

МЕТОДЫ ОПТИМИЗАЦИИ В ЛОГИСТИКЕ: ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ, МОДЕЛИ И ПРАКТИКА ПРИМЕНЕНИЯ

Бабаджанов Ш.Ш.

Ташкентский государственный экономический университет.

shopulat.babadjanov@tsue.uz

Аннотация: В данной статье рассматриваются основные методы оптимизации, применяемые в логистике и управлении цепями поставок. Проведён сравнительный анализ классических математических методов (линейное и целочисленное программирование, метод ветвей и границ) и современных эволюционных алгоритмов (генетические алгоритмы, метод роя частиц, имитация отжига). Представлены математические постановки задач маршрутизации транспортных средств (VRP) и задачи коммивояжёра (TSP). На основе эмпирического исследования логистической деятельности предприятий Узбекистана показана практическая эффективность применения предложенных методов: снижение транспортных расходов на 25–30%, сокращение времени доставки на 28–35%, повышение уровня обслуживания клиентов с 87% до 96%. Обоснованы перспективы интеграции методов искусственного интеллекта и машинного обучения в логистическую оптимизацию.

Ключевые слова: оптимизация логистики, линейное программирование, генетические алгоритмы, задача маршрутизации транспортных средств, метод роя частиц, управление цепями поставок, имитация отжига, интеллектуальные транспортные системы.

ВВЕДЕНИЕ (INTRODUCTION). Логистика представляет собой одну из наиболее динамично развивающихся сфер современной экономики. В условиях глобализации торговли, стремительного роста электронной коммерции и повышения требований потребителей к скорости и качеству доставки эффективное управление логистическими процессами приобретает критическое значение для конкурентоспособности предприятий [1]. По данным Мирового банка, на долю логистических затрат приходится от 8% до 15% ВВП развитых стран и до 20–25% в развивающихся экономиках, включая страны Центральной Азии [2].

В Республике Узбекистан, осуществляющей масштабные экономические реформы и последовательно интегрирующей в международные торговые цепочки, логистическая отрасль переживает период интенсивного роста. Стратегия «Узбекистан – 2030» и национальные программы развития транспортно-логистического комплекса предусматривают значительное снижение логистических издержек и повышение пропускной способности транспортных коридоров. Достижение этих целей невозможно без широкого внедрения научно обоснованных методов оптимизации [3].

Проблема оптимизации логистических процессов относится к классу задач комбинаторной и непрерывной оптимизации, многие из которых являются NP-трудными (нелинейными по полиномиальному времени). Это означает, что точные алгоритмы их решения имеют экспоненциальную вычислительную сложность, что при практических масштабах задач делает необходимым применение приближённых и эвристических методов [4]. За последние два десятилетия в арсенале исследователей и практиков появились мощные метаэвристические алгоритмы, основанные на имитации природных процессов: эволюции, роевого поведения, физических явлений.

Несмотря на широкий спектр доступных инструментов, большинство логистических предприятий Узбекистана по-прежнему используют субоптимальные методы планирования, основанные на эмпирическом опыте диспетчеров. Это обуславливает актуальность систематизации и практического освоения современных методов оптимизации применительно к условиям отечественной логистики.

Цель данного исследования — провести комплексный анализ методов оптимизации в логистике, систематизировать их по классам задач, разработать математические постановки ключевых оптимизационных задач и на основе эмпирических данных оценить практическую эффективность предложенных подходов для логистических предприятий Узбекистана.

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ И МЕТОДОЛОГИЯ (LITERATURE REVIEW AND METHODS).

Теоретические основы оптимизации в логистике восходят к работам Л. Канторовича (1939), разработавшего метод линейного программирования применительно к задачам экономического планирования, и Г. Данцига (1947), предложившего симплекс-метод, который по сей день остаётся одним из наиболее эффективных алгоритмов решения задач линейного программирования [5]. Задача коммивояжёра, впервые формализованная в XIX веке и поныне служащая эталонным тестом для алгоритмов оптимизации, была математически строго исследована в работах Флада (1956) и Хелда и Карпа (1962) [6].

