

Р.Ю. Упырь, А.В. Дудакова, М.С. Ким

Иркутский государственный университет путей сообщения, г. Иркутск, Российская Федерация

РАЗРАБОТКА ИМИТАЦИОННОЙ МОДЕЛИ МАРШРУТИЗАЦИИ НА ОСНОВЕ МУРАВЬИНОГО АЛГОРИТМА

Аннотация. В условиях стремительного роста объемов грузоперевозок и курьерских доставок, вызванного развитием электронной коммерции, оптимизация маршрутов приобретает особое значение для снижения логистических затрат. Особую актуальность эта проблема имеет для России с ее обширными территориями и сложной транспортной инфраструктурой. В работе рассматривается задача маршрутизации, относящаяся к классу NP-трудных задач, для решения которой традиционные методы (например, метод ветвей и границ) оказываются неэффективными при большом количестве точек доставки. Предложена имитационная модель на основе муравьиного алгоритма, реализованная в среде AnyLogic. Модель использует механизмы феромонных меток и эвристических данных для адаптивного поиска оптимальных маршрутов, учитывая динамические изменения транспортной сети. Экспериментальные исследования на GIS-карте Восточной Сибири (15 городов) продемонстрировали сокращение длины маршрута около 30% по сравнению с существующими решениями. Полученные результаты подтверждают эффективность разработанного подхода для оптимизации логистических процессов в условиях крупных регионов.

Результаты получены в рамках НИОКТР «Цифровые модели транспортных технологических процессов» (Рег.номер 123122900011-4 от 29.12.2023г.).

Ключевые слова: задача коммивояжера, муравьиный алгоритм, оптимизация маршрутов, агентное моделирование, AnyLogic.

R.Yu. Upyr, A.V. Dudakova, M.S. Kim

Irkutsk State Transport University, Irkutsk, the Russian Federation

DESIGN OF A ROUTING SIMULATION MODEL USING ANT OPTIMIZATION

Abstract. The rapid growth of freight transportation and courier services driven by e-commerce development has made route optimization particularly crucial for reducing logistics costs. This issue is especially relevant for Russia with its vast territories and complex transport infrastructure. The study addresses the routing problem, which belongs to the class of NP-hard problems, where traditional methods (e.g., branch and bound) prove inefficient for large-scale delivery networks. We propose a simulation model based on the ant optimization algorithm, implemented in the AnyLogic environment. The model utilizes pheromone trail mechanisms and heuristic data for adaptive route optimization, accounting for dynamic changes in transport networks. Experimental studies conducted on a GIS map of Eastern Siberia (15 cities) demonstrated about 30% reduction in route length compared to existing solutions. The results confirm the effectiveness of the proposed approach for optimizing logistics processes in large-scale regional contexts.

Keywords: traveling salesman problem, ant optimization, route optimization, agent-based modeling, AnyLogic.

Введение

Рост объемов грузоперевозок и курьерских доставок, вызванный бумом e-commerce и изменением потребительских привычек, делает оптимизацию маршрутов критически важной для логистических компаний, поскольку даже незначительное сокращение длины маршрута на 5-10% приводит к существенной экономии [1-3], позволяет снизить расходы на топливо и обслуживание автопарка. В России услуги транспортировки составляют более 80% от всего объема транспортно-логистических услуг, огромные территории и множество путей сообщения, возможных схем маршрутов, — всё это делает проблему маршрутизации особенно актуальной. Рассмотрим подробнее данный класс задач.

Задача маршрутизации является одной из основных в комбинаторной оптимизации и относится к классу NP-трудных задач. В основе большинства маршрутизационных решений лежит задача коммивояжера, смысл которой заключается в поиске кратчайшего замкнутого

маршрута, проходящего через все заданные города N ровно по одному разу и возвращающегося в исходную точку. Время поиска кратчайшего маршрута будет увеличиваться по экспоненциальному закону с увеличением N (количества городов) [4].

Определение оптимального маршрута становится особенно важным в условиях городской среды, где необходимо учитывать множество динамических факторов: пробки, ремонты дорог, ограничения на въезд и временные изменения транспортной инфраструктуры. Эти стохастические элементы делают классические алгоритмы маршрутизации менее эффективными, требуя разработки адаптивных решений. При этом экологические аспекты – сокращение выбросов CO₂ и уменьшение износа транспортных средств – добавляют дополнительную мотивацию для поиска оптимальных маршрутов в рамках стратегий развития транспортно-логистических компаний.

