

На правах рукописи



Долгова Ольга Эдуардовна

**МУРАВЬИНЫЕ АЛГОРИТМЫ
ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ
МАРШРУТИЗАЦИИ ТРАНСПОРТА**

Специальность 05.13.18 –
“Математическое моделирование,
численные методы и комплексы программ”

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата физико-математических наук

Комсомольск-на-Амуре — 2018

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном учреждении науки Вычислительный центр Дальневосточного отделения Российской академии наук (г. Хабаровск)

- Научный руководитель:** **Смагин Сергей Иванович**
доктор физико-математических наук,
член-корреспондент РАН
- Официальные оппоненты:** **Нурминский Евгений Алексеевич**
доктор физико-математических наук, профессор,
ведущий научный сотрудник Школы естественных наук ФГАОУ ВО “Дальневосточный федеральный университет” (г. Владивосток)
- Максимова Надежда Николаевна**
кандидат физико-математических наук, доцент,
и.о. зав. кафедрой ФГБОУ ВО “Амурский государственный университет” (г. Благовещенск)
- Ведущая организация:** ФГБОУ ВО “Дальневосточный государственный университет путей сообщения” (г. Хабаровск)

Защита диссертации состоится «19» декабря 2018 г. в 10⁰⁰ часов на заседании объединенного диссертационного совета Д999.055.04 при ФГБОУ ВО “Комсомольский-на-Амуре государственный университет”, ФГБУН Вычислительный центр ДВО РАН, ФГБУН Институт машиноведения и металлургии ДВО РАН, ФГБОУ ВО “Амурский государственный университет” по адресу: г. Комсомольск-на-Амуре, пр. Ленина, д. 27, корп. 3, ауд. 201/3.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБОУ ВО “Комсомольский-на-Амуре государственный университет” и на сайте <https://sovnet.knastu.ru/>.

Автореферат разослан « » октября 2018 г.

И.о. ученого секретаря
диссертационного совета
Д999.055.04,
доктор технических наук



Евстигнеев Алексей Иванович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Планирование транспортных перевозок является важной задачей в сфере логистики: доля расходов на транспортировку товара может составлять 25-35% от его стоимости. Оптимизация перевозок становится серьезным конкурентным преимуществом как среди представителей услуг грузоперевозок, так и среди производителей товаров. При решении практических транспортных задач в большинстве случаев планировщикам нужна интеллектуальная система поддержки принятия решений. Задачи маршрутизации транспорта (поиска оптимальных маршрутов движения транспортных средств) являются NP-трудными, то есть для их решения до настоящего времени не разработаны алгоритмы с полиномиальным временем работы, но и не доказано, что таких алгоритмов не существует. Одним из перспективных подходов для эффективного решения задач маршрутизации транспорта является разработка гибридных методов, в состав которых входят муравьиные алгоритмы. Муравьиные алгоритмы относятся к группе алгоритмов “роевого интеллекта” и рассматриваются в теории искусственного интеллекта как методы оптимизации.

Муравьиные алгоритмы используются для нахождения приближенных решений различных комбинаторных задач оптимизации: коммивояжера, поиска маршрутов на графах, о ранце, о назначениях, — а также задач составления расписаний. Одноприборные задачи составления расписаний возникают в различных областях, в том числе маршрутизации и транспортной логистики, и являются частными случаями более сложных практических задач.

Цель работы состоит в разработке гибридных методов, основанных на муравьиных алгоритмах, для эффективного численного решения задач маршрутизации транспорта.

Задачи работы.

1. Разработать гибридные методы решения задач маршрутизации транспорта.
2. Разработать гибридные методы решения одноприборных задач составления расписаний, возникающих в транспортной логистике и сводящихся к комбинаторной задаче оптимизации.
3. Исследовать эффективность разработанных алгоритмов в ходе выполнения вычислительных экспериментов на тестовых наборах задач.

Научная новизна работы.

1. В гибридный метод, основанный на муравьином алгоритме, для решения задачи маршрутизации транспорта с ограничением на грузоподъемность был включен лучевой поиск.
2. Для решения задачи маршрутизации транспорта в составе гибридного метода используется муравьиный алгоритм с ослаблением временных ограничений.
3. Для решения одноприборной задачи составления расписаний в гибридном методе, основанном на муравьином алгоритме, предложена схема циклического случайного выбора методов локального поиска.

Теоретическая значимость работы состоит в исследовании эффективности использования муравьиных алгоритмов в составе гибридных методов для численного решения задач маршрутизации транспорта.

Практическая значимость работы заключается в создании эффективных алгоритмов, с помощью которых можно с высокой точностью находить приближенные решения востребованных практических задач маршрутизации транспорта за ограниченный отрезок времени.

Методология и методы исследования. В диссертации использованы современные методы построения математических моделей, теория расписаний, гибридные

метаэвристические алгоритмы, муравьиные алгоритмы, лучевой поиск, точные методы решения комбинаторных задач оптимизации, а также методология экспериментальных исследований с применением компьютерных технологий. Все программы, созданные на основе разработанных алгоритмов, написаны на языке программирования Fortran 95.

Основные положения, выносимые на защиту.

1. Включение лучевого поиска в гибридный метод решения задачи маршрутизации транспорта с ограничением на грузоподъемность позволило повысить эффективность решения задач кластерного типа.
2. Применение ослабления ограничений в разработанном гибридном методе, основанном на муравьином алгоритме, оправданно при решении задач маршрутизации транспорта с ограничениями по временным окнам.
3. Муравьиные алгоритмы в составе гибридных методов могут успешно использоваться для решения одноприборных задач составления расписаний.

Степень достоверности. Достоверность полученных в работе результатов подтверждается использованием фундаментальных принципов при построении математических моделей и интерпретации натуральных исследований, корректными математическими методами исследования решаемых задач, а также вычислительными экспериментами и сравнением полученных результатов с опубликованными ранее результатами других авторов.