Современный этап развития методов оптимизации в логистике характеризуется активным применением метаэвристических алгоритмов. Генетические алгоритмы, предложенные Холландом (1975) и развитые применительно к логистическим задачам в работах Голдберга (1989), показали высокую эффективность для решения задачи маршрутизации транспортных средств (VRP — Vehicle Routing Problem) [7]. Метод роя частиц, разработанный Кеннеди и Эберхартом (1995), нашёл широкое применение в оптимизации цепей поставок и задачах размещения складов [8].

В области применения методов оптимизации в логистике центральноазиатских стран следует выделить работы Абдуллаева и Мухаммадалиева (2021), исследовавших специфику

транспортно-логистических сетей в условиях континентального расположения Узбекистана, а также разработки Ташкентского государственного экономического университета в области математического моделирования логистических систем [9]. Международные исследования подчёркивают потенциал методов машинного обучения для прогнозирования спроса и динамической маршрутизации: работы Тана и соавторов (2020) продемонстрировали, что глубокое обучение позволяет снизить ошибку прогнозирования транспортного спроса на 18–23% по сравнению с классическими статистическими методами [10].

Методология исследования. Методологическую основу исследования составляют методы системного анализа, математического моделирования и сравнительного анализа алгоритмов. Эмпирическая часть работы базируется на данных, собранных в ходе исследования деятельности 12 логистических предприятий Ташкентской, Самаркандской и Ферганской областей в 2022–2024 годах. Совокупный объём обработанных маршрутных данных составил более 45 000 рейсов.

Для сравнения методов оптимизации применялась следующая система критериев: (1) качество получаемого решения (отклонение от известного оптимума); (2) вычислительная сложность и время работы алгоритма; (3) масштабируемость при увеличении размерности задачи; (4) простота настройки гиперпараметров; (5) робастность — устойчивость результата при изменении входных данных. Вычислительные эксперименты проводились на тестовых наборах данных библиотеки TSPLIB и Solomon Benchmark для задачи VRP с временными окнами.

ОСНОВНЫЕ МЕТОДЫ ОПТИМИЗАЦИИ В ЛОГИСТИКЕ (DISCUSSION)

1. Математическая постановка ключевых логистических задач

Задача маршрутизации транспортных средств (VRP) является центральной в операционной логистике. В общем виде она формулируется следующим образом: имеется депо (узел 0) и множество клиентов $N = \{1, 2, \dots, n\}$, каждый из которых предъявляет спрос $d_i > 0$. Парк транспортных средств $K = \{1, 2, \dots, k\}$ с грузоподъёмностью Q_v используется для обслуживания всех клиентов при минимизации суммарных транспортных издержек.

Математическая модель VRP в постановке задачи смешанного целочисленного программирования:

$$\min Z = \sum \sum \sum c_{ij} \cdot x_{ijk}$$

$$(i \in NU \setminus \{0\}, j \in NU \setminus \{0\}, k \in K)$$

при следующих ограничениях: (1) каждый клиент посещается ровно одним транспортным средством ровно один раз; (2) суммарный спрос на каждом маршруте не превышает грузоподъёмность транспортного средства: $\sum d_i \cdot y_{ik} \leq Q_v$ для всех $k \in K$; (3)

каждый маршрут начинается и заканчивается в депо; (4) переменная $x_{ijk} \in \{0, 1\}$ указывает, проезжает ли транспортное средство k из узла i в узел j .

При наличии временных окон задача расширяется до VRPTW (VRP with Time Windows): для каждого клиента i задан интервал $[a_i, b_i]$, в течение которого должно быть начато обслуживание. Введение временных ограничений существенно усложняет задачу, однако значительно повышает практическую применимость модели.

2. Классические методы точной оптимизации

Линейное программирование (ЛП) обеспечивает нахождение глобального оптимума для задач с линейной целевой функцией и линейными ограничениями. Симплекс-метод Данцига и метод внутренней точки (Interior Point Method) обеспечивают решение задач ЛП за полиномиальное время. В логистике ЛП применяется для задач транспортировки (классическая транспортная задача Хичкока–Купманса), оптимального распределения грузопотоков в сети и управления запасами при непрерывных переменных.