Материалы и методы

В настоящее время существует достаточное количество алгоритмов для решения задачи маршрутизации транспортных средств [5] (например, метод ветвей и границ). Современные технологические возможности – доступность GIS-данных, GPS-трекинга и вычислительных мощностей – открывают новые перспективы для практического применения эвристических алгоритмов, однако всё большую популярность приобретают метаэвристические алгоритмы [4]. Метаэвристики — это универсальные методы, которые не гарантируют оптимальное решение, но позволяют найти достаточно хорошее решение за разумное время, особенно для сложных задач. Они находят применение в различных логистических сценариях: от планирования ежедневных маршрутов курьерских служб и развозных рейсов сборных грузов до оптимизации остановок общественного транспорта. Интеграция с системами ИИ [1], позволяющими предсказывать спрос и загруженность дорог, делает эти решения еще более востребованными в условиях динамично меняющейся городской среды.

Таким образом, задача коммивояжера остается одной из наиболее значимых в логистике, где современные алгоритмические решения позволяют достигать существенной экономии. Это делает исследования в данной области не только теоретически значимыми, но и имеющими непосредственное практическое применение.

Целью данного исследования является анализ существующих методов и алгоритмов для решения задач транспортной логистики, разработка модели доставки грузов на основе муравьиного алгоритма в программной среде AnyLogic.

Рассмотрим классификацию методов решения задач маршрутизации транспортных средств более подробно [5].

1) Точные методы, основанные на полном переборе возможных вариантов с использованием таких техник, как: метод ветвей и границ, динамическое программирование, целочисленное линейное программирование.

2) Эвристические и метаэвристические подходы, позволяющие преодолевать ограничения точных методов, которые включают:

- алгоритм поиска с запретами (Tabu Search, TS);
- алгоритм имитации отжига (Simulated Annealing, SA);
- генетический алгоритм (Genetic Algorithms, GA);
- эволюционный алгоритм (Evolutionary Computation, EC);
- муравьиный алгоритм (Ant Optimization, AO);
- алгоритм итерационного локального поиска (Iterative Local Search, ILS);
- алгоритм поиска с переменной окрестностью (Variable Neighborhood Search, VNS);
- вероятностный жадный алгоритм (GRASP);
- алгоритм направленного локального поиска (Guided Local Search, GLS).

Главное преимущество точных методов – гарантированное нахождение оптимального решения. Однако их применение ограничено из-за экспоненциального роста вычислительной сложности с увеличением размера задачи, что делает их непрактичными для реальных задач с большим количеством точек доставки. Традиционные эвристики (ближайший сосед, метод

Кларка-Райта) не всегда обеспечивают оптимальные решения. Сравнительный анализ классических эвристик и метаэвристических алгоритмов приведен в таблице 1.

Таблица 1

Сравнительный анализ эвристик и метаэвристик

Критерий	Эвристические алгоритмы	Метаэвристические алгоритмы
Качество решения	Часто застревают в локальных оптимумах	Находят решения, близкие к глобальному оптимуму
Универсальность	Специфичны для конкретной проблемы	Применимы к широкому классу задач
Учет ограничений	Требуют значительной модификации	Гибко интегрируют сложные ограничения
Стохастические условия	Чувствительны к изменениям параметров	Сохранили работоспособность при наличии погрешностей измерений
Параллелизация	Обычно последовательны	Легко распараллеливаются (например, муравьиный алгоритм)

Таким образом, метаэвристики особенно полезны для сложных, нелинейных или плохо формализуемых задач, где традиционные методы неэффективны. Их сила — в способности находить «достаточно хорошие» решения там, где точные методы неприменимы. Слабой стороной метаэвристик является наличие большого количества параметров в их описании. На практике для решения задач возникает необходимость в подборе значений этих параметров, иногда даже для каждого нового набора, из-за чего усложняется использование метаэвристических алгоритмов [4].

