,95 \pm 3,13$ .

Исследования подтверждают преимущество нечёткого АСО перед нечётким PSO для задач средней размерности. Модифицированный муравьиный алгоритм показывает более стабильную и быструю сходимость, что подтверждает его эффективность для решения сложных задач транспортной логистики, в частности для оптимизации маршрутов в условиях Арктической зоны [17]. Это объясняется естественной интеграцией нечётких параметров (феромонного следа и видимости) в бионическую логику алгоритма, где «размытость» оценок создает гибкий механизм адаптации к интервальным данным и эффективно предотвращает застревание в локальных оптимумах. Учитывая результаты вычислений, полученных в работе [10], нечёткая версия алгоритма роя частиц демонстрирует рост вычислительной сложности. Это обусловлено необходимостью выполнения операций над нечёткими числами (сложение, умножение) и последующей дефазификации на каждой итерации для каждой частицы, что добавляет дополнительную вычислительную нагрузку по сравнению с классическим PSO, где все операции детерминированы и выполняются над скалярными значениями.

### Заключение

Проведенное исследование демонстрирует, что нечёткие модификации алгоритмов оптимизации позволяют эффективно учитывать неопределённость входных данных при решении задачи коммивояжёра. Наибольшую эффективность показал муравьиный алгоритм, где введение нечётких параметров обеспечило баланс между адаптивностью и вычислительной сложностью. В отличие от этого, нечёткая версия алгоритма роя частиц, несмотря на теоретическую перспективность, продемонстрировала существенный рост вычислительных затрат без пропорционального улучшения качества решений, что ограничивает её практическое применение для рассматриваемого класса задач.

Особенно актуально это преимущество для задач морской логистики в Арктической зоне, где динамические изменения ледовой

обстановки, погодных условий и сезонных маршрутов требуют гибкого подхода к планированию и высокой устойчивости к вариациям исходных данных.

### Список литературы

1. Applegate D.L., Bixby R.E., Chvatal V., Cook W.J. The Traveling Salesman Problem: A Computational Study. Princeton: Princeton University Press, 2006. 606 p. ISBN: 978-0-691-12993-8.
2. Кузнецова Е.В., Хабибуллина Е.Л., Чаулаури Я.К. Решение задачи коммивояжёра: сравнение классических и эвристических методов // Вестник Липецкого государственного технического университета. 2019. № 2 (40). С. 5-10. URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=41291741> (дата обращения: 07.07.2025).
3. Макаров О.О. Анализ метаэвристик для задач многоагентной маршрутизации // КиберЛенинка. 2023. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-metaevristik-dlya-zadach-mnogooagentnoy-marshrutizatsii/viewer> (дата обращения: 05.07.2025).
4. Коцюбинская С.А. Задача глобальной оптимизации. Муравьиный алгоритм // Modern Science. 2020. № 5-1. С. 537-540. ISSN: 2414-9918.
5. Dorigo M., Stützle T. Ant Colony Optimization: Overview and Recent Advances // Handbook of Metaheuristics. 2019. Vol. 272. P. 311-351. DOI: 10.1007/978-3-030-12767-1\_11.
6. Телетин В.А. Муравьиные алгоритмы для решения задачи коммивояжёра // Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами / International Research Journal. 2024. № 145. С. 64. DOI: 10.60797/IRJ.2024.145.64.
7. Хабаров С.П. Особенности реализации алгоритма муравьиной колонии для обобщённой задачи коммивояжёра // Рефлексия. 2024. № 5. С. 15-20. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=72646526> (дата обращения: 15.07.2025). ISSN: 1995-2473.
8. Poli R., Kennedy J., Blackwell T. Particle swarm optimization // Swarm Intelligence. 2007. Vol. 1. № 1. P. 33-57. DOI: 10.1007/s11721-007-0002-0.
9. Казакова Е.М. Применение метода роя частиц в задачах оптимизации // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2022. № 5 (109). С. 48-57. ISSN: 1991-6639.
10. Кошуняева Н.В., Тутыгин А.Г. Сравнительный анализ эффективности использования метаэвристических методов моделирования для решения задачи коммивояжёра // Моделирование и анализ данных. 2025. Т. 15. № 3. С. 76-93. DOI: 10.17759/mda.2025150305.
11. Akram M., Habib A. Hybridizing simulated annealing and genetic algorithms with Pythagorean fuzzy uncertainty for traveling salesman problem optimization // Journal of Applied Mathematics and Computing. 2023. Vol. 69. P. 4451-4497. DOI: 10.1007/s12190-023-01935-y.
12. Гладков Л.А., Гладкова Н.В. Решение задачи коммивояжёра на основе нечёткого генетического алгоритма // Известия Южного федерального университета. Технические науки. 2008. № 9 (86). С. 31-35. ISSN: 1999-9429. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=11933870> (дата обращения: 15.07.2025).
13. Фильчук К.В., Коробов В.Б., Юлин А.В., Шевелева Т.В. Влияние наблюдаемых изменений климатических условий на хозяйственную деятельность в морях Российской Арктики // Российская Арктика. 2022. № 17. С. 21-33. DOI: 10.24412/2658-4255-2022-2-21-33.
14. Тутыгин А.Г., Антипов Е.О., Коробов В.Б. Матричное представление экспертных оценок в логистических моделях морских операций в Арктике // Современная мировая экономика: проблемы и перспективы в эпоху развития цифровых технологий и биотехнологии: сб. науч. ст. по итогам

VI Междунар. круглого стола. М.: ООО «КОНВЕРТ», 2019. С. 70-72. EDN: UAPKFW.

15. Тutyгин А.Г., Антипов Е.О., Коробов В.Б. Проблемы моделирования логистических операций в Арктической зоне Российской Федерации. Архангельск: КИРА, 2020. 244 с. ISBN: 978-5-98450-678-6.

16. Шевляков А.О. Алгебраические операции с нечеткими треугольными числами с использованием алгебры двухкомпонентных чисел // Вестник Воронежского государ-

ственного университета. Серия: Системный анализ и информационные технологии. 2017. № 1. С. 149–153. URL: <http://www.vestnik.vsu.ru/pdf/analiz/2017/01/2017-01-20.pdf> (дата обращения: 17.07.2025).

17. Кошуняева Н.В., Тutyгин А.Г. Нечеткий муравьиный алгоритм для оптимизации маршрутов судов в Белом море // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2025. Т. 21. № 2. С. 26-33. DOI: 10.36622/1729-6501.2025.21.2.004.

**Конфликт интересов:** Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Conflict of interest:** The authors declare that there is no conflict of interest.

**Финансирование:** Работа выполнена в рамках государственного задания лаборатории проблем развития территорий по теме НИР «Теоретико-методологические основы комплексного управления ресурсами развития территорий в современных условиях (на примере западной части Арктической зоны Российской Федерации)».

**Financing:** The work was performed within the framework of the state assignment of the Laboratory of problems of territorial development on the research topic «Theoretical and methodological foundations of integrated resource management of territorial development in modern conditions (using the example of the western part of the Arctic zone of the Russian Federation)».