Апробация. Основные результаты работы докладывались и обсуждались на следующих научных конференциях и семинарах: межрегиональная научно-практическая конференция “Информационные и коммуникационные технологии в образовании и научной деятельности” (Хабаровск, 2009); научно-практическая конференция “Информационные технологии и высокопроизводительные вычисления” (Хабаровск, 2011, 2013, 2017); международная научная конференция “Информационные технологии XXI века” (Хабаровск, 2013); XVIII всероссийская конференция молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (Иркутск, 2017); 5-я Дальневосточная конференция с международным участием “Фундаментальные и прикладные задачи механики деформируемого твердого тела и прогрессивные технологии в машиностроении” (Комсомольск-на-Амуре, 2018); семинары Вычислительного центра ДВО РАН; семинар кафедры математических методов в экономике Школы естественных наук ДВФУ (Владивосток, 2018).

Публикации. По материалам диссертации опубликовано 10 печатных работ, в том числе 3 статьи в рецензируемых научных изданиях, рекомендованных ВАК РФ для опубликования основных научных результатов диссертаций на соискание ученой степени кандидата или доктора наук. Получено свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ “Программный комплекс для решения задач маршрутизации транспортных средств с ограничениями по временным окнам”. Из соевместных работ и публикаций с Пересветовым В.В. в диссертацию включены только те результаты, которые принадлежат непосредственно автору.

Личный вклад. Автором осуществлены разработка и настройка гибридных методов решения задач маршрутизации транспорта и составления расписаний, создание программ для ЭВМ, выбор тестовых наборов и реализация численных экспериментов для проверки эффективности созданных алгоритмов.

Соответствие паспорту специальности. Научные результаты, полученные в ходе выполнения диссертационной работы, соответствуют трем пунктам паспорта специальности 05.13.18 — “Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ” (физико-математические науки).

П.3. Разработка, обоснование и тестирование эффективных вычислительных методов с применением современных компьютерных технологий.

П.4. Реализация эффективных численных методов и алгоритмов в виде комплексов проблемно-ориентированных программ для проведения вычислительного эксперимента.

П.7. Разработка новых математических методов и алгоритмов интерпретации натурального эксперимента на основе его математической модели.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, трех глав, заключения, списка сокращений, словаря терминов, списка литературы из 134 наименований, списка иллюстративного материала, включающего 20 рисунков и 20 таблиц, двух приложений. Объем работы составляет 103 страницы машинописного текста.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении дается общее представление о задаче маршрутизации транспорта, ее приложениях и методах решения. Семейство задач составления планов оптимальных маршрутов движения транспортных средств называют задачами маршрутизации транспорта (в английской интерпретации “vehicle routing problem” — VRP). Из наиболее значимых трудов по задачам маршрутизации транспорта следует отметить работы Laporte G., Toth P., Vidal T., Vigo D., Бронштейна Е.М., Гимади Э.Х. Существующие методы решения таких задач в самом широком смысле классифицируют на точные и эвристические. Точные методы решения VRP применимы при некоторых предположениях, они чувствительны к любым дополнительным ограничениям, при этом время вычислений растет слишком быстро с увеличением размерности задач. Все это затрудняет использование точных методов на практике. С помощью приближенных алгоритмов можно находить близкие к оптимальным решения за ограниченное вычислительное время.

Далее во введении приводятся основные положения теории муравьиных алгоритмов, обзор по наиболее значимым работам, посвященным исследованию муравьиных алгоритмов. Муравьиные алгоритмы являются хорошо зарекомендовавшими себя метаэвристическими методами для нахождения приближенных решений прикладных оптимизационных задач на графах. Суть подхода заключается в моделировании поведения реальной колонии муравьев, которые способны находить кратчайшие пути в процессе кормодобывания, что наблюдалось в ходе экспериментов в контролируемых условиях. Маркировка более удачных путей большим количеством феромона составляет основу муравьиных алгоритмов. Муравьи могут чувствовать феромон и склонны вероятностно выбирать пути, помеченные более сильными концентрациями феромона. Один из первых муравьиных алгоритмов, предложенный Dorigo M., использовался для решения задачи поиска оптимального пути в графе. Ряд других исследователей также внесли весомый вклад в развитие теории муравьиных алгоритмов, среди них Colorni A., Deneubourg J.-L., Gambardella L.M., Gutjahr W.J., Maniezzo V. и др.

Во введении обосновывается актуальность выбранной темы исследования, излагаются цели и задачи диссертационной работы. Отмечена новизна полученных результатов и их теоретическая и практическая значимость. Приводятся сведения об апробации работы и публикациях. Кратко описывается структура и объем работы, ее содержание.

Первая глава посвящена решению классической задачи маршрутизации транспорта с ограничением на грузоподъемность (capacitated vehicle routing problem — CVRP). В начале главы приводится общее описание этой задачи и краткий обзор по методам ее решения. В разделе 1.1 дана математическая постановка задачи. Рассмотрим граф с множеством вершин $\{0, 1, \dots, n\}$. Вершина 0 представляет на графе склад, где находятся транспортные средства и товар. Вершинам $i = 1, \dots, n$, представляющих на графе клиентов, соответствуют спросы товара $q(i)$ и продолжительности его разгрузки $s(i) \geq 0$.

