Научная статья
УДК 004.33
DOI: 10.17586/2713-1874-2026-2-80-93

ПОВЫШЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ УПРАВЛЕНИЯ ЭТАПОМ ПОСЛЕДНЕЙ МИЛИ В ЛОГИСТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЕ НА ОСНОВЕ АНСАМБЛЕВОГО МЕТАЭВРИСТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА

Игорь Сергеевич Кондрашов[1]✉, Екатерина Александровна Бацанова[2], Наталия Федоровна Гусарова[3]

[1,2,3]Университет ИТМО, Санкт-Петербург, Россия
[1]igor_kondrasev19361@gmail.com✉, https://orcid.org/0009-0000-0306-2037
[2]eabatsanova@itmo.ru, https://orcid.org/0009-0000-5939-4698
[3]nfgusarova@itmo.ru, https://orcid.org/0000-0002-1361-6037
Язык статьи – русский

Аннотация: В работе предложена модель частично автоматизированного управления назначением курьерских маршрутов в логистике последней мили на базе многоуровневого ансамблевого алгоритма. Целью работы было повышение эффективности принятия решений о назначении курьерских маршрутов в логистике последней мили. В качестве методов и материалов работы составлено техническое задание, предложены концептуальная и математическая постановки проблемы, апробирован алгоритм решения, а также описаны способы технической и управленческой интеграции алгоритма в бизнес-процессы компании. Проанализирована сложность распределения заказов по курьерским маршрутам с учетом географической специфики городского районирования и особенностей опыта работы курьеров в различных районах мегаполиса на примере запада Москвы. Приведен способ работы с большими данными, позволяющий значительно сократить вычислительную стоимость решения и требования к объему оперативной памяти. Проведена экспериментальная апробация решения в рамках, соответствующих техническому заданию логистической компании. Предложен способ нативной интеграции алгоритма в текущие процессы LMD на организационном и техническом уровнях. Предоставлены результаты, подтверждающие возможность использования модели для ежедневного планирования курьерских маршрутов с учетом всех требований логистической компании. В качестве направлений дальнейших исследований выделяются оптимизация маршрутов в случае непредвиденных ситуаций, а также система контроля и обработки ошибок на уровне внесения записей в исходные базы данных для повышения устойчивости модели к программным и антропогенным искажениям входных баз данных.

Ключевые слова: ансамблевый алгоритм, логистика последней мили, оптимизация доставки, управление курьерскими маршрутами, эвристические алгоритмы

Ссылка для цитирования: Кондрашов И. С., Бацанова Е. А., Гусарова Н. Ф. Повышение эффективности управления этапом последней мили в логистической системе на основе ансамблевого метаэвристического алгоритма // Экономика. Право. Инновации. – 2026. – Т. 14. – № 2. – С. 80–93. – DOI: 10.17586/2713-1874-2026-2-80-93.

IMPROVING THE EFFICIENCY OF LAST-MILE STAGE MANAGEMENT IN A LOGISTICS SYSTEM BASED ON AN ENSEMBLE METAHEURISTIC ALGORITHM

Igor S. Kondrashov[1]✉, Ekaterina A. Batsanova[2], Natalia F. Gusarova[3]

[1,2,3]ITMO University, Saint-Petersburg, Russia
[1]igor_kondrasev19361@gmail.com✉, https://orcid.org/0009-0000-0306-2037
[2]eabatsanova@itmo.ru, https://orcid.org/0009-0000-5939-4698
[3]nfgusarova@itmo.ru, https://orcid.org/0000-0002-1361-6037
Article in Russian

Abstract: The work proposes a model of semi-automated management for assigning courier routes in last mile logistics based on a multi-level ensemble algorithm. The main objective was to increase the couriers' routes assignment efficiency. As methods and materials, a technical task has been drawn up, the conceptual and mathematical problem formulation has been proposed, the solution algorithm developed and tested, and the ways of technical and managerial integration of the algorithm into the company's business processes have been described. The complexity of distributing

orders on courier routes is analyzed, considering the geographical specificity of urban zoning and the characteristics of the experience of couriers in different areas of the metropolis, using the example of western Moscow. The method of working with large data, which allows to significantly reduce the computational cost of the solution and the amount of memory required, is shown. An experimental testing of the solution was carried out within the framework of the logistics company's technical task. A method of native integration of the algorithm into current LMD processes at organizational and technical levels is proposed. Results are provided, confirming the possibility of using the model for daily planning of courier routes considering all requirements of logistics company. The local optimization of routes in case of unforeseen situations are highlighted as areas for further research, and a system for monitoring and error handling at the entry level of records to source databases to increase model resilience against software and human-induced distortions of input databases.

Keywords: ensemble algorithm, last-mile logistics, delivery optimization, courier route management, heuristic algorithms

For citation: Kondrashov I. S., Batsanova E. A., Gusarova N. F. Improving the Efficiency of Last-Mile Stage Management in a Logistics System Based on an Ensemble Metaheuristic Algorithm. *Ekonomika. Pravo. Innovacii.* 2026. Vol. 14. No. 2. pp. 80–93. (In Russ.). DOI: 10.17586/2713-1874-2026-2-80-93.

Введение. Любой бизнес в сфере интернет-маркетинга и маркетплейсов сталкивается с необходимостью выстраивания цепочек поставок товаров от сортировочных центров (СЦ) до пунктов выдачи заказов (ПВЗ) и до конечных покупателей. Данный вид логистических операций называется последней милей или Last Mile Delivery (LMD). Логистика последней мили – сложная организационная система кросс-функционального взаимодействия внутри логистической компании, аккумулирующая складскую и курьерскую логистику, клиентский сервис, техническое обеспечение и IT. В LMD одной из ключевых компетенций является ситуационный менеджмент и организация бизнес-процессов – факторы, требующие высокой доли человеческого управления и координации процессов, которые, в свою очередь, являются причиной возникновения операционных и стратегических ошибок, связанных с человеческим фактором. На уровне отдельного специалиста постоянная высокая доля личного участия в процессах ведет к снижению качества управленческих решений, некорректным приоритетам в работе, отсутствию времени и мотивации для проведения стратегических решений и внедрения улучшений. На уровне компании отмечается выгорание сотрудников, низкий уровень стандартизации процессов, сложность верификации и оценки ключевых метрик эффективности, а также размытие зон ответственности внутри и между операционными группами.