В последние десятилетия значительное внимание исследователей привлекают биоинспирированные методы оптимизации [6], среди которых особое место занимает муравьиный алгоритм. Данный подход демонстрирует высокую эффективность при решении NP-трудных комбинаторных задач, в частности — классической задачи коммивояжера. В вычислительной реализации алгоритма каждый искусственный агент («муравей») строит потенциальное решение, последовательно выбирая вершины графа на основе двух ключевых факторов: интенсивности феромонных следов (τ), отражающих коллективный опыт колонии, и эвристической информации (η), обычно обратно пропорциональной длине ребра. Этот вероятностный процесс выбора обеспечивает баланс между исследованием новых решений и эксплуатацией накопленных знаний.

Динамическая природа алгоритма проявляется в механизмах обновления феромонной матрицы: локальное обновление происходит при построении каждого маршрута, тогда как глобальное — только для лучших решений, что усиливает положительную обратную связь. Одновременно процесс испарения феромонов предотвращает застревание в локальных оптимумах, постепенно уменьшая значимость неперспективных вариантов [6].

Важную роль в муравьиных алгоритмах играет вероятностно-пропорциональное правило, определяющее вероятность перехода k -го муравья из города i в город j на t -й итерации:

$$P_{ij,k}(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{i,j}]^\beta}{\sum_{j \in J_{i,k}} [\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{i,j}]^\beta}, \text{ если } j \in J_{i,k},$$

$$P_{ij,k}(t) = 0, \text{ если } j \notin J_{i,k},$$
(1)

где α и β — два регулируемых параметра, задающие веса следа феромона и видимости при выборе маршрута;

η — видимость — величина, обратная расстоянию D_{ij} между городами i и j ;

$J_{i,k}$ — список городов, которые необходимо посетить муравью k ;

τ_{ij} — количество виртуального феромона на ребре (i,j) .

Для экспериментальной проверки эффективности муравьиного алгоритма при решении задачи коммивояжёра была разработана имитационная модель в среде AnyLogic [7]. Выбор данного инструмента обусловлен гибкостью агентного подхода, позволяющего реализовать поведение отдельных «муравьёв» как независимых агентов, визуализировать процесс поиска маршрутов в реальном времени. Кроме того, данный инструмент позволяет применять географические данные, возможность загрузки реальных карт через GIS-модуль, обеспечивает точный расчёт расстояний между точками с учётом дорожной сети [8]. На рисунке 1 представлена исходная постановка задачи в AnyLogic: GIS-карта Восточной Сибири, включающая 15 городов, таких как Иркутск, Усолье-Сибирское, Братск, Северобайкальск и др. Главное диалоговое окно имеет две вкладки: GIS-карта (GIS-Map), матрица феромонов (PH Matrix). Данная модель позволяет тестировать алгоритм в условиях, приближенных к реальным логистическим задачам региона. Для расчёта матрицы расстояний использовались данные OSM (OpenStreetMap), что обеспечило корректность входных параметров модели.

Результаты

Ключевым компонентом модели является агент «Муравей» (Ant), в физической реализации – грузовой автомобиль, содержащий логику выбора маршрута согласно вероятностному правилу; хранящий индивидуальную память о посещённых городах и обновляющий феромонные следы после завершения маршрута.