Имеется парк идентичных транспортных средств с грузоподъемностью Q . Транспортные средства начинают и заканчивают свои маршруты на складе. Все клиенты посещаются однократно в одном из $K \geq 1$ маршрутов. Пусть в некотором маршруте $V^k = (v_0^k, v_1^k, \dots, v_{n_k}^k, v_{n_k+1}^k)$ посещается n_k клиентов, где $v_0^k = v_{n_k+1}^k = 0$ (первый и последний пункты посещения соответствуют складу). Длина этого маршрута находится как сумма известных расстояний между назначенными на него пунктами: $\sum_{j=0}^{n_k} d(v_j^k, v_{j+1}^k)$. В маршруте V^k не нарушается ограничение на грузоподъемность, если $\sum_{j=1}^{n_k} q(v_j^k) \leq Q$. В качестве дополнительного рассматривается ограничение на максимальную длину L_m пройденного пути в пределах маршрута с учетом времени на разгрузку товара, то есть $\sum_{j=0}^{n_k} d(v_j^k, v_{j+1}^k) + \sum_{j=1}^{n_k} s(j) \leq L_m$.

Если все маршруты удовлетворяют ограничениям задачи, то их совокупность является допустимым решением, которое обозначим $\zeta = \{V^k : k = 1, \dots, K\}$. В общем случае имеется множество допустимых решений Z , $\zeta \in Z$. Общая длина $f(\zeta)$ всех маршрутов решения ζ является целевой функцией. Требуется найти

$$\zeta^* = \arg \min_{\zeta \in Z} f(\zeta) = \arg \min_{\zeta \in Z} \sum_{k=1}^K \sum_{j=0}^{n_k} d(v_j^k, v_{j+1}^k). \quad (1)$$

В разделе 1.2 для решения классической задачи маршрутизации CVRP предложен гибридный алгоритм, включающий муравьиный алгоритм с разработанной комбинированной схемой локального поиска. В алгоритме 1 дана его общая схема. Алгоритм 1 (Гибридный алгоритм).

- 1: ввод матрицы расстояний и др. данных, инициализация параметров алгоритма;
- 2: **while** (не превышено время T_{max}) **do**
- 3: построение допустимых решений;
- 4: применение методов локального поиска к найденным решениям;
- 5: выбор лучшего решения на итерации ζ^{it} ;
- 6: **if** ($f(\zeta^{it}) < f(\zeta^{bsf})$) **then** $\zeta^{bsf} = \zeta^{it}$;
- 7: обновление следов феромона;
- 8: **end while**
- 9: вывод лучшего решения ζ^{bsf} , найденного с начала работы алгоритма.

В общем случае время решения задачи ограничивается значением T_{max} . На каждой итерации алгоритма искусственные муравьи (агенты) строят множество допустимых решений, перемещаясь по графу задачи, путем многократного использования так называемого вероятностного правила. Значения вероятностей рассчитываются по двум типам числовой информации: искусственный след феромона τ и эвристическая информация η . Агент отправляется со склада и добавляет в текущий маршрут клиентов до тех пор, пока он их всех не посетит. При выборе следующей вершины для перехода учитываются ограничения задачи. Если ни один из непосещенных клиентов не может быть добавлен в текущий маршрут из-за нарушения ограничений, то начинается новый маршрут со склада. Пусть Ω — список вершин, куда может перейти агент, находясь в вершине i . Следующая вершина выбирается “методом рулетки”. Величины P_{ij} сопоставляются “секторам колеса рулетки” и обозначают вероятности, с которыми муравей, находясь в данный момент в вершине i , выбирает вершины $j \in \Omega$ для перехода:

$$P_{ij} = \begin{cases} \tau_{ij}^\alpha \eta_{ij}^\beta / \sum_{h \in \Omega} \tau_{ih}^\alpha \eta_{ih}^\beta, & j \in \Omega, \\ 0, & j \notin \Omega, \end{cases} \quad (2)$$

где α и β — параметры алгоритма, определяющие относительное влияние следа феромона τ_{ij} и эвристической информации η_{ij} соответственно. Значения η_{ij} вычисляются

на этапе инициализации (строка 1) по правилу $\eta_{ij} = 1/d(i,j)$. Совокупность значений $d(i,j)$ представляется в виде матрицы расстояний размерности $(n+1)^2$. Значения τ_{ij} ограничиваются отрезком $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$, при начальной инициализации $\tau_{ij} = \tau_{\max}$. На каждой итерации алгоритма следы феромона обновляются (строка 7). Концентрация феромона может либо увеличиться, так как агент оставляет феромон на ребрах, по которым проходил его маршрут, либо уменьшиться из-за испарения. Добавление нового феромона увеличивает вероятность того, что те ребра, которые входят в хорошие решения, будут снова использоваться муравьями на следующих итерациях. За счет испарения феромона удается избежать слишком быстрой сходимости алгоритма к субоптимальным решениям, исследуя другие области пространства поиска. Для всех ребер применяется процедура испарения феромона, то есть $\tau_{ij}^{(m)} = (1 - \rho)\tau_{ij}^{(m-1)}$, где m — номер итерации, ρ — коэффициент испарения (параметр алгоритма). Кроме того, если в лучшем решении на итерации со значением целевой функции $f(\zeta^{it})$ после пункта i посещается пункт j , то $\tau_{ij}^{(m)} = \tau_{ij}^{(m)} + 1/f(\zeta^{it})$, при этом $\tau_{ji}^{(m)} = \tau_{ji}^{(m)}$.

Локальный поиск (строка 4) производится из найденного агентом решения. Когда удастся найти улучшенное решение, оно запоминается, затем поиск продолжается в окрестности этого нового решения, пока локальный оптимум не будет найден. Окрестность задает множество соседних решений, которые можно получить некоторой локальной перестройкой. В этой работе реализована комбинированная схема использования методов 2-opt и 2-opt*. Окрестности 2-opt и 2-opt* содержат решения, полученные путем замены двух ребер $(i, i+1)$ и $(j, j+1)$ на ребра (i, j) и $(i+1, j+1)$. В первом случае ребра $(i, i+1)$ и $(j, j+1)$ принадлежат одному маршруту, во втором — двум различным маршрутам.