С точки зрения экономики предприятия LMD является самым сложным и дорогим этапом логистического цикла, занимая до 41% от всех затрат бизнеса на содержание логистической цепи и до 53% от общего ценника доставки [1]. Этому есть несколько причин:

– содержание флота малогабаритных транспортных средств;

– увеличенный расход топлива;

– потребности в рабочей силе;

– высокие требования к временным окнам доставки.

Исходя из данных компании СДЭК, фонд оплаты труда курьерских услуг является ключевым фактором повышения стоимости LMD: рост стоимости труда в 2024 году составил 20–30% при одновременном рыночном дисбалансе в сторону спроса на курьерский труд [2].

В условиях высокой стоимости труда и подбора персонала улучшение процедур кросс-функционального взаимодействия и снижение человеческого фактора является важной структурной частью совершенствования системы курьерской доставки. Важным этапом этого процесса является переход к централизованной модели принятия управленческих решений на основе алгоритмов обработки данных. Внедрение управляющих алгоритмов в структуру ежедневного рабочего процесса позволит снизить долю личного участия специалистов в рутинных, циклических операциях, одновременно повышая прозрачность управления рутинными процессами. Вследствие этого возможна переориентация специалистов на задачи, требующие исключительного менеджерского контроля: стандартизация процессов, повышение SLA, сохранение и расширение клиентской базы за счет точечной обработки ошибок, а также повышение личной вовлеченности линейного

персонала через адаптацию и качественный анализ решений алгоритма.

В данной работе предлагается улучшенная модель процедуры принятия решений по маршрутизации в LMD. Ядром улучшения является высокоточный ансамблевый алгоритм оптимизации маршрутов, который может быть внедрен в качестве микросервиса в любое специализированное логистическое ПО. Вокруг данного ядра выстраивается процессный модуль, объединяющий транспортную, складскую и курьерскую логистику в единый узел принятия решений и контроля отклонений. Результатом работы является верифицированный, готовый к интеграции алгоритмический модуль обработки данных и процедуры управления и контроля со стороны операционного менеджмента. Внедрение данного модуля позволяет интегрировать полуавтоматическое управление курьерскими маршрутами в ежедневный бизнес-процесс логистической компании, освобождая время менеджеров отдела доставки для контроля за аномалиями, сокращая переменные издержки компании и способствуя повышению качества оказываемых услуг.

Целью исследования является повышение эффективности распределения и снижение операционных издержек курьерских маршрутов в организациях, осуществляющих логистику последней мили, за счет внедрения механизма централизованного принятия решений на базе ансамблевого алгоритма. Задачами работы являются:

1. Обоснование необходимости выработки единого, системного и прозрачного механизма назначения курьерских маршрутов.

2. Создание алгоритма иерархической маршрутизации.

3. Разработка сценария применения в рамках операционной деятельности предприятия.

4. Экспериментальная оценка применимости и подтверждение операционного результата на базе данных Ozon Tech.

Обзор литературы. Традиционная проблема планирования поездок – одна из самых известных и изученных областей оптимизационной теории. Обычно для задач маршрутизации используют логику задачи коммивояжера (Travelling Salesman Problem – TSP) или VRP – выбор зависит от специфических условий задачи. В [3] предложен метод точного ограниченного поиска (TS) для получения глобального оптимального решения. Суть алгоритма заключается в создании первого валидного решения с учетом ограничений системы и дальнейшего эвристического поиска путем случайных рекомбинаций типа insert – создать новый маршрут, если текущая конфигурация не позволяет добавлять непосещённые точки без нарушения ограничений системы, swap – для двух случайно выбранных маршрутов поменять посещаемые точки для создания новой конфигурации без создания дополнительных маршрутов. Авторы [4] интегрировали задачу распределения и TSP в подходе относительного расстояния. В [5] автор предложил алгоритм LKH, основанный на поэтапной эвристической оптимизации минимального остовного дерева. В исследовании [6] предложен модифицированный алгоритм ветвей-и-сечений [6], алгоритм программирования с ограничениями представлен в [7]. Для решения сложных mVRP в последние пять лет предлагались различные метаэвристические алгоритмы: в [8] использован роевой алгоритм (PSO), в [9] предложена адаптированная версия PSO, в [10] предлагается сравнение эффективности основных генетических алгоритмов. Используются также решения на базе искусственного интеллекта (ИИ), например [11]. Современным для относительно небольшого числа точек является BC, описанный в [6], а для крупномасштабного VRP представлена эвристика LKH-3 [12]. Для типичных задач TSP в [13] представлена модификация LKH-3 с обучением с подкреплением (RL). Общая задача VRP уже решена для больших графиков (до 85900 точек), как показано в [8].

Метаэвристика является эффективным подходом для крупномасштабных задач TSP из-за сложности вычислений, которые быстро увеличивают общее время работы точных и эвристических алгоритмов [9]. Последние работы, связанные с метаэвристическими алгоритмами, основаны на сравнительном анализе эффективности: в [9] произведено сравнение генетических алгоритмов (GA), оптимизации алгоритмом муравьиной колонии (ACO) и роя частиц (PS) для исходного TSP. В [14] исследован потенциал Memetic Algorithm (MA) для TSP с мин.-макс. ограничением. Данные алгоритмы базируются на массовой рекомбинации решений путем

применения методов селекции (отбор лучших решений и увеличенная вероятность кроссовера с ними), кроссовера (обмена элементами решений для создания нового решения) и мутации (случайным изменениям при создании решения после кроссовера), что позволяет генетически находить лучшие решения путем многократной селекции. Особенностью МА является локальная оптимизация новых особей – решение, созданное в результате кроссовера и мутации, локально оптимизируется быстрой эвристикой или точным алгоритмом, что позволяет значительно быстрее достигать сходимости и чаще обновлять множество лучших решений. Базовым вариантом применения связки глобального поиска МА и локальной оптимизации посредством имитации отжига (Simulated Annealing – SA) является работа [15], показывающая хорошие результаты в сравнительных тестах при адаптации модели к конкретным ограничениям задачи, что продемонстрировано в работах [9, 11].

Одной из наиболее точных работ в области задач одновременной оптимизации с точки зрения эвристической оптимизации является [16] для задачи о размере парка и смешанной маршрутизации транспортных средств. Другой способ обеспечить близкое к оптимальному решение – использовать локальную оптимизацию для проверки плоскости сходимости N локально оптимальных решений к глобально оптимальному решению. Эти алгоритмы известны как алгоритмы многоцелевой байесовской оптимизации. Недавние теоретические перспективы этого метода, основанного на вероятностном поиске глобального оптимума, были описаны в [17]. Метаэвристические эволюционные алгоритмы для многозадачной оптимизации по Парето фронту представлены в [18, 19].