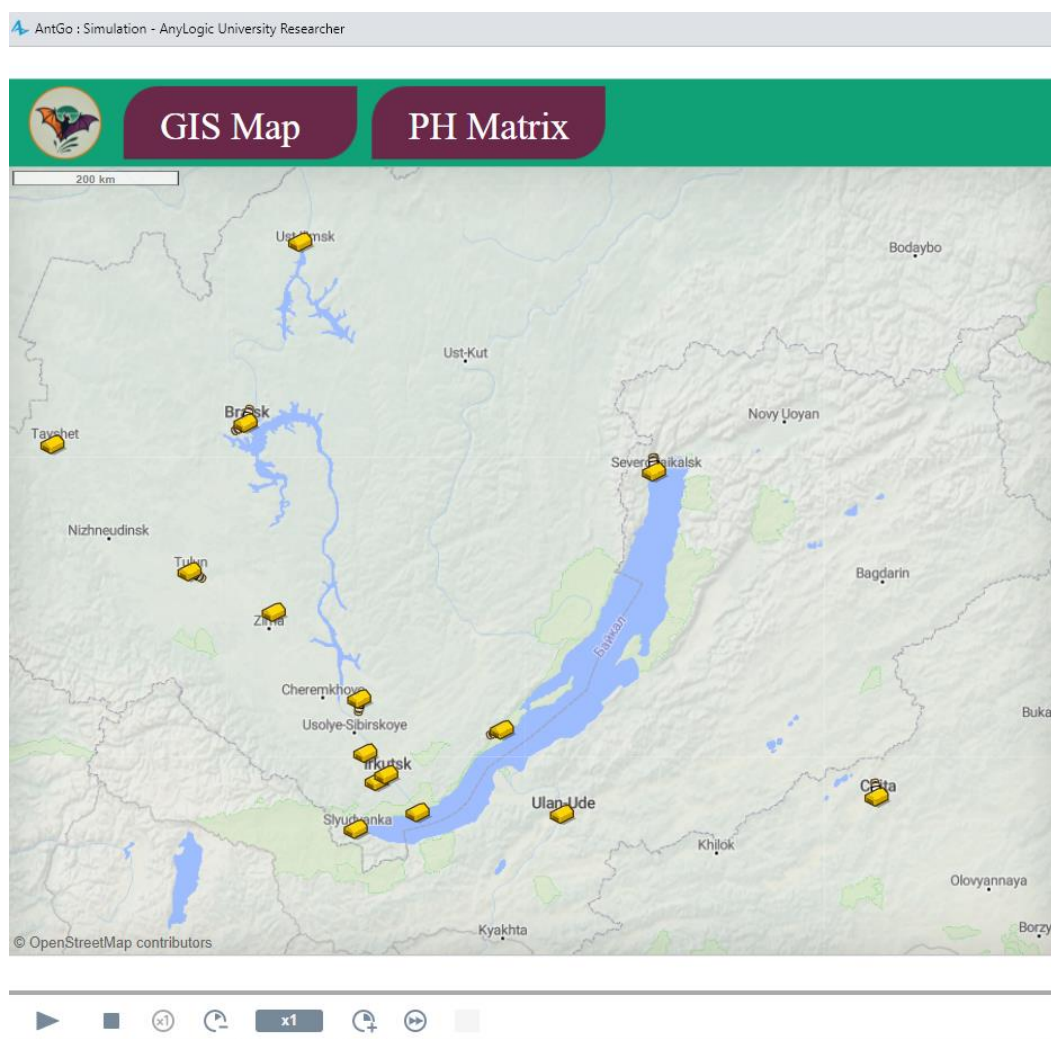


Рис. 1. GIS-карта с ключевыми точками доставки в AnyLogic (разработано авторами)

Описание кода – логики выбора следующего города на пути муравья на основе уровня феромонов на ребрах, расстояния между городами, параметров жадности (levelOfGreed) и следования феромонам (levelOfHerding) приведено на рисунке 2.


```

// 1. Вычисляем знаменатель для формулы вероятностей (сумма всех возможных вариантов)
double denominator = 0.0;
// Получаем текущий город (последний в списке посещенных)
int currentCity = isVisited.isEmpty() ? -1 : isVisited.getLast();
// Перебираем все города для вычисления знаменателя вероятностей
for (int i = 0; i < main.myTowns.size(); i++) {
    // Если город еще не посещен
    if (!isVisited.contains(i)) {
        // Вычисляем расстояние до рассматриваемого города
        double distance = this.distanceTo(main.myTowns.get(i), KILOMETER);
        tracenln("Расстояние до города " + distance);
        // Получаем значение феромона на ребре (если currentCity = -1, используем 1.0)
        double pheromone = currentCity == -1 ? 1.0 : main.pheromoneValue[currentCity][i];
        // Эвристическая информация (чем ближе город, тем лучше)
        double eta = 1.0 / distance;

        // Добавляем к знаменателю: (феромон^α) * (эвристика^β)
        denominator += Math.pow(pheromone, main.levelOfHerding) * Math.pow(eta, main.levelOfGreed);
        tracenln("Значение знаменателя для муравья " + this + " " + denominator);
    }
}

// 2. Генерируем случайное число для выбора пути
double randomValue = Math.random(); // число в диапазоне [0, 1)
double cumulativeProb = 0.0; // накапливаемая вероятность
// 3. Выбираем следующий город на основе вероятностей
for (int i = 0; i < main.myTowns.size(); i++) {
    if (!isVisited.contains(i)) {
        // Вычисляем расстояние, феромон и эвристику для текущего города
        double distance = this.distanceTo(main.myTowns.get(i), KILOMETER);
        double pheromone = currentCity == -1 ? 1.0 : main.pheromoneValue[currentCity][i];
        double eta = 1.0 / distance;
        // Вычисляем вероятность перехода в город i
        double probability = (Math.pow(pheromone, main.levelOfHerding) * Math.pow(eta,
main.levelOfGreed)) / denominator;
        // Увеличиваем накапливаемую вероятность
        cumulativeProb += probability;
        // Если случайное число попало в интервал вероятности для этого города
        if (randomValue < cumulativeProb) {
            // Перемещаем муравья в выбранный город
            this.moveTo(main.myTowns.get(i));
            // Обновляем общее пройденное расстояние
            this.totalDistance += distance;
            // Добавляем город в посещенные
            isVisited.add(i);
            // Если это не начальный город, обновляем феромоны
            if (currentCity != -1) {
                // Вычисляем количество добавляемого феромона (обратно пропорционально
расстоянию)
                double deltaPheromone = 100.0 / distance;
                // Увеличиваем значение феромона на ребре
                main.pheromoneValue[currentCity][i] += deltaPheromone;
            }
            break; // Выходим из цикла после выбора города
        }
    }
}
}