В конце раздела 1.2 приводятся результаты решения задач из стандартного тестового набора СМТ (Christofides, Mingozzi, Toth). Этот набор включает 14 задач различной сложности в зависимости от числа клиентов (от 50 до 199), взаимного расположения клиентов и склада (случайное или кластерное), ограничений на длину пройденного пути в пределах маршрута. Для отдельных задач приведены полученные показатели эффективности поиска известных оптимальных решений предложенным гибридным алгоритмом. На примере решения задачи СМТ12 размерности 100 показано распределение времени ее решения (рис. 1), которое может существенно отличаться от случая к случаю из-за стохастической природы предлагаемых методов. Тестовая задача решалась 200 раз и фиксировался процент решенных задач N из 200 за определенное время. По графику на рис. 1 видно, что время решения задачи СМТ12 находится в диапазоне от 0.8 с до 45 с.

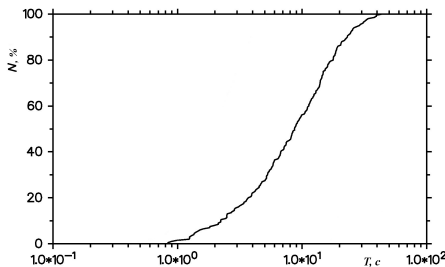


Рис. 1: Распределение времени решения тестовой задачи ($n = 100$)

В разделе 1.3 описывается метод лучевого поиска (подраздел 1.3.1) и разработанный гибридный алгоритм, состоящий из вероятностного лучевого поиска с механизмом

муравьиных алгоритмов построения решений при поиске возможных расширений для частичных решений и оценке нижних границ и локального поиска (подраздел 1.3.2).

Лучевой поиск (рис. 2) является методом поиска по дереву решений, модификацией точного метода ветвей и границ. На каждом шаге лучевого поиска поддерживается некоторое множество из k_{bw} лучших частичных решений, которые могут быть расширены за счет добавления непосещенных клиентов. Для каждого из этих частичных решений находятся k_{ext} возможных расширений (вершин для перехода), после чего полученные решения-кандидаты сортируются в порядке ухудшения оценки. При формировании множества частичных решений следующего поколения выбираются k_{bw} лучших среди решений-кандидатов, и так до тех пор, пока не будет найдено решение задачи. На рис. 2 $k_{bw} = 2$, $k_{ext} = 3$. Корневой узел поиска представляет собой частичное решение $\{0\}$, содержащее склад.

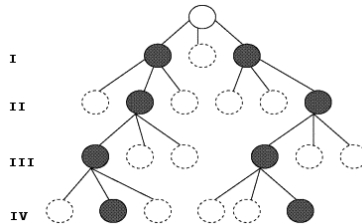


Рис. 2: Метод лучевого поиска

Ключевым является значение параметра k_{bw} (ширина луча): чем меньше это значение, тем быстрее работает алгоритм, но тем чаще он ошибается. Чем больше k_{bw} , тем алгоритм работает лучше, но дольше. Это одно из его важных преимуществ — возможность легко балансировать между скоростью и качеством.

При поиске возможных расширений для частичных решений и формировании луча следующего поколения применяется вероятностный способ, который использует искусственный муравей при построении решений. Пусть Ω — склад и множество непосещенных клиентов, включение которых в текущий маршрут не нарушает ограничений; p — случайное число, равномерно распределенное на отрезке $[0,1]$, которое генерируется на каждом шаге перехода. Это число сравнивается с параметром p_0 , и если $p \leq p_0$, то в частичном решении после i -ой вершины выбирается вершина $j \in \Omega$ по формуле $j = \arg \max_{h \in \Omega} \{\tau_{ih}^\alpha \eta_{ih}^\beta\}$. Если $p > p_0$, то следующий пункт выбирается согласно распределению вероятностей (2). Для оценки решений-кандидатов используется эвристическая оценка нижних границ целевой функции полных решений, которые могут быть получены из решений-кандидатов описанным выше вероятностным способом.

В разработанном гибридном алгоритме (НВ-АСО) вероятностный лучевой поиск применяется для нахождения допустимых решений. Из найденных допустимых решений выбирается лучшее на итерации и делается попытка его усовершенствовать с помощью методов локального поиска. Кроме того, вычисляется так называемый показатель сходимости и принимается решение о перезапуске алгоритма, то есть когда следы феромона заново инициализируются. При обновлении следов феромона используются три решения: лучшее на итерации, лучшее с начала работы алгоритма и лучшее с момента последнего перезапуска. В диссертации приводятся общая схема построения предложенного гибридного метода решения классической задачи маршрутизации, алгоритм вероятностного лучевого поиска, разработанная комбинированная схема методов локального поиска.

Комбинированная схема локального поиска включает один метод в пределах одного маршрута (3-opt) и четыре метода для двух различных маршрутов (2-opt, 2-opt*, exchange, relocate). В этих алгоритмах поиск по окрестности выполняется до первого улучшения. Окрестности просматриваются в соответствии с естественным лексикографическим порядком, индуцированным нумерацией.

В разделе 1.4 исследуется эффективность различных метаэвристических подходов по результатам их сравнения друг с другом на примере решения задач из двух тестовых наборов. В табл. 1 приводится средняя погрешность (в %) нахождения оптимальных значений целевой функции по всем задачам случайного (10 задач) и кластерного (4 задачи) типов первого набора СМТ: $\delta = 100\%(f(\zeta) - f(\zeta^*))/f(\zeta^*)$, где $f(\zeta)$ — значение целевой функции решения, найденного в ходе работы программы. Результаты проведенных вычислительных экспериментов методом НВ-АСО сравниваются с опубликованными результатами, полученными с использованием муравьиных алгоритмов (IACO, ACO), алгоритма искусственной пчелиной колонии (ABC), генетического алгоритма (OCGA). По кластерным задачам виден более ощутимый разрыв: методом НВ-АСО эти задачи решаются более эффективно по сравнению с другими приближенными методами.