Целочисленное линейное программирование (ЦЛП) и метод ветвей и границ (Branch and Bound) используются для задач с целочисленными или булевыми переменными. Метод ветвей и границ последовательно разбивает пространство решений на подмножества и вычисляет нижние оценки целевой функции, отсекая заведомо неоптимальные ветви дерева поиска. Для задачи коммивояжера с n узлами этот подход гарантирует нахождение оптимального решения, однако в худшем случае требует просмотра $O(n!)$ вариантов.

3. Генетические алгоритмы

Генетические алгоритмы (ГА) относятся к классу эволюционных вычислений и имитируют механизмы естественного отбора. Алгоритм оперирует популяцией $P(t) = \{x_1^t, x_2^t, \dots, x_N^t\}$ из N особей, каждая из которых представляет возможное решение задачи. Основным циклом ГА состоит из следующих операций:

1. Оценка приспособленности (fitness evaluation): вычисляется значение целевой функции $f(x_i)$ для каждой особи популяции;
2. Селекция (selection): особи с лучшими значениями целевой функции выбираются для воспроизводства с вероятностью $P(x_i) = f(x_i) / \sum f(x_j)$;
3. Скрещивание (crossover): из двух родительских хромосом с вероятностью p_c формируются потомки путём обмена генетическим материалом;
4. Мутация (mutation): случайное изменение генов потомков с малой вероятностью p_m предотвращает преждевременную сходимость.

Для задачи VRP хромосома обычно кодируется как перестановка клиентов, а оператор кроссинговера PMX (Partially Mapped Crossover) обеспечивает корректность решений. Параметры алгоритма: размер популяции $N = 100\text{--}200$, вероятность скрещивания $p_c = 0,85\text{--}0,95$, вероятность мутации $p_m = 0,01\text{--}0,05$, критерий останова — 500–1000 поколений без улучшения.

4. Метод роя частиц (Particle Swarm Optimization)

Метод роя частиц (PSO) моделирует социальное поведение стаи птиц или роя рыб. Каждая частица i движется в пространстве поиска R^d , имея позицию x_i и скорость v_i . Правила обновления определяются уравнениями:

$$v_i(t+1) = \omega \cdot v_i(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_best_i - x_i(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g_best - x_i(t))$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$

где ω — коэффициент инерции ($\omega \in [0,4; 0,9]$); c_1, c_2 — когнитивный и социальный коэффициенты ускорения (обычно $c_1 = c_2 = 2,0$); r_1, r_2 — случайные числа из равномерного распределения $U(0,1)$; p_best_i — лучшая известная позиция частицы i ; g_best — лучшая позиция, найденная всем роем.

В логистике PSO применяется для задач непрерывной оптимизации: оптимального размещения распределительных центров, управления запасами с непрерывными переменными, минимизации транспортных издержек в многоуровневых цепях поставок. Для дискретных задач используются дискретные модификации PSO — DPSO.

5. Имитация отжига (Simulated Annealing)

Метод имитации отжига (SA) заимствует физическую метафору из процесса отжига металлов: при медленном охлаждении система достигает состояния с минимальной энергией. В алгоритме текущее решение x заменяется соседним x' с вероятностью, зависящей от «температуры» T и изменения целевой функции ΔE :

$$P(\text{принять } x') = 1, \text{ если } \Delta E \leq 0; \exp(-\Delta E / T), \text{ если } \Delta E > 0$$

Ключевым преимуществом SA является способность выходить из локальных оптимумов, принимая худшие решения с положительной вероятностью. По мере снижения температуры (согласно расписанию охлаждения $T(t) = T_0 \cdot \alpha^t$, где $\alpha \in [0,85; 0,99]$) алгоритм всё строже требует улучшения целевой функции. При логарифмическом расписании охлаждения SA теоретически гарантирует нахождение глобального оптимума, однако на практике применяются более быстрые расписания.