```

Рис. 2. Фрагмент кода логики выбора следующего города на пути муравья (разработано авторами)

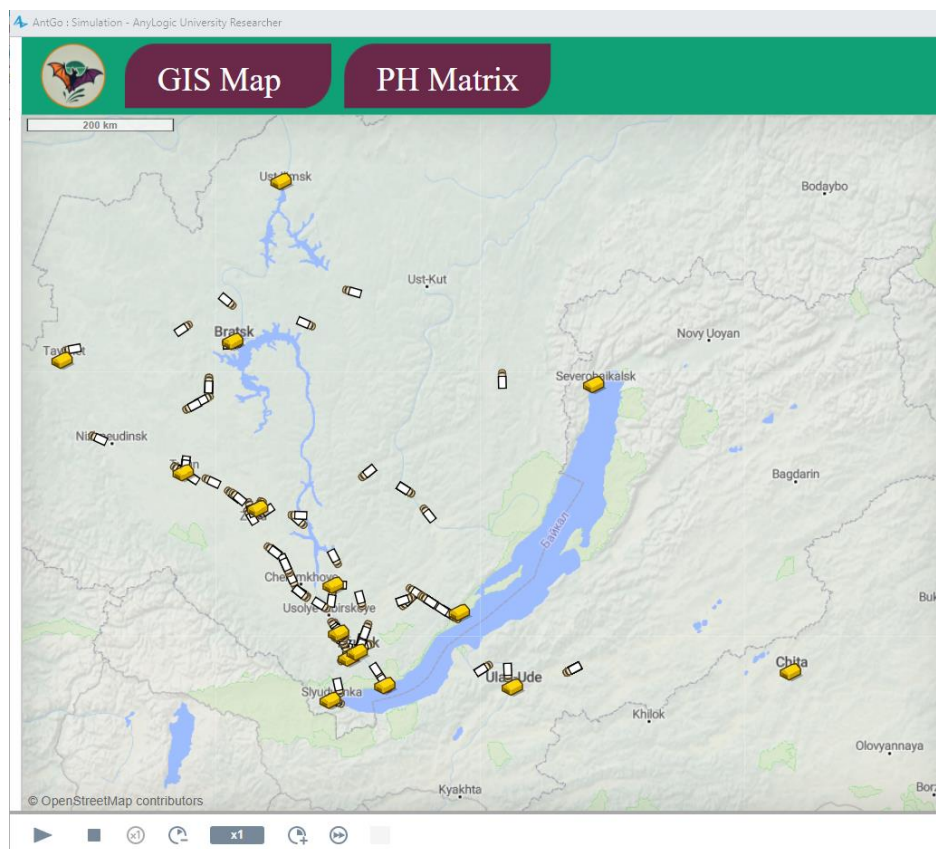


Рис. 3. Демонстрация работы муравьиного алгоритма в AnyLogic (разработано авторами)