Таблица 1: Погрешность решения задач случайного и кластерного типов, %

Тип	НВ-АСО	IACO	ACO	ABC
Случайный	0.58	1.4	5.1	1.6
Кластерный	0.07	0.47	1.9	0.72

При решении отдельных задач удается получать известные $f(\zeta^*)$ за относительно небольшое время во всех запусках программы. Представлены минимальные t_{min} , максимальные t_{max} и средние t_{avg} значения времени решения задач различными приближенными методами (табл. 2). При сравнении времени счета с опубликованными результатами других авторов использовались коэффициенты производительности процессоров $c_1 = 0.23$, $c_2 = 0.87$, $c_3 = 0.38$, $c_4 = 0.34$ по отношению к процессору Intel E5-2630 2.3 ГГц (НВ-АСО), найденные по результатам решения синтетических тестов (<https://www.cpubenchmark.net/>).

Таблица 2: Время решения тестовых задач CVRP, с

Задача	n	НВ-АСО			IACO	ACO	ABC	OCGA
		t_{min}	t_{max}	t_{avg}	$t_{avg}c_1$	$t_{avg}c_2$	$t_{avg}c_3$	$t_{avg}c_4$
СМТ1	50	0.03	0.95	0.34	0.46	359	15	16
СМТ6	50	0.05	5.4	1.7	5.5	36	16	26
СМТ7	75	2.3	694	147	4.6	30	54	88
СМТ8	100	1.7	103	31	13	142	58	150
СМТ11	120	5.4	871	212	14	686	79	-
СМТ12	100	0.14	1.8	0.73	7.1	211	66	91
СМТ14	100	0.12	10	2.7	9.9	125	76	134

Для дополнительного исследования НВ-АСО в решении задач кластерного типа проведены вычислительные эксперименты с другим тестовым набором RT (Rochat, Taillard) и приводятся результаты сравнения эффективности решения этих задач методом НВ-АСО и генетическими алгоритмами.

Для оценки экономической выгоды использования муравьиных алгоритмов решалась реальная практическая задача доставки бутилированной воды клиентам в черте гор. Хабаровска. Получена несимметричная матрица расстояний, спросы клиентов сгенерированы случайным образом. Необходимо найти маршруты движения

транспортных средств для доставки воды всем клиентам и общую длину пройденного пути всеми транспортными средствами. Для решения этой задачи также применялся “жадный” метод, в котором следующий выбранный пункт для посещения является ближайшим по расстоянию к последнему добавленному в текущий маршрут. Муравьиный алгоритм оказался более эффективным на 13-32%.

Вторая глава посвящена решению задачи маршрутизации транспорта с ограничениями по временным окнам (vehicle routing problem with time windows — VRPTW). В начале главы приводится общее описание задачи и краткий обзор по методам ее решения. Классическую задачу маршрутизации с ограничением на грузоподъемность (рассматривалась в первой главе) для расширения области ее практического использования в ряде случаев усложняют путем добавления дополнительных ограничений. Временное окно представляет собой отрезок времени, в котором может начаться разгрузка товара у клиента. Если транспортное средство прибывает к клиенту слишком рано, то появляется время ожидания, которое не добавляется к целевой функции. Возвращение транспортных средств на склад должно быть не позже заданного срока. Идентичные транспортные средства имеют ограниченную грузоподъемность, ограничение на максимальную длину пройденного пути в пределах маршрута не задано. Требуется составить маршруты движения транспортных средств и доставить товар всем клиентам так, чтобы общая длина пройденного пути была минимальной (1). Раздел 2.1 содержит формулировку задачи.

В разделе 2.2 описан муравьиный алгоритм с разработанной комбинированной схемой локального поиска. В конце раздела приводятся результаты решения тестовых задач из стандартного набора (Solomon).

В разделе 2.3 для решения задачи маршрутизации с ограничениями по временным окнам предложен гибридный алгоритм (далее НУВ), включающий методы построения исходных решений, муравьиный алгоритм и локальный поиск. Приводится подробное описание алгоритмов. Для повышения эффективности решения задач в предложенном гибридном алгоритме используются два подхода. На первом этапе работы алгоритма находятся несколько пробных решений, а в дальнейшем поиск решения продолжается с лучшим из них. Использование пробных решений позволяет уменьшить негативное влияние основного недостатка приближенных методов, заключающегося в частом попадании в одну из субоптимальных областей, в которой вычислительный процесс может находиться на протяжении многих итераций. Удаётся исследовать наиболее перспективные области пространства поиска, что повышает надежность методов.

Кроме того, в муравьином алгоритме допускается построение промежуточных недопустимых решений: разгрузка товара у клиентов и/или возвращение транспортных средств на склад могут быть после крайнего срока. Предлагается ослабление временных ограничений по схеме *returns in time* с добавлением штрафа в целевую функцию. Для недопустимых решений, найденных муравьями, находится функция штрафа f_{pen} . Пусть ξ — недопустимое решение задачи с нарушениями временных ограничений. Функция штрафа $TW(k)$ маршрута $V^k = (v_0^k, v_1^k, \dots, v_{n_k}^k, v_{n_k+1}^k)$ решения $\xi \notin Z$ вычисляется по формуле:

$$TW(k) = \sum_{j=0}^{n_k+1} \max[\bar{t}'(v_j^k) - l(v_j^k), 0],$$

$$\bar{t}(v_0^k) = \bar{t}'(v_0^k) = e(0), \quad s(v_0^k) = 0,$$

$$\bar{t}'(v_j^k) = \bar{t}(v_{j-1}^k) + s(v_{j-1}^k) + d(v_{j-1}^k, v_j^k), \quad j = 1, \dots, n_k + 1,$$

$$\bar{t}(v_j^k) = \begin{cases} \max[\vec{t}(v_j^k), e(v_j^k)], & \text{если } \vec{t}(v_j^k) \leq l(v_j^k) \\ l(v_j^k), & \text{если } \vec{t}(v_j^k) > l(v_j^k), \end{cases}$$