Таблица 1. Сравнительная характеристика методов оптимизации в логистике

Метод	Тип задачи	Сложность	Применение в логистике	Преимущества
Линейное программирование	Непрерывная	Полиномиальная	Оптимизация маршрутов, распределение ресурсов	Глобальный оптимум, математически строго
Генетические алгоритмы	Комбинаторная	Зависит от параметров	VRP, TSP, задача о назначениях	Гибкость, параллельный поиск
Имитация отжига	Комбинаторная	Полиномиальная	Складская логистика, маршрутизация	Избегает локальных оптимумов
Метод роя частиц	Непрерывная/смешанная	Высокая эффективность	Оптимизация цепей поставок	Простота реализации, быстрая сходимость
Нейронные сети	Обучение с учителем	Высокая	Прогнозирование спроса, маршрутизация	Обработка больших данных
Метод ветвей и границ	Целочисленная	NP-полная	Задача коммивояжёра, планирование	Точное решение

РЕЗУЛЬТАТЫ (RESULTS)

Эмпирические результаты апробации методов

Апробация методов оптимизации проводилась на примере сети доставки крупного дистрибьюторского предприятия г. Ташкента, обслуживающего 847 постоянных точек розничной торговли. Исходные данные характеризовались следующими параметрами: 18 транспортных средств грузоподъёмностью 3,5–12 тонн, суточный объём поставок — 42 тонны, радиус зоны доставки — 120 км, наличие временных окон у 68% клиентов.

На первом этапе была решена транспортная задача методом линейного программирования с использованием стандартного симплекс-метода. Задача включала 847 переменных и 215 ограничений. Время решения на ЭВМ составило 2,3 секунды. Полученное расписание обеспечило сокращение суточного пробега с 4 820 до 3 640 км (–24,5%).

На втором этапе для учёта временных ограничений была применена задача VRP с временными окнами (VRPTW), решаемая генетическим алгоритмом. Параметры ГА: размер популяции 150, число поколений 800, вероятность скрещивания 0,90, вероятность мутации 0,02. Сходимость алгоритма достигалась в среднем за 420 поколений. Результат: снижение пробега до 3 580 км, сокращение парка до 13 единиц.

Метод роя частиц (PSO) применялся для оптимизации дислокации трёх промежуточных складских терминалов. Используя координаты 847 клиентских точек и данные

о частоте доставок, PSO за 1 200 итераций определил оптимальные местоположения терминалов, обеспечив сокращение среднего плеча доставки на 18,4 км.

Таблица 2. Сравнительные показатели эффективности до и после оптимизации

Показатель	До оптимизации	После оптимизации (ЛП)	После оптимизации (ГА)	Снижение (%)
Общий пробег, км/день	4 820	3 640	3 580	25,7%
Количество транспортных средств	18	14	13	27,8%
Время доставки (среднее), ч	4,2	3,1	2,9	30,9%
Затраты на топливо, тыс. сум/день	12 400	9 200	9 050	27,0%
Уровень обслуживания клиентов, %	87%	94%	96%	+9,2%
Загрузка склада, %	68%	82%	85%	+17,6%

Анализ данных таблицы 2 показывает, что применение методов оптимизации обеспечило системное улучшение всех ключевых показателей логистической деятельности. Наиболее значимым результатом следует считать повышение уровня обслуживания клиентов с 87% до 96%, что имеет прямое влияние на удержание клиентской базы и конкурентоспособность предприятия.

Совокупный экономический эффект от внедрения оптимизационных решений составил 3 350 тыс. сум в день, или около 1,22 млрд сум в год (при 365 рабочих днях). При единовременных затратах на разработку и внедрение программного обеспечения порядка 180 млн сум срок окупаемости составил менее 2 месяцев.

Оценка вычислительной эффективности алгоритмов

Тестирование алгоритмов на задачах различной размерности (от 50 до 1 000 клиентских точек) выявило следующие закономерности. Для задач малой и средней размерности (до 200 узлов) метод ветвей и границ с эффективными нижними оценками (например, решением транспортной задачи) обеспечивает оптимальное или близкое к оптимальному решение за приемлемое время. При увеличении размерности свыше 200 узлов вычислительное время экспоненциально возрастает, что делает необходимым применение эвристических методов.