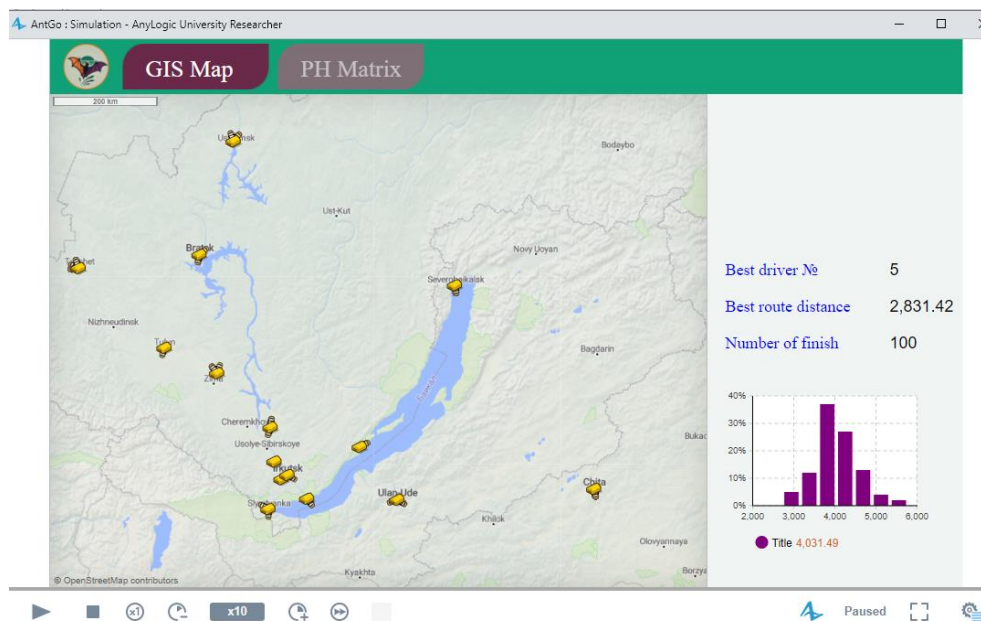


Рис. 4. Результаты работы муравьиного алгоритма (разработано авторами)

Рисунок 3 демонстрирует работу муравьиного алгоритма – перемещение грузовиков по пунктам назначения. На рисунке 4 представлены ключевые выходные данные, полученные в результате работы алгоритма оптимизации маршрутов в среде AnyLogic. В итоге, лучший водитель (Best driver) №5 прошел маршрут (Best route distance), равный 2 831,42 км, что почти на 30% короче пройденных в среднем расстояний, равных 4 031,49 км.

Заключение

Проведённое исследование показало практическую ценность муравьиного алгоритма для оптимизации логистических процессов в специфических условиях Восточной Сибири. По-

лученные результаты демонстрируют, что разработанная модель обладает значительным потенциалом для масштабирования и может быть успешно адаптирована к любым регионам с аналогичными характеристиками транспортной инфраструктуры. Особую значимость представляет возможность непосредственного внедрения данного решения в практическую деятельность транспортно-логистических компаний, что позволит существенно повысить эффективность их операционной деятельности.

Ключевыми преимуществами подхода являются высокая адаптивность к различным условиям транспортной сети, возможность учёта региональных особенностей логистики, практическую реализуемость в реальных бизнес-процессах. Перспективы дальнейшего развития исследования включают разработку специализированных модификаций алгоритма для конкретных отраслевых задач и интеграцию с современными системами управления транспортными потоками.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Shuaibu, A.S., Mahmoud, A.S., Sheltami, T.R. A Review of Last-Mile Delivery Optimization: Strategies, Technologies, Drone Integration, and Future Trends. *Drones* 2025, 9, 158. <https://doi.org/10.3390/drones9030158> (дата обращения: 08.04.2025)
2. Кроль Н. В., Полетаев А.С., Упырь Р.Ю. Алгоритм маршрутизации выбора оптимального пути следования в условиях мультимодальности перевозок // *Транспорт: наука, техника, управление. Научный информационный сборник.* – 2018. – № 8. – С. 16-24.
3. Царегородцева Е. Ю., Упырь Р.Ю. Инновационные подходы в управлении логистикой на транспорте // *Транспорт Азиатско-Тихоокеанского региона.* – 2021. – № 1(26). – С. 14-17.
4. Гончарова Ю.А. Оптимизация доставки однородного груза различным клиентам на базе алгоритма муравьиной колонии, основанного на популяции : специальность 05.13.18 : автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук / Гончарова Юлия Александровна; [Место защиты: ФГБОУ ВО «Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева - КАИ»], 2018. – 24 с.
5. Laporte G. Classical Heuristics for the Vehicle Routing Problem. / *Les Cahiers du GERAD, G98-54, Group for Research in Decision Analysis*, 1998, Montreal, Canada.
6. Штовба С.Д. Муравьиные алгоритмы // *Exponenta Pro. Математика в приложениях.* – 2003. – №4. – С. 70–75
7. Upyr R, Dudakova A. Traveling Salesman (TSL) using Ant optimization algorithm: модель : электронная // *AnyLogic Cloud* : [сайт] – URL: <https://cloud.anylogic.com/model/b46d382c-e978-4f2b-a93b-4293b9834fe6?mode=SETTINGS&tab=GENERAL> (дата обращения: 10.04.2025)
8. Упырь Р. Ю., Дудакова А.В. Моделирование работы сервиса быстрого реагирования для обеспечения работы терминально-складских комплексов // *Известия Транссиба.* – 2024. – № 2(58). – С. 72-81.
9. Алексей П. Беги, муравей, беги – Текст : электронный // *Хабр* : [сайт] – URL: <https://habr.com/ru/articles/500994/> (дата обращения: 10.04.2025)