где $[e(j), l(j)]$ — заданные временные окна, $j = 0, \dots, n_k + 1$. Функция штрафа решения ξ определяется как сумма штрафных функций по всем K маршрутам: $f_{pen}(\xi) = \sum_{k=1}^K TW(k)$. Если $l(v_j^k) < \vec{t}(v_j^k)$, то момент начала разгрузки товара у клиента v_j^k (или когда транспортное средство возвращается на склад, если $j = n_k + 1$) происходит после самого позднего срока, когда это разрешается. В этом случае считается, что опоздания не было и происходит “возврат” к моменту $l(v_j^k)$ с целью без задержки начать разгрузку или вернуться на склад, но со штрафом $\vec{t}(v_j^k) - l(v_j^k)$. На рис. 3 приведен график начала разгрузки товара у клиентов недопустимого маршрута $V^k \in \xi$. На этом рисунке скобки (засечки) обозначают временные окна, круги — моменты времени начала разгрузки товара у клиентов ($\bar{t}(v_j^k)$), стрелки — штраф.

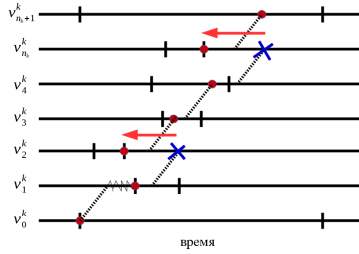


Рис. 3: Таблица времени начала разгрузки товара у клиентов недопустимого маршрута

Метод восстановления недопустимых решений (алгоритм минимизации функции штрафа) основан на поиске по окрестности с эффективной процедурой ее просмотра. Описан способ, в котором величина штрафа для новых маршрутов находится за время $O(1)$ с использованием большинства методов получения соседних решений. В худшем случае временная сложность алгоритма равна $O(n_k)$, n_k — число клиентов, назначенных на маршрут $V^k = (v_0^k, v_1^k, \dots, v_{n_k}^k, v_{n_k+1}^k)$.

Результаты вычислительных экспериментов приводятся в разделе 2.4. Исследуется эффективность разработанных алгоритмов при решении 168 тестовых задач размерности $n = 25, 50, 100$ из стандартного набора (Solomon) в сравнении с результатами, полученными авторами точных методов. Задачи каждой размерности распределены по классам. Классы C1(9), R1(12), RC1(8) включают задачи с краткосрочным горизонтом планирования, а классы C2(8), R2(11), RC2(8) — с долгосрочным. Для задач первого типа характерно посещение только нескольких клиентов одним и тем же транспортным средством, в задачах второго типа соотношения грузоподъемности, объемов заказов клиентов, предельного времени возвращения на склад позволяют назначать на один маршрут многих клиентов (до 60 в некоторых случаях). Обозначения C, R и RC указывают на соответственно кластерное, случайное и смешанное расположение клиентов; в скобках приведено число задач в каждом классе. Алгоритм НУВ является стохастическим, поэтому каждая задача решалась N_{run} раз. В случае обнаружения оптимального решения поиск прекращался. Время решения сложных задач ограничивалось значением T_{max} . Всюду время дано в секундах.

В табл. 3 приведены обобщенные результаты решения задач всех классов размерности $n = 25, 50$. Все задачи методом НУВ были решены в каждом запуске. Показаны максимальное t_{max} и среднее t_{avg} время решения, найденные по общему количеству

запусков всех задач одного класса. При сравнении времени счета с опубликованными результатами других авторов (JPSP, BMR, PCDU) использовались коэффициенты производительности процессоров, найденные по результатам тестов SPECint_base2006 и SPECint_rate_base2000 (<https://www.spec.org/>), по отношению к Intel Xeon E5450 3.0 ГГц (HYB): $c_1 = 0.32$ (JPSP), $c_2 = 0.89$ (BMR), $c_3 = 2.28$ (PCDU). В тех случаях, когда не все задачи в классе были решены методом JPSP, число решенных указано в скобках.

Таблица 3: Время решения всех задач, с ($n = 25, 50$)

Класс	$n = 25$			$n = 50$			
	HYB		JPSP	HYB		JPSP	BMR
	t_{max}	t_{avg}	$t_{avg}c_1$	t_{max}	t_{avg}	$t_{avg}c_1$	$t_{avg}c_2$
C1 (9)	0.1	0.005	0.22	1.7	0.09	56	-
C2 (8)	4.2	0.07	0.85	23	0.48	25 (7)	7
R1 (12)	1.1	0.06	0.05	511	16	44	-
R2 (11)	3.7	0.16	1.20	952	28	2268 (9)	110
RC1 (8)	1.7	0.09	0.08	202	7.3	13	-
RC2 (8)	0.3	0.03	3.37	579	16	86 (7)	24
Суммарно (56)	-	0.07	0.90	-	12	429 (52)	54 (27)

Из табл. 3 можно видеть, что в среднем методом HYB были получены результаты, существенно превосходящие те, что были опубликованы в литературе для задач $n = 25, 50$. В табл. 4 представлены результаты решения всех задач классов C1, C2, R2, RC2 размерности $n = 100$ приближенными методами HYB, CGH и точными JPSP, BMR, PCDU.