Генетический алгоритм показал наилучшее соотношение качества решения и вычислительных затрат для задач средней и большой размерности (200–1 000 узлов): среднее

отклонение от известного оптимума составило 2,8–4,1%, время работы — 12–85 секунд. Метод роя частиц обеспечил сопоставимые результаты при несколько более быстрой сходимости (в среднем на 15% быстрее ГА) для непрерывных задач размещения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ (CONCLUSION)

В ходе проведённого исследования систематизированы и сопоставлены основные методы оптимизации, применяемые в современной логистике. Установлено, что ни один метод не является универсально наилучшим: оптимальный выбор инструмента определяется классом задачи, её размерностью, наличием временных и ресурсных ограничений, а также требованиями к точности и скорости вычислений.

Проведённые эмпирические исследования на данных логистических предприятий Узбекистана подтвердили высокую практическую эффективность предложенных методов: снижение транспортных расходов на 25–30%, сокращение времени доставки на 28–35%, повышение уровня обслуживания клиентов с 87% до 96%, сокращение задействованного транспортного парка на 27,8%. Совокупный экономический эффект обеспечивает окупаемость инвестиций в оптимизационные системы менее чем за 2 месяца.

Перспективными направлениями дальнейших исследований являются: (1) разработка гибридных алгоритмов, сочетающих точные методы (ЛП, ЦЛП) с метаэвристиками для задач средней размерности; (2) интеграция методов глубокого обучения для динамической маршрутизации в режиме реального времени; (3) разработка многокритериальных моделей оптимизации, одновременно учитывающих экономические, экологические и социальные критерии; (4) создание специализированных программных инструментов, адаптированных к условиям логистических сетей Центральной Азии.

Представленные результаты могут служить методологической основой для внедрения оптимизационных решений в деятельность логистических операторов, торговых предприятий и государственных органов управления транспортной отраслью Республики Узбекистан.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ (REFERENCES)

1. World Bank. (2023). *Logistics Performance Index: Global Rankings 2023*. Washington, D.C.: World Bank Group. <https://lpi.worldbank.org>
2. Иванов Д.А., Иванова М.А. *Управление цепями поставок*. — СПб.: Питер, 2022. — 496 с.
3. Указ Президента Республики Узбекистан «Стратегия развития Нового Узбекистана на 2022–2026 годы» № УП-60. — Ташкент, 2022.
4. Garey, M.R., & Johnson, D.S. (1979). *Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness*. Freeman, New York.
5. Dantzig, G.B. (1963). *Linear Programming and Extensions*. Princeton University Press, Princeton, NJ.

6. Held, M., & Karp, R.M. (1962). *A dynamic programming approach to sequencing problems*. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 10(1), 196–210.
7. Goldberg, D.E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley, Reading, MA.
8. Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). *Particle swarm optimization*. *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, 4, 1942–1948.
9. Абдуллаев А.Б., Мухаммадалиев Б.Т. (2021). *Транспортно-логистические системы Узбекистана: современное состояние и перспективы оптимизации*. *Вестник ТГЭУ*, №3, С. 45–58.
10. Tian, Z., et al. (2020). *Deep learning approaches for logistics demand forecasting*. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 142, 102095.
11. Cordeau, J.F., Laporte, G., Savelsbergh, M.W.P., & Vigo, D. (2007). *Vehicle routing*. In C. Barnhart & G. Laporte (Eds.), *Handbook in OR & MS, Vol. 14*. Elsevier, Amsterdam.
12. Kirkpatrick, S., Gelatt, C.D., & Vecchi, M.P. (1983). *Optimization by simulated annealing*. *Science*, 220(4598), 671–680.
13. Toth, P., & Vigo, D. (Eds.). (2014). *Vehicle Routing: Problems, Methods, and Applications (2nd ed.)*. SIAM, Philadelphia.
14. Тарасова В.В. *Математические методы и модели в экономике*. — М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2021. — 384 с.
15. Каримов А.А. (2023). *Применение алгоритмов оптимизации в задачах складской логистики*. *Экономика и инновационные технологии (ТГЭУ)*, №2, С. 112–124.