Подход [11] показывает достойные результаты: соотношение затрат и выгод с точки зрения затрат на сбор данных и требуемой вычислительной мощности несравнимо ниже, чем у алгоритмов, описанных ранее.

Существует значительный пробел в разработке эффективных алгоритмов для крупномасштабной кластерной задачи со смешанным автопарком (mTSP-A-MF). При данном разнообразии подходов ни один точный или эвристический алгоритм не закрывает все условия в рамках описанного сценария, хотя могут быть использованы как структурные единицы более крупного алгоритма. Метаэвристические подходы склонны к застреванию в локальных оптимумах и используются в основном для быстрой глобальной переоценки решения. В то же время алгоритмы на базе ИИ требуют дообучения/переобучения модели в случае изменения параметров задачи, а также представляют собой модели с ограниченной интерпретируемостью, что не отвечает условию прозрачности процесса принятия решений.

Концептуальная постановка проблемы. Планируя ежедневное распределение курьерских маршрутов в больших городах, логистическая компания сталкивается с необходимостью учета независимых параметров: городской планировки, кластеризации адресов доставки, предпочтительных временных окон и мест расположения ПВЗ партнерской сети. В то же время, менеджмент отдела доставки решает дополнительные внутренние задачи компании: согласование слотов погрузо-разгрузочных работ с функцией складской логистики, учет курьерского опыта при распределении маршрутов, собственная полигональная структура адресов доставки на физической карте, отражающая логику использования пеших курьеров или согласованные зоны распределения доставки между локальными хабами последней мили. Организация управления логистикой последней мили влияет как на выполнение Service Level Agreement (SLA) – ключевой параметр любой логистической компании в доставке последней мили, так и на внутренние показатели эффективности: организацию распределения отправлений по курьерским картам, предсказуемость и соответствие маршрутов опыту и знаниям каждого курьера (внутренняя клиентоориентированность), согласованность зон ответственности бизнес-юнитов и прозрачность принимаемых решений. Все эти элементы влияют на итоговые операционные издержки компании как напрямую (переменный фонд оплаты труда, лизинговые платежи, операционные расходы, издержки по претензиям клиентов), так и косвенно за счет средней стоимости привлечения клиентов, средней стоимости подбора линейного персонала, доли утилизации кузовов транспортных средств, затрат на операционное планирова-

ние и согласование работ и прочих совокупных издержках ситуационного руководства.

Решение задачи ежедневного планирования маршрутов позволяет существенно снизить переменные затраты путем оптимизации штата исполнителей, повышения нормативов за счет качественного улучшения распределения маршрутов, снижения расхода горюче-смазочных материалов, стандартизации кросс-функционального взаимодействия бизнес-юнитов.

В то же время реализация единого подхода к построению маршрутов с учетом курьерского опыта позволит повысить удовлетворенность сотрудников, снизить долю непроизводительных временных затрат, сократить количество конфликтов на предприятии при одновременном повышении прозрачности и согласованности ежедневного планирования. Последнее, в свою очередь, способствует выработке качественных стратегических решений и снижению количества управленческих ошибок, вызванных человеческим фактором.

Организационный сценарий. В настоящей работе рассматривается типичный сценарий LMD, сочетающий элементы анализа данных, операционного кросс-функционального взаимодействия и курьерской маршрутизации. Пусть на некоторый момент времени известен список заказов, которые должны быть доставлены в течение двенадцатичасового рабочего дня из точки отгрузки – Сортировочного центра (СЦ) до соответствующих точек на физической карте города. Данные точки известны заранее из системы управления складом (WMS) и к определенному времени могут быть переданы стандартизированной базой данных в программное средство. Для доставки грузов по набору точек (заказов), сгруппированных в территориальные единицы (кластеры), бизнес располагает ограниченным количеством рабочей силы (курьеров), показывающих разную эффективность при выполнении заказов в пределах одного и того же полигона (сервисное время). После назначения полигонов с предварительно заданным внутренним маршрутом в курьерские карты работник склада с помощью курьера компонует заказы из курьерской карты в тару и выполняет процедуру подтверждения выдачи заказов со склада. Курьер производит погрузку транспортного средства и начинает выполнение маршрута. В момент окончания погрузки автоматическое средство оповещения (робот колл-центра) собирает информацию о курьерской карте, находит данные о получателях внутри первого полигона на курьерском маршруте и совершает массовую рассылку о выполнении временного окна доставки. В течение рабочей смены выполняется фиксация времени доставки и текущего местоположения курьера. По завершении курьером последнего заказа в полигоне система оповещает клиентов из следующего по курьерской карте полигона об актуальном ориентировочном времени прибытия курьера. Таким образом, среднее время ожидания клиентом доставки не превышает двух часов, что повышает удовлетворенность сервисом по сравнению с более широкими временными диапазонами, и при этом снижает непроизводительные затраты курьера на ожидание ответа клиента.

Рисунок 1 демонстрирует часть карты заказов с цветовой разметкой для определения полигона. Формализованные организационно-управленческие ограничения

Для практической реализации предлагаемого подхода необходим формализованный набор ограничений. Согласно законодательству, рабочий день штатного курьера не может превышать 12 часов или 43200 секунд. LMD характеризуется асимметричностью дистанций между точками – стоимость перемещения из точки А в точку Б может не совпадать со стоимостью обратного пути. Модель должна учитывать фактор компетенций персонала при выполнении маршрутов и их способности к адаптации к человеческому фактору, при этом каждый курьер выполняет назначенные полигоны в одиночку, способствуя персонификации опыта и ответственности за выполнение маршрута. Система оповещений клиентов о времени доставки предполагает принцип: одно оповещение – один полигон, ограничивая возможность курьеру свободно перемещаться между полигонами до выполнения всех заказов внутри географической бизнес-единицы. По окончании выполнения полигона курьер переходит в следующий закрепленный за его маршрутом полигон без возврата в депо. Полагается, что компания обладает большим числом исполнителей, чем требуется для выполнения ежедневного задания, следовательно, разрешается

задействовать то число курьеров, которое дает максимальную эффективность выполнения задачи. Наконец, операционное планирование должно производиться в разумные для ежедневного использования сроки (1 час или 3600 секунд).