Таблица 4: Результаты решения задач ($n = 100$)

Класс	HYB(1h)		HYB(4h)		JPSP	BMR	PCDU
	δ_{avg}	δ_{avg}	δ_{avg}	t_{avg}	$t_{avg}c_1$	$t_{avg}c_2$	$t_{avg}c_3$
C1 (9)	0	0	0	2.2	150	22	34
C2 (8)	0	0.05	0	8.8	894 (7)	36	748
R2 (11)	0.28	6.4	0.16	1618 (4)	11293 (4)	25525 (10)	14665
RC2 (8)	0.17	3.9	0.07	1889 (4)	1025 (5)	3353	768

Для упрощения изложения методы с $T_{max} = 3600$ обозначены с окончанием (1h), а с $T_{max} = 14400$ — (4h). В табл. 4 показана δ_{avg} — средняя относительная погрешность целевой функции, найденная по общему количеству запусков всех задач одного класса. Для метода HYB(4h) указано среднее время решения только тех задач, для которых был получен оптимальный результат в каждом запуске (число таких задач указано в скобках). Остальные задачи оцениваются по погрешности δ_{avg} . Все задачи размерности $n = 100$ хотя бы в одном из запусков были решены методом HYB. Для отдельных задач класса C2 и всех задач классов R2, RC2, которые считаются сложными, в диссертации представлены более подробные результаты их решения.

Отмечено, что без ослабления ограничений результаты решения тестовых задач оказались в целом хуже. В случае задач размерности $n = 25$ среднее время решения осталось на прежнем уровне, кроме одной задачи RC102, для которой среднее время решения возросло в 580 раз. Для задач $n = 50$ среднее время решения по классу C1 осталось на прежнем уровне, по классам C2 и R2 увеличилось соответственно в 1.2 и 1.8 раз, а в классах R1, RC1, RC2 при ограничении времени решения $T_{max} = 3600$ не все задачи были решены в каждом запуске. При решении задач размерности $n = 100$ погрешность нахождения оптимальных значений целевой функции методом HYB(1h) без ослабления ограничений увеличилась более чем в 2 раза.

Для задач классов R1, R2, RC1, RC2 с числом пробных решений 1 и 8 при значении $T_{max} = 7200$ в обоих случаях приведены графики зависимости погрешностей от времени решения задач (рис. 4). Задачи классов C1 и C2 решались быстро, поэтому для этих классов такие графики не приводятся.

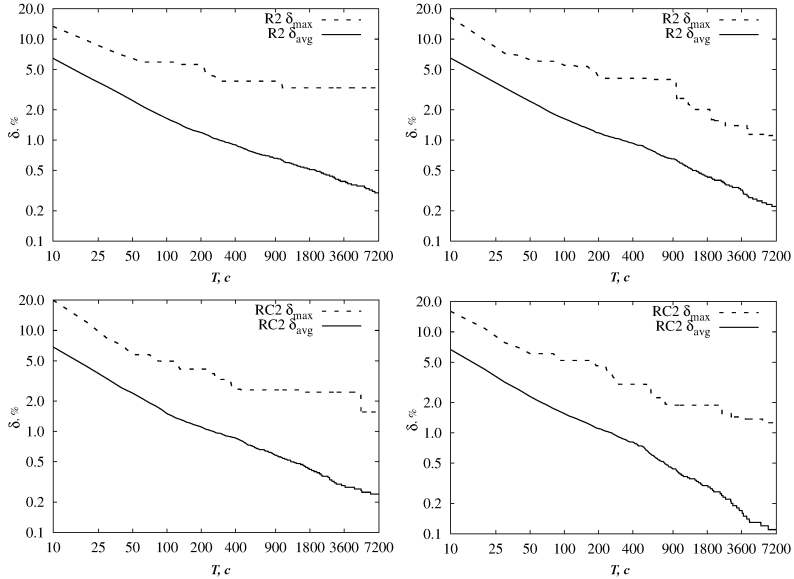


Рис. 4: Зависимость погрешностей от времени решения задач классов R2, RC2 с 1 (слева) и 8 (справа) пробными решениями

В экспериментальном режиме работы программы проводились расчеты с задачами кластерного типа размерности $n = 200$ из тестового набора GH (Gehring, Homberger). Для отдельных задач указано среднее время их решения.

Третья глава посвящена решению задачи составления расписаний на одном приборе с минимизацией суммарного взвешенного запаздывания (single machine total weighted tardiness problem — SMTWTP). В начале главы приводится общее описание этой задачи и краткий обзор по методам ее решения. Раздел 3.1 содержит формулировку задачи.

Пусть $J = \{J_1, \dots, J_n\}$ — множество работ, отношение порядка на множестве не определено. Для каждой работы J_j , $j = 1, \dots, n$ заданы время $p_j > 0$, необходимое для ее выполнения; весовой коэффициент $w_j > 0$, характеризующий относительную важность работы; директивный срок окончания выполнения D_j . Величина s_j обозначает время начала выполнения работы J_j , при этом $s_j \geq s_l + p_l \vee s_j + p_j \leq s_l \forall j, l = 1, \dots, n, j \neq l$. Все работы поступают на выполнение одновременно в момент времени $t_0 = 0$, тогда $s_j \geq 0 \forall j = 1, \dots, n$. Запаздывание выполнения работы J_j находится по формуле $T_j = \max\{s_j + p_j - D_j; 0\}$.

Расписание $\pi = \{\pi_1, \dots, \pi_n\}$ выполнения последовательности работ однозначно задается перестановкой элементов множества J , где каждый элемент π_k в π содержит номер работы, которая находится на позиции k в последовательности, $s_{\pi_1} = 0$, $s_{\pi_k} = s_{\pi_{k-1}} + p_{\pi_{k-1}} \forall k = 2, \dots, n$. Требуется построить расписание π последовательного выполнения работ множества J на одном приборе без прерываний, при котором

достигается минимум неубывающей функции

$$f(\pi) = \sum_{j=1}^n w_j T_j = \sum_{j=1}^n w_j \max\{s_j + p_j - D_j; 0\}. \quad (3)$$

В разделе 3.2 описан разработанный гибридный метод решения задачи, основанный на муравьином алгоритме. Предложен локальный поиск со случайным выбором последовательности методов в теле цикла. Последовательное объединение алгоритмов с двумя различными окрестностями обоснованно, так как локальный оптимум относительно одной окрестности не обязательно будет локальным оптимумом для другой. Таким образом, предложены несколько функций окрестности и, как следствие, разные множества локальных оптимумов.

