

УДК 519.8

Э.А. Джалбиев¹, Б.Э. Шекербекоев¹, Д.С. Кондрашов¹, С.Н. Верзунов²

¹Кыргызско-Германский институт прикладной информатики, Бишкек,
Кыргызская Республика

²Институт машиноведения, автоматизации и геомеханики НАН КР

МОДЕЛЬ ОПТИМИЗАЦИИ МАРШРУТОВ ВЫВОЗА ТБО С УЧЁТОМ ФАКТИЧЕСКОГО УРОВНЯ ЗАПОЛНЕНИЯ КОНТЕЙНЕРОВ

В работе предложен двухэтапный алгоритмический подход к планированию вывоза твёрдых бытовых отходов: сначала по текущим измерениям заполнения формируется множество контейнерных площадок, подлежащих обслуживанию, затем порядок их объезда оптимизируется генетическим алгоритмом. Маршрут кодируется перестановкой уникальных идентификаторов площадок (giant tour), а отдельный Split-декодер делит перестановку на допустимые рейсы с учётом вместимости мусоровоза. Такое представление исключает повторяющиеся маркеры депо в хромосоме и конструктивно предотвращает дублирование площадок и образование автономных подциклов.

Метод проверен в воспроизводимом синтетическом эксперименте для 30 площадок. При пороге заполнения 70 % активными оказались 9 площадок. Эффект отбора и эффект оптимизатора оценивались отдельно. Пороговый отбор сократил длину статического маршрута с 184,85 до 52,20 км, однако это сравнение соответствует разному объёму обслуживания. На одном и том же наборе из 9 площадок генетический алгоритм сократил маршрут с 52,20 до 28,52 км и во всех 30 независимых запусках достиг точного решения, найденного методом динамического программирования. Результаты относятся к вычислительному прототипу на синтетических данных и не являются оценкой фактической экономии или санитарного эффекта для г. Бишкек.

Ключевые слова: твёрдые бытовые отходы, маршрутизация транспорта, CVRP, генетический алгоритм, giant tour, Split-декодирование, пороговый отбор, вычислительный эксперимент.

Введение

Организация вывоза твёрдых бытовых отходов связана с необходимостью согласовать частоту обслуживания контейнерных площадок, вместимость спецтехники и протяжённость маршрутов. При использовании жёсткого расписания автомобиль может посещать площадки с небольшим объёмом отходов, тогда как точки с интенсивным накоплением требуют более частого обслуживания. В открытых сообщениях муниципальных служб Бишкека также используются фиксированные графики вывоза, что делает актуальным исследование более адаптивных алгоритмических схем [4].

Задача построения маршрутов относится к семейству Vehicle Routing Problem (VRP) и является NP-трудной [2, 6]. Точные методы полезны для небольших экземпляров, но при росте числа площадок вычислительная сложность быстро увеличивается. Поэтому в прикладных системах используются эвристические и метаэвристические алгоритмы, включая генетические алгоритмы [1, 3].

В исходной версии работы одновременно заявлялись машинное обучение, прогнозирование заполнения, Time-Dependent VRP и генетическая маршрутизация, хотя вычислительный пример содержал только случайно заданные текущие уровни заполнения и пороговый отбор. В настоящей редакции границы исследования приведены в соответствие с фактически проверяемой задачей: рассматриваются текущие измерения заполнения и статические расстояния в синтетической координатной области. Прогнозирование накопления, реальные дорожные графы, пробки и экономический расчёт оставлены за пределами данного эксперимента.

Цель работы заключается в разработке внутренне согласованной модели отбора площадок и маршрутизации, а также в отдельной оценке двух эффектов: исключения площадок ниже порога обслуживания и оптимизации порядка объезда одного и того же активного множества.

Сравнение алгоритмических подходов

Статический маршрут не требует вычислений, однако не использует текущие данные о заполнении. Метод ближайшего соседа быстро формирует допустимый порядок объезда, но

принимает локальные решения. Генетический алгоритм выполняет глобальный поиск в пространстве перестановок и не гарантирует точный оптимум, поэтому его качество необходимо проверять относительно воспроизводимого базового решения. Для малого активного множества в данной работе дополнительно применён точный алгоритм динамического программирования.