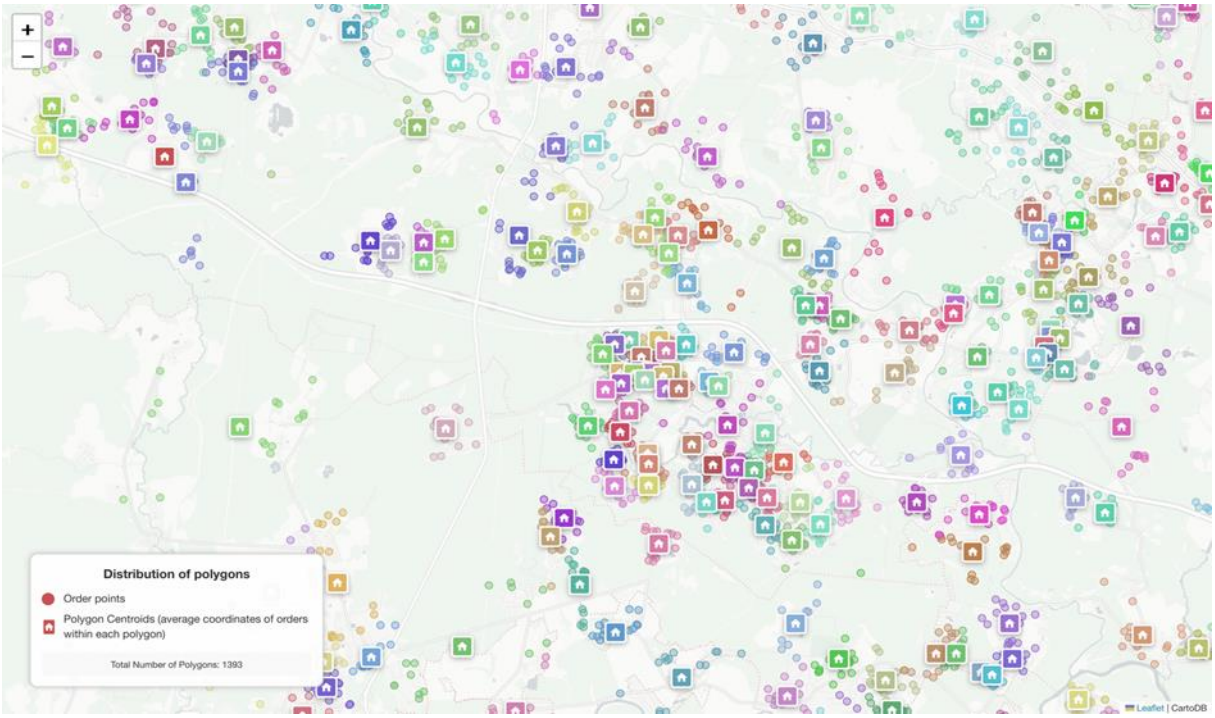

Рисунок 1 – Карта заказов и полигонов (Ozon Tech в рамках Ozon ML CUP-2025)
Источник: составлено автором

Описание предлагаемого алгоритмического решения. Для поиска близкого к оптимальному решения был предложен следующий подход: необходимо:

1) создать первое рабочее решение для сокращения количества неэффективных итераций метаэвристического алгоритма,

2) глобально переназначить маршруты, сохраняя условие превалирования нового решения над тем, что было получено на предыдущих итерациях,

3) получив улучшенное решение, исследовать его нижний предел сходимости к глобальному оптимуму путем применения точных алгоритмов.

Путем эвристического первичного назначения выполняется первое приближение решения, соответствующего критериям соблюдения ограничений и условия, что $T^h \leq T^b$, где T^b – базовое решение с помощью алгоритма ограниченного поиска (TS). Далее при помощи меметического алгоритма удается значительно сократить количество неэффективных решений, сохраняя при этом вычислительную скорость и разнообразие кандидатов. Следом проводится моделирование имитации отжига (Simulated Annealing) для выхода из локального оптимума. Итоговое улучшение решения производится вычислительно сложными точными алгоритмами: на уровне обмена полигонами используется метод параллельного поиска лучших обменов, следом полные маршруты всех курьеров репрезентируются как матрица расстояний со штрафами за перемещение между полигонами, строится лучшее решение с заданной начальной точной посредством Branch-and-Cut, и от итогового решения отнимается стоимость наказаний за перемещение между полигонами. Branch-and-Cut не нарушает полигональных ограничений при перестроении маршрута, одновременно обеспечивая более качественное, по сравнению с метаэвристиками, конечное решение.

Таким образом, ключевое отличие предлагаемого алгоритма заключается в использовании подготовленного начального решения для создания базовой популяции метаэвристического алгоритма и выборе условия перехода от случайной генерации решений к точным алгоритмам, позволяющей оптимизировать решение быстрее и точнее по сравнению

с продолжением использования генетического алгоритма.

Методы и материалы.

Организация эксперимента.

В качестве проверяемой гипотезы было заявлено, что использование предварительно оптимизированного решения в качестве базиса метаэвристического алгоритма с последующим точным поиском позволит при меньших затратах вычислительных ресурсов и сокращённом времени работы получить более точное решение поставленной задачи, нежели использование только эвристического (TS) [3] алгоритма или SOTA метаэвристической связки MA+SA [14, 15] со случайными начальными решениями.

Для проведения эксперимента взята база данных (БД), предоставленная компанией Ozon Tech, состоящая из матриц: (1) расстояний между заказами, (2) принадлежности заказов к полигонам, (3) среднего сервисного времени каждого курьера на заказ в каждом полигоне. Baseline, SOTA и собственный алгоритм H-M-MAS написаны на языке программирования Python 3.10 и протестированы в одной среде выполнения. В качестве входных данных во всех случаях подается одинаковая БД. Окончание работы алгоритма возможно вследствие прекращения улучшений на протяжении большого числа итераций (взяты 1000 итераций TS и MA+SA, для H-M-MAS стоп-критерий не указан вследствие использования точного алгоритма с одной итерацией), либо при превышении предела рабочего времени алгоритма в 32 тысячи секунд. Дополнительным условием для H-M-MAS было прекращение работы после 3600 секунд вследствие ограничений, изложенных в организационном сценарии. В случае достижения H-M-MAS алгоритмом предельного времени выполнения без обработки всех курьерских маршрутов повышался коэффициент падения температуры внутреннего метаэвристического алгоритма для сокращения времени поиска промежуточных решений. Лучшие результаты сохранялись в контрольный список на протяжении 10 запусков при заданной конфигурации системы, и лучшие решения добавлены в финальную таблицу.