Раздел 3.3 включает результаты решения тестовых задач. Проводится сравнение разработанного алгоритма с муравьиным алгоритмом других авторов.

В заключении приведены основные результаты работы, которые состоят в следующем.

1. Результаты вычислительных экспериментов с тестовыми задачами маршрутизации транспорта с ограничением на грузоподъемность показали, что включение лучевого поиска в гибридный метод, основанный на муравьином алгоритме, позволило повысить эффективность решения задач кластерного типа и задач небольшой размерности случайного типа.
2. Использование ослабления временных ограничений при решении задач маршрутизации транспорта оказалось оправданным. В наибольшей степени это касается сложных задач маршрутизации с ограничениями по временным окнам. Предложенный гибридный метод, основанный на муравьином алгоритме, может рассматриваться в качестве дополнительного или альтернативного для решения задач кластерного типа и задач с долгосрочным горизонтом планирования.
3. Муравьиные алгоритмы могут успешно применяться для решения различных комбинаторных задач оптимизации.

Дальнейшие исследования могут быть направлены на разработку эффективных алгоритмов решения задач маршрутизации транспорта и задач составления расписаний большей размерности, с учетом дополнительных ограничений, возникающих на практике.

Приложения включают сведения о “жадном” алгоритме, который использует в диссертации для решения задач (приложение А), подробную информацию по входным данным тестовых задач маршрутизации транспорта с ограничениями по временным окнам (приложение Б).

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи в журналах, рекомендованных ВАК РФ.

1. Долгова, О.Э. Составление расписаний с минимизацией суммарного запаздывания на одном приборе методом параллельных муравьиных колоний / О.Э. Долгова, В.В. Пересветов // Вестник ТОГУ. — 2012. — Т. 25, № 2. — С. 45–52.
2. Долгова, О.Э. Лучевой поиск и муравьиный алгоритм в решении задачи маршрутизации транспорта / О.Э. Долгова, В.В. Пересветов // Информатика и системы управления. — 2016. — Т. 48, № 2. — С. 47–57.
3. Долгова, О.Э. Муравьиный алгоритм с ослаблением ограничений по временным окнам в решении задачи маршрутизации транспорта / О.Э. Долгова, В.В. Пересветов // Вычислительные технологии. — 2018. — Т. 23, № 5. — С. 1–14.

Статьи в региональных изданиях и материалы конференций.

4. Пересветов, В.В. Параллельные алгоритмы муравьиных колоний составления расписаний для одной машины / В.В. Пересветов, О.Э. Долгова // Информ. и коммуникационные технологии в образовании и научной деятельности: Материалы Межрегиональной науч.-практ. конф. — Хабаровск, 2009. — С. 276–283.

5. Долгова, О.Э. Алгоритм параллельных муравьиных колоний для одноприборной задачи минимизации суммарного взвешенного запаздывания / О.Э. Долгова, В.В. Пересветов // Информ. технологии и высокопроизводительные вычисления: Материалы Международной науч.-практ. конф. — Хабаровск, 2011. — С. 46–53.

6. Долгова, О.Э. Метод параллельных муравьиных колоний в минимизации суммарного взвешенного запаздывания для одного прибора / О.Э. Долгова, В.В. Пересветов // Препринт № 171. — Хабаровск: Вычислительный центр ДВО РАН, 2011. — 26 с.

7. Долгова, О.Э. Задача маршрутизации транспортных средств с временными окнами / О.Э. Долгова, В.В. Пересветов // Информ. технологии и высокопроизводительные вычисления: Материалы Всероссийской науч.-практ. конф. — Хабаровск, 2013. — С. 119–124.

8. Долгова, О.Э. Задача маршрутизации транспортных средств с заданной грузоподъемностью / О.Э. Долгова, В.В. Пересветов // Информационные технологии XXI века: Материалы междунар. науч. конф. — Хабаровск: Изд-во Тихоокеан. гос. ун-та, 2013. — С. 330–335.

9. Долгова, О.Э. Муравьиный алгоритм с ослаблением ограничений в решении задачи маршрутизации транспорта CVRP / О.Э. Долгова // Материалы XVIII Всероссийской конференции молодых ученых по математическому моделированию. г. Иркутск, 21–25 августа 2017 г. — Новосибирск: ИВТ СО РАН, 2017. — С. 73.

10. Долгова, О.Э. Муравьиный алгоритм и метод локальных улучшений в решении задач маршрутизации транспорта с временными окнами кластерного типа / О.Э. Долгова, В.В. Пересветов // Информ. технологии и высокопроизводительные вычисления: Материалы IV Всероссийской науч.-практ. конф. — Хабаровск: ТОГУ, 2017. — С. 50–54.

Объекты интеллектуальной собственности.

11. Свидетельство № 2018618283 от 11.07.2018 Российская Федерация. Программный комплекс для решения задач маршрутизации транспортных средств с ограничениями по временным окнам: свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ / О.Э. Долгова; заявитель и правообладатель Вычислительный центр ДВО РАН. — 1 с.

Долгова Ольга Эдуардовна

МУРАВЬИНЫЕ АЛГОРИТМЫ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ МАРШРУТИЗАЦИИ ТРАНСПОРТА

Автореф. дис. на соискание ученой степени канд. физ.-мат. наук

Подписано в печать _____._____._____. Заказ № _____

Формат 60×90/16. Усл. печ. л. 1. Тираж 130 экз.

Типография _____