Таблица 1 – Роль сравниваемых методов в исследовании

Метод	Текущие данные о заполнении	Гарантия оптимума	Вычислительная роль
Статический порядок	Необязательно	Нет	Базовый сценарий и контроль эффекта отбора
Ближайший сосед	Для активного множества	Нет	Быстрая эвристическая база сравнения
Генетический алгоритм	Для активного множества	Нет	Основной метаэвристический оптимизатор
Динамическое программирование	Для активного множества	Да, для малого N	Точная проверка качества ГА

Математическая постановка задачи

Пусть задано множество контейнерных площадок $N = \{1, \dots, n\}$ и депо 0. Для каждой площадки известны координаты, номинальный объём контейнеров V_i и текущая доля заполнения $h_i \in [0; 1]$. Коэффициент $\rho \in (0; 1]$ описывает уменьшение занимаемого объёма после уплотнения отходов в кузове. Расчётная нагрузка площадки определяется выражением

$$q_i = \rho \cdot V_i \cdot h_i, \quad (1)$$

где q_i — объём, учитываемый при проверке вместимости мусоровоза. В текущем однопериодном эксперименте площадка включается в активное множество при достижении порога θ :

$$A = \{i \in N \mid h_i \geq \theta\}. \quad (2)$$

Порог θ является параметром диспетчерской политики, а не универсальной санитарной нормой. В реальном внедрении условие (2) должно дополняться максимальным интервалом между обслуживанием, прогнозом времени до переполнения и аварийными приоритетами. Эти механизмы в текущем синтетическом опыте не моделируются.

Хромосома генетического алгоритма представляет собой перестановку только уникальных идентификаторов активных площадок:

$$\pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_{|A|}), \pi_j \in A. \quad (3)$$

После генетических операций Split-декодер последовательно разделяет перестановку на рейсы $R_1, \dots, R_m$. Каждый рейс начинается и заканчивается в депо; при возвращении в депо вместимость кузова восстанавливается. Длина рейса $R = (r_1, \dots, r_s)$ определяется как

$$D(R) = d_{0r_1} + \sum_{j=1}^{s-1} d_{r_j r_{j+1}} + d_{r_s 0}. \quad (4)$$

Для каждого рейса выполняется ограничение вместимости

$$\sum_{i \in R} q_i \leq Q, \quad (5)$$

где Q — вместимость кузова. При заданной средней скорости v и времени обслуживания одной площадки τ продолжительность рейса равна

$$T(R) = D(R) / v + \tau \cdot |R| \leq T_{\max}. \quad (6)$$

Целевая функция минимизирует суммарную длину всех рейсов:

$$F(\pi) = \sum_{g=1}^m D(R_g) \rightarrow \min. \quad (7)$$

Поскольку каждая площадка присутствует в перестановке ровно один раз, а Split-декодер формирует только маршруты вида «депо — площадки — депо», повторное обслуживание и автономные подциклы конструктивно исключаются. Расход топлива используется только как производная метрика $G = \alpha \cdot F$, где α — принятый удельный расход.

Поэтому одинаковое относительное изменение длины маршрута и расчётного расхода топлива не является независимым подтверждением результата.

Двухэтапная схема: отбор площадок и оптимизация порядка объезда



Оценка проводится отдельно для эффекта отбора и для эффекта оптимизатора

Рисунок 1 – Последовательность формирования активного множества и оптимизации маршрутов

Генетический алгоритм и Split-декодирование

Начальная популяция состоит из перестановок активных площадок. Одна особь формируется методом ближайшего соседа, часть особей получается её случайными вариациями, остальные генерируются случайно. Родители выбираются турнирным отбором. Для скрещивания применяется упорядоченный оператор ОХ, корректный для перестановок уникальных идентификаторов [1]. После скрещивания выполняется мутация обменом двух позиций.

В отличие от представления с повторяющимися нулями-депо giant-tour кодирование не включает разделители маршрутов в хромосому. Границы рейсов определяет Split-декодер после генетических операций. Благодаря этому ОХ не может удалить или продублировать маркер депо, а число рейсов определяется фактической загрузкой и ограничением вместимости.

Для исключения зависимости выводов от одного случайного запуска выполнено 30 независимых запусков ГА. Параметры данных и алгоритма зафиксированы в таблице 2.

Таблица 2 – Параметры воспроизводимого синтетического эксперимента

Параметр	Значение	Пояснение
Число площадок n	30	Синтетический набор
Область координат	10×10 км	Равномерное распределение координат
Генератор и seed данных	NumPy PCG64, seed = 11	Воспроизводимые координаты и заполнение
Порог θ	0,70	Отбор по текущему заполнению
Номинальный объём V_i	$5,5 \text{ м}^3$	Одинаков для всех площадок
Коэффициент уплотнения ρ	0,30	Расчётная нагрузка q_i
Вместимость Q	18 м^3	Ограничение одного рейса
Скорость v / обслуживание τ	30 км/ч / 6 мин	Для расчёта длительности
Лимит рейса $T_{\max}$	8 ч	Ограничение продолжительности
Удельный расход α	0,35 л/км	Производная оценка топлива
Популяция / поколения	100 / не более 500	Досрочная остановка после 100 поколений без улучшения
Турнир / crossover / мутация	3 / 0,90 / 0,05	ОХ, swap mutation, элитизм 2
Повторные запуски	30	Seeds 1000–1029

Методика вычислительного эксперимента

Координаты 30 площадок сгенерированы равномерно в квадрате 10×10 км; депо расположено в точке (5; 5). Уровни заполнения также сгенерированы равномерно на интервале $[0; 1]$ тем же генератором PCG64 с seed = 11. Такой набор является полностью синтетическим: он не использует OpenStreetMap, OSRM или фактические координаты Бишкека и не моделирует дорожные пробки.