Результаты эксперимента. Адаптивная система управления логистикой последней мили.

Предложенный на рисунке 2 поток обработки с применением H-M-MAS (блок «методы оптимизации») позволит компании эффективно оперировать большим потоком данных и достичь целевого значения вычислительной стоимости менее чем в 3600 секунд, что критично для задач ежедневного планирования курьерских карт. Он может быть адаптирован к любой WMS и облаку данных, поскольку требует только (1) матрицу расстояний, (2) базу данных принадлежности к полигонам и (3) базу данных эффективности курьеров по полигонам. Все вычисления производятся внутри центрального планировщика, на выход передается JSON-файл заданного формата. Следовательно, алгоритм может быть представлен в виде элемента микросервисной архитектуры и интегрирован в логику работы IT системы предприятия.

Интеграция алгоритма H-M-MAS в процесс распределения заказов по курьерским картам, представленный на рисунке 3, выполняется единожды. Поскольку запуск алгоритма производится в момент отсечки, стратегическое решение о времени отсечки, обработка выходных данных, выявление и устранение ошибок могут быть делегированы любому ответственному лицу.

В работе преимущественно рассматривается второй блок процессного управления: выдача дневного задания в офисе, ответственном за доставку (ОЗД). С точки зрения организации работы, представляется наилучшим решением схема работы с размещением микросервиса в центре обработки данных (ЦОД) соответствующего ОЗД и дробление общей базы данных на блоки. Использование локальных мощностей ЦОД позволит распределить нагрузку и решать оптимизационную проблему конкретного офиса вычислительными ресурсами ОЗД, что значительно увеличивает возможности масштабирования и локализации системы принятия решений.

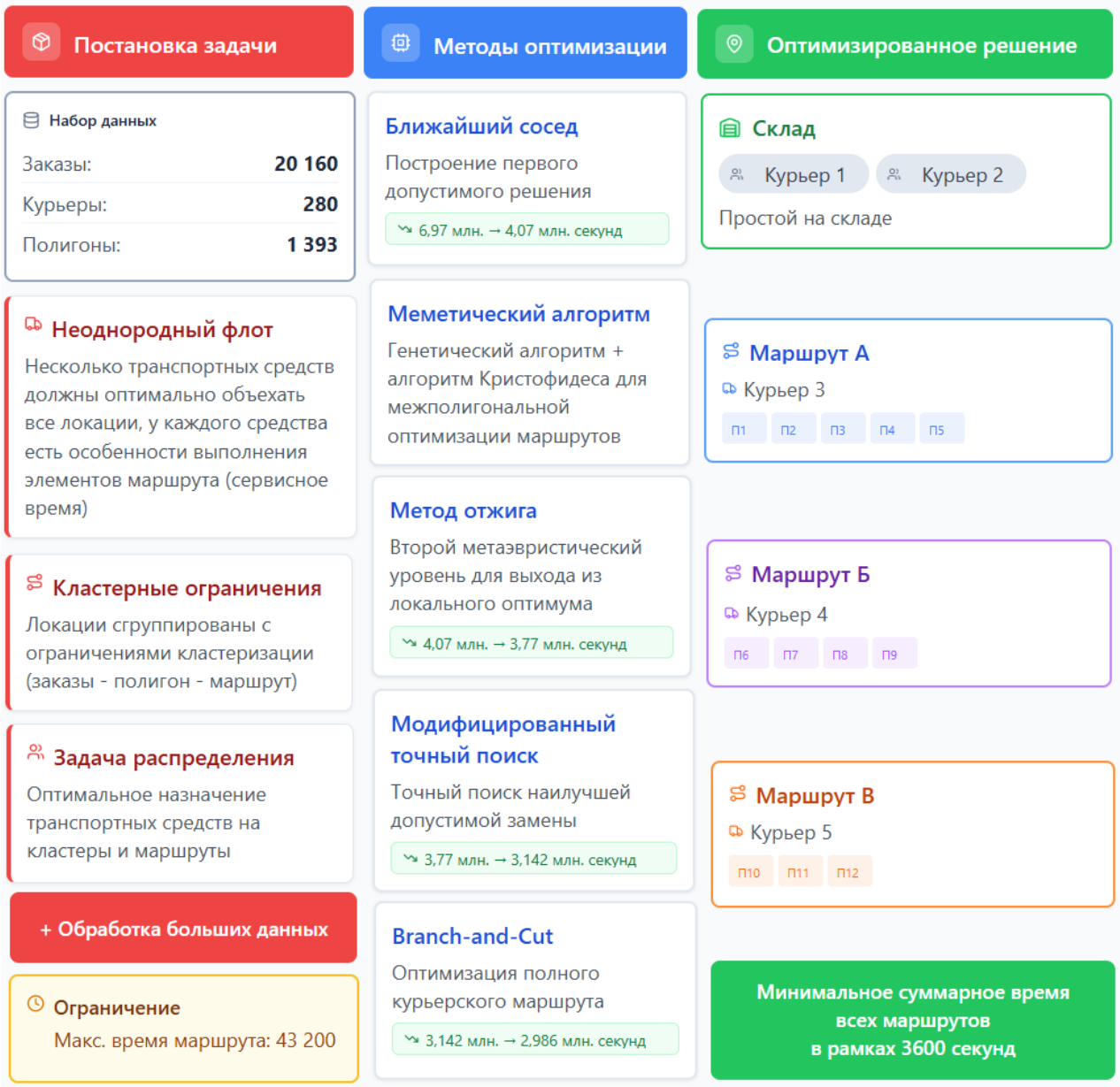

Рисунок 2 – Схема потока данных внутри ансамблевого алгоритма
Источник: составлено автором