REFERENCES

1. Shuaibu, A.S., Mahmoud, A.S., Sheltami, T.R. A Review of Last-Mile Delivery Optimization: Strategies, Technologies, Drone Integration, and Future Trends. *Drones* 2025, 9, 158. <https://doi.org/10.3390/drones9030158>
2. Krol, N.V., Poletaev, A.S., & Upyr, R.Y. (2018). Vehicle routing algorithm for optimal path selection in multimodal transportation. *Transport: Science, Technology, Management*, 8, 16-24.
3. Tsarogorodtseva, E.Y., & Upyr, R.Y. (2021). Innovative approaches in transport logistics management. *Transport of the Asia-Pacific Region*, 1(26), 14-17.
4. Goncharova, Y.A. (2025). Optimization of homogeneous cargo delivery to various clients based on population-based ant colony algorithm [Dissertation abstract]. Retrieved from <https://www.dissercat.com/content/optimizatsiya-dostavki-odnorodnogo-gruza-razlichnym-klientam-na-baze-algoritma-muravinoi-kol>

5. Laporte, G. (1998). Classical Heuristics for the Vehicle Routing Problem. Les Cahiers du GERAD, G98-54. Group for Research in Decision Analysis, Montreal, Canada.
6. Shtovba, S.D. (2003). Ant algorithms. Exponenta Pro. Mathematics in Applications, 4, 70-75.
7. Upyr, R.Y., & Dudakova, A.V. (2025). Traveling Salesman Problem solution using Ant Colony Optimization algorithm [Computer software]. AnyLogic Cloud. <https://cloud.anylogic.com/model/b46d382c-e978-412b-a93b-4293b9834fe6>
8. Upyr, R.Y., & Dudakova, A.V. (2024). Modeling of rapid response service for terminal-warehouse complexes operation. Izvestiya Transsiba, 2(58), 72-81.
9. Alex, P. (2025). Run, ant, run. Retrieved from <https://habr.com/ru/articles/500994/>

Информация об авторах

Упырь Роман Юрьевич – к.т.н., доцент кафедры «Управление эксплуатационной работой», Иркутский государственный университет путей сообщения, г. Иркутск, e-mail: Upyr_ru@irgups.ru

Дудакова Анастасия Владимировна – к.т.н., доцент кафедры «Управление эксплуатационной работой», Иркутский государственный университет путей сообщения, г. Иркутск, e-mail: Dudakova_av@irgups.ru

Ким Марк Станиславович – магистрант, группа ТТПм.1-24-1 (И,О), Иркутский государственный университет путей сообщения, г. Иркутск, e-mail: markkim@mail.ru

Information about the authors

Upyr Roman Yuryevich – Ph.D. in Engineering Science, Associate Professor, the Department of transportation process management, Irkutsk State Transport University, Irkutsk, e-mail: Upyr_ru@irgups.ru

Dudakova Anastasiya Vladimirovna – Ph.D. in Engineering Science, Associate Professor, the Department of transportation process management, Irkutsk State Transport University, Irkutsk, e-mail: Dudakova_av@irgups.ru

Kim Mark Stanislavovich – master's student, group TTPm.1-24-1 (I, O), Irkutsk State Transport University, Irkutsk, email: markkim@mail.ru