При $\theta = 0,70$ активными стали 9 площадок с номерами 2, 5, 9, 11, 16, 18, 22, 23 и 27. Их суммарная расчётная нагрузка после уплотнения составила $12,42 \text{ м}^3$, что допускает обслуживание одним рейсом. Для полного множества 30 площадок нагрузка составила $20,64 \text{ м}^3$, поэтому статический порядок был разделён на два рейса.

Сравнение проведено по пяти сценариям: S0 — статический порядок всех 30 площадок; S1 — статический порядок только 9 активных площадок; S2 — ближайший сосед для тех же 9 площадок; S3 — генетический алгоритм для тех же 9 площадок; S4 — точное решение методом Held–Karp для проверки S3. Сопоставление S0 и S1 характеризует совокупный эффект изменения уровня обслуживания, а сопоставление S1–S4 изолирует вклад маршрутизатора на одном активном множестве.

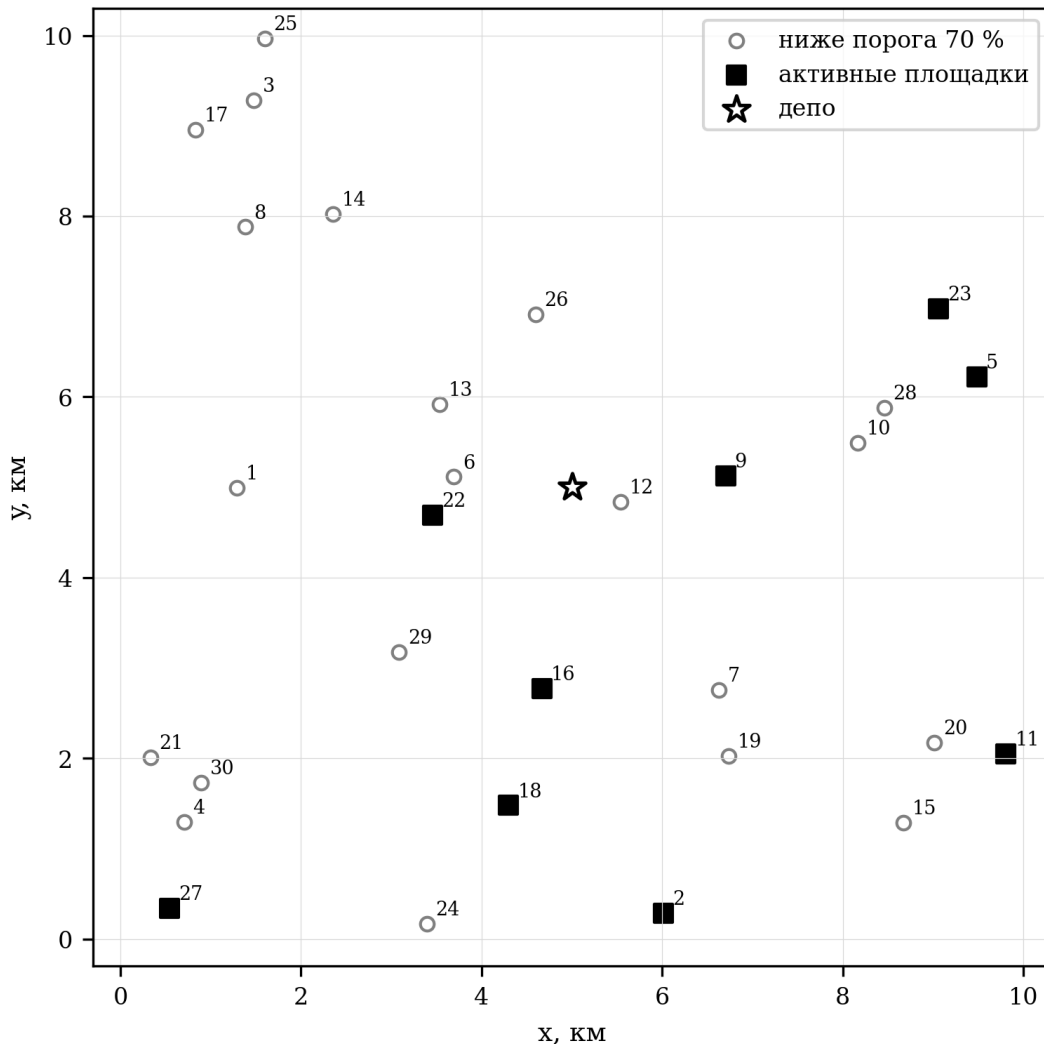


Рисунок