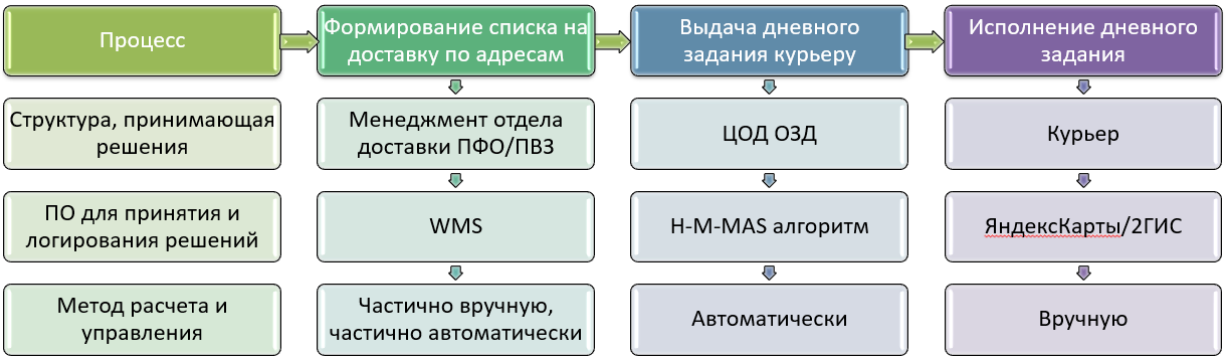

Рисунок 3 – Карта процесса обработки ежедневных заданий на доставку в структуре логистической компании
Источник: составлено автором

Заявленный алгоритм адаптирован под работу на персональном рабочем компьютере ответственного лица и не предполагает закупки специализированного оборудования. Этот факт также способствует повышению вовлеченности ответственного лица в процесс управления и поиска ошибок алгоритма, что позитивно сказывается на возможностях локальной доработки решения под задачи конкретной бизнес-единицы.

Схема работы с алгоритмом на уровне бизнес-единицы (сортировочного центра), представленная на рисунке 4, уже учитывает возможность локальной адаптации системы к результатам работы алгоритма маршрутизации.

Рисунок 4 – Схема передачи и обработки данных на ОЗД от формирования списка заказов до назначения на конкретных курьеров

Источник: составлено автором

Обращение к базе данных.

Сценарий 1: Простой поиск по словарю (обращение к сырой базе данных).

Сценарий 2: Обращение через простую матрицу Numpy

Сценарий 3: Обращение через memmap с предварительным созданием ключей бинарного поиска.

Сравнение сценариев произведено в таблице 1.

Сводка результатов использования алгоритма H-M-MAS и сравнение с SOTA метаэвристическим алгоритмом представлены в таблице 2.

В таблице 3 приводится теоретическое сравнение предлагаемого подхода с современными методами решения mVRP. Расчет оценки эффективности представлен следующей формулой: $EFF = \frac{T^b - T^{\mathcal{A}}}{T^{\mathcal{A}} - T^*} * 0.1$, где T^b – базовое решение, T^*– лучшее решение для стадии инициализации алгоритма. D означает дисквалификацию алгоритма вследствие неполного покрытия требований системы.

Таблица 1

Сравнение сценариев многократного обращения к базам данных

Источник: составлено автором

Сценарий	Требования оперативной памяти	Доля от вычислительной стоимости baseline сценария	Стоимость однократного обращения (в миллисекундах)
Поиск по словарю	8 GB	100%	0.10
Numpy индексация	3.2 GB	80%	0.08*
Memmap с бинарным поиском	1 GB	56%	0.067

*Однократное обращение производится для создания матрицы расстояний, а не единичного компонента, поэтому приведено среднее значение на 1 элемент для матрицы 1000X1000.

Таблица 2

Сравнение показателей эффективности H-M-MAS против TS и MA+SA (Memetic algorithm + Simulated Annealing)

Источник: составлено автором

Алгоритм	Время работы (секунд)	Целевая функция решения (в млн секунд)
Tabu Search (baseline) [3]	0.275	6.782
SOTA (MA+SA) [15]	32000	3.665
H-M-MAS	3474	2.986

Таблица 3

Полное сравнение с алгоритмами вне рамок эффективности решений

Источник: составлено автором

Результаты работы алгоритмов на базе доли эффективных решений и итогового найденного решения							
Алгоритм	Ограничения по полигонам	Большие данные	Доля выполнимых решений*	Эффективность	Свободное число агентов	Объяснимость	Итог
TS [3]	1	1	100%	0.072	1	1	4.072
MA+SA [15]	1	1	100%	0.377	1	1	4.377
MOEA [19]	0	0	<5%	N/A	1	0	D
ACO [10]	0	0	7.8%	N/A	1	1	D
PSO [8]	0	0	<3%	N/A	0	1	D
DRL+KD [11]	1	0	92.1%	N/A	1	0	D
H-M-MAS	1	1	100%	2.289	1	1	7.289

*Доля выполнимых решений рассчитана путем экстраполяции линейной зависимости исследованного падения эффективности при добавлении ограничений в работах соответствующих авторов.

Заключение. В работе рассмотрена комплексная проблема логистики последней мили в условиях полигональных ограничений и учета профессионального опыта курьеров при выполнении ежедневных заданий. На данный момент затраты на LMD могут составлять до половины всех затрат в цепочках поставок, поэтому особое внимание уделяется возможностям сокращения операционных затрат при сохранении или улучшении показателей SLA. Корректное назначение маршрутов с многопараметрической оптимизацией пути способно значительно сократить переменные затраты на доставку, при этом повышая уровень стандартизации кросс-функционального взаимодействия, положительно влияя на уровень и качество коммуникации между функциональными единицами и снижая количество ошибок, вызванных человеческим фактором. Текущая работа демонстрирует возможности внедрения автоматизации назначения курьерских маршрутов в общую структуру логистической цепи и предлагает новую процедуру работы ОЗД, включающую в себя работу с микросервисами автоматического назначения маршрутов.

Хотя на данный момент не существует решения, которое позволило бы полностью автоматизировать распределение заказов по курьерским маршрутам, H-M-MAS является одним из наиболее приближенных к реальным потребностям логистических компаний алгоритмом. Его преимущество состоит в полной интерпретируемости и предсказуемости результатов вкупе с эффективностью обращения к базам данных и скоростью работы, применимой для ежедневного планирования. Эксперименты показали, что H-M-MAS справляется с задачей комплексной маршрутизации с ограничениями менее чем за 3600 секунд, гарантируя 100% валидных решений на больших объемах данных.

Несмотря на преимущества автоматического назначения заказов в курьерские маршруты, данная структура рассчитана на уровень крупного СЦ и не предоставляет возможности локальной перестройки маршрутов в процессе выполнения ежедневного задания. Кроме того, созданная система поддержки принятия решений не гарантирует полной автономности системы: изменение даты доставки, форс-мажорные обстоятельства курьера, сбой сети или некорректная подача данных внутрь алгоритма требуют вмешательства квалифицированных специалистов. Таким образом, разработанная структурная часть LMD является помогающей, а не замещающей человеческий труд. Обработка ошибок и локальная оптимизация маршрутов будут рассмотрены в следующих работах авторов.

Декларация о применении ИИ. При подготовке текста статьи применялись технологии искусственного интеллекта (ИИ), модель Qwen 3.7, которая использовалась для написания и проверки кода моделей, представленных в таблице 3, а также для стилистической и орфографической правки текста. Все результаты исследования выводы, данные, таблицы, графики и ссылки проверены и подтверждены авторами. Применение ИИ не повлияло на достоверность и научную ценность полученных результатов. Авторы полностью несут ответственность за содержание статьи и соблюдение принципов научной этики.

Список источников

1. Сколько стоит доставка «последней мили»? // Delta Express logistic company. 2022 [Электронный ресурс]. – URL: deltaexpressinc.com/freight-shipping-guide/how-much-does-last-mile-delivery-cost/ (дата обращения: 24.01.2026). – Текст: электронный. (In Eng.).

2. Доставка «последней мили»: как изменился этот этап // СДЭК-пресса. 2024. [Электронный ресурс]. – URL: https://www.cdek.ru/ru/press/view/2024-09-03-dostavka-poslednej-mili-kak-izmenilsa-etot-etap/ (дата обращения: 24.01.2026). – Текст: электронный.

References

1. How Much Does Last Mile Delivery Cost. *Delta Express logistic company*. 2022 [Electronic resource]. URL: https://deltaexpressinc.com/freight-shipping-guide/how-much-does-last-mile-delivery-cost/ (Accessed: 24.01.2026).

2. Last-Mile Delivery: How This Stage Has Changed. *SDEK-press*.2024. [Electronic resource]. URL: https://www.cdek.ru/ru/press/view/2024-09-03-dostavka-poslednej-mili-kak-izmenilsa-etot-etap/ (Accessed: 24.01.2026). (In Russ.).

3. Брандао Дж., Мерсер А. Алгоритм поиска с запретами для задачи маршрутизации и планирования движения транспортных средств в многоэтапных поездках // European Journal of Operational Research. – 1997. – Т. 100. – С. 180–191. – DOI: 10.1016/S0377-2217(97)00010-6. – Текст: электронный. (In Eng.).

4. Эргувен Э., Полат Ф. Подход с использованием относительных расстояний для задачи о коммивояжерах, совершающих несколько поездок // Knowledge-Based Systems. – 2024. – Т. 300. – Ст. 112160. – DOI: 10.1016/j.knosys.2024.112160. – Текст: электронный. (In Eng.).

5. Хельсгаун К. Эффективная реализация K-оптимальных ходов для эвристики Лина-Кернигана в задаче коммивояжера. – Roskilde: Roskilde University, 2007. (In Eng.).

6. Чен Д.-С., Батсон Р.Г., Данг Й. Метод ветвей и обрезки // Applied Integer Programming. – Hoboken: John Wiley&Sons, 2009. – DOI: 10.1002/9781 118166000.ch12. – Текст: электронный. (In Eng.).

7. Масуме В., Ходакарам С. Подход к решению задачи о нескольких коммивояжерах с использованием программирования ограничений // ModRef 2017: Mixed Integer and Nonlinear Programming, 2017. (In Eng.).

8. Ли М., Цяо Л., Цзян Дж. Многоцелевой подход к планированию траектории для роботов, обезвреживающих взрывные устройства, на основе двунаправленного динамического взвешенного алгоритма A* и алгоритма PSO с обучением последовательности обмена памятью // Symmetry. – 2023. – Т. 15. – Ст. 1052. – DOI: 10.3390/sym150 51052. – Текст: электронный.

9. Манья Г., Джухи С., Байрва А.К. Оценка эффективности эвристических и метаэвристических алгоритмов на примерах крупномасштабной задачи коммивояжера // IEEE Xplore. – 2025. – DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3606531. – Текст: электронный. (In Eng.).

10. Рахман И., Матисон Л., Ахмед Ф. Сравнительный анализ генетического алгоритма, алгоритма оптимизации муравьиной колонии и алгоритма оптимизации роя частиц в задаче коммивояжера и задаче о рюкзаке 0/1 // 2024 First International Conference on Foundations of Machine Learning and Data Science (FMLDS). IEEE, 2024. – DOI: 10.1109/ FMLDS63805.2024.00082. – Текст: электронный. (In Eng.).

11. Ли С., Гао С., Ню С. и др. Решение задачи коммивояжера с помощью глубокого обучения с подкреплением и дистилляции знаний // Quality, Reliability, Security and Robustness in Heterogeneous Systems: 19th International Conference, Qshine 2023 – DOI: 10.1007/978-3-031-65123-6_26. – Текст: электронный. (In Eng.).

3. Brandão J., Mercer A. A Tabu Search Algorithm for the Multi-Trip Vehicle Routing and Scheduling Problem. *European Journal of Operational Research*. 1997. Vol. 100. pp. 180–191. DOI: 10.1016/S0377-2217(97)00010-6.

4. Ergüven E., Polat F. Relative Distances Approach for Multi-Traveling Salesmen Problem. *Knowledge-Based Systems*. 2024. Vol. 300. Art. 112160. DOI: 10.1016/j.knosys.2024.112160.

5. Helsgaun K. An Effective Implementation of K-opt Moves for the Lin-Kernighan TSP Heuristic. *Roskilde: Roskilde University*, 2007.

6. Chen D.-S., Batson R.G., Dang Y. Branch-and-Cut Approach. *Applied Integer Programming*. Hoboken: John Wiley&Sons. 2009. DOI: 10.1002/ 9781118166000.ch12.

7. Masoumeh V., Khodakaram S. A Constraint Programming Approach for Solving Multiple Traveling Salesman Problem. *ModRef 2017: Mixed Integer and Nonlinear Programming*. 2017.

8. Li M., Qiao L., Jiang J. A Multigoal Path-Planning Approach for Explosive Ordnance Disposal Robots Based on Bidirectional Dynamic Weighted-A* and Learn Memory-Swap Sequence PSO Algorithm. *Symmetry*. 2023. Vol. 15. Art. 1052. DOI: 10.3390/sym15051052.

9. Manya G., Juhi S., Bairwa A.K. Performance Evaluation of Heuristic and Meta-Heuristic Algorithms on Large-Scale Travelling Salesman Problem Instances. *IEEE Xplore*. 2025. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3606531.

10. Rahman I., Mathieson L., Ahmed F. Comparative Analysis of Genetic Algorithm, Ant Colony Optimization and Particle Swarm Optimization on the Travelling Salesman Problem and the 0/1 Knapsack Problem. *First International Conference on Foundations of Machine Learning and Data Science (FMLDS)*. IEEE, 2024. DOI: 10.1109/FMLDS63805. 2024.00082.

11. Li X., Gao X., Niu S. et al. Solving Traveling Salesman Problem with Deep Reinforcement Learning and Knowledge Distillation. *Quality, Reliability, Security and Robustness in Heterogeneous Systems: 19th International Conference, Qshine 2023*. DOI: 10.1007/978-3-031-65123-6_26.

12. Хельсгаун К. Расширение решателя задачи коммивояжера Лина-Кернигана-Хельсгауна для задач коммивояжера с ограничениями и маршрутизации транспортных средств // Roskilde: Roskilde University, 2017. – DOI: 10.13140/RG. 2.2.25569.40807. – Текст: электронный. (In Eng.).
13. Чжэн Дж. и др. Усиленные алгоритмы Лина-Кернигана-Хельсгауна для задачи коммивояжера // arXiv preprint. – 2022. – DOI: 10.48550/arXiv. 2207.03876. – Текст: электронный. (In Eng.).
14. Хэ П., Хао Дж.-К. Меметический поиск для задачи о коммивояжере с несколькими складами, допускающей минимаксную оптимизацию // European Journal of Operational Research. – 2022. – Т. 307. – DOI: 10.1016/j.ejor.2022.11.010. – Текст: электронный. (In Eng.).
15. Мерц П. и др. Меметические алгоритмы для задачи коммивояжера // Complex Systems. – 2001. – Т. 13. – № 4. – С. 297–346. – Текст: электронный. (In Eng.).
16. Челикдин А. Задача маршрутизации транспортных средств с учетом размера и состава автопарка (FSMVRP), адаптированное эвристическое решение для оптимизации с использованием алгоритма планирования на основе производственных мощностей и многодневного планирования // Journal of Transportation and Logistics. – 2023. – Т. 8. – С. 1–12. – DOI: 10.26650/JTL.2023.1101161. – Текст: электронный. (In Eng.).
17. Далтон С., Эрикссон Д., Баландат М. и др. Многоцелевая байесовская оптимизация в многомерных пространствах поиска // arXiv preprint. – 2021. – DOI: 10.48550/arXiv.2109.10964. – Текст: электронный. (In Eng.).
18. Фалькон-Кардона Дж. и др. Параллельные многоцелевые эволюционные алгоритмы: всесторонний обзор // Journal of LATEX Templates. – 2021. – DOI: 10.1016/j.swevo.2021.100960. – Текст: электронный. (In Eng.).
19. Деб К., Джайн Х. Эволюционный многоцелевой алгоритм оптимизации с использованием подхода недоминирующей сортировки на основе опорных точек, часть I: решение задач с ограничениями типа «ящик с узлами» // IEEE transactions on evolutionary computation. – 2013. – Т. 18. – № 4. – С. 577–601. – DOI: 10.1109/TEVC.2013.2281535. – Текст: электронный. (In Eng.).

12. Helsgaun K. An Extension of the Lin-Kernighan-Helsgaun TSP Solver for Constrained Traveling Salesman and Vehicle Routing Problems. DOI: 10.13140/RG.2.2.25569.40807.
13. Zheng J. et al. Reinforced Lin-Kernighan-Helsgaun Algorithms for the Traveling Salesman Problems. *arXiv preprint*. 2022. DOI: 10.48550/arXiv.2207.03876.
14. He P., Hao J.-K. Memetic search for the minmax multiple traveling salesman problem with single and multiple depots. *European Journal of Operational Research*. 2022. Vol. 307. DOI: 10.1016/j.ejor.2022.11.010.
15. Merz P. et al. Memetic Algorithms for the Traveling Salesman Problem // Complex Systems. 2001. Vol. 13. No. 4. pp. 297–346.
16. Celikdin A. Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problem (FSMVRP), Adapted Large Neighbourhood Search Heuristic Optimization Proposal With a Plant-capacity and Multi-day Planning Algorithm: A Livestock Feed Industry Case Study. *Journal of Transportation and Logistics*. 2023. Vol. 8. pp. 1–12. DOI: 10.26650/JTL.2023.1101161.
17. Daulton S., Eriksson D., Balandat M. et al. Multi-Objective Bayesian Optimization over High-Dimensional Search Spaces. *arXiv preprint*. 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2109.10964.
18. Falcón-Cardona J., Gómez R., Coello C. et al. Parallel Multi-Objective Evolutionary Algorithms: A Comprehensive Survey. *Journal of LATEX Templates*. 2021. DOI: 10.1016/j.swevo. 2021.100960.
19. Deb K., Jain H. An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point-Based Nondominated Sorting Approach, Part I: Solving Problems with Box Constraints. *IEEE transactions on evolutionary computation*. 2013. Vol. 18. No. 4. pp. 577–601. DOI: 10.1109/TEVC. 2013.2281535.

Кондрашов Игорь Сергеевич / Kondrashov Igor S.
аспирант факультета прикладной информатики / PhD student of the Faculty of Applied Informatics
федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет ИТМО» / ITMO University
Санкт-Петербург, Кронверкский пр., д. 49, лит. А
E-mail: igor_kondrasev19361@gmail.com

Бацанова Екатерина Александровна / Batsanova Ekaterina A.
студент / student
федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет ИТМО» / ITMO University
Санкт-Петербург, Кронверкский пр., д. 49, лит. А
E-mail: eabatsanova@itmo.ru

Гусарова Наталия Федоровна / Gusarova Natalia F.
кандидат технических наук, старший научный сотрудник / PhD, Senior Researcher
доцент факультета прикладной информатики / Associate Professor of the Faculty of Applied Informatics
старший научный сотрудник исследовательского центра в сфере искусственного интеллекта «Сильный искусственный интеллект в промышленности» / Senior Researcher at the Artificial Intelligence Research Center «Strong Artificial Intelligence in Industry»
федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет ИТМО» / ITMO University
Санкт-Петербург, Кронверкский пр., д. 49, лит. А
E-mail: nfgusarova@itmo.ru

Статья поступила в редакцию 29.01.2026; одобрена после рецензирования 20.06.2026; принята к публикации 24.06.2026.
The article was submitted 29.01.2026; approved after reviewing 20.06.2026; accepted for publication 24.06.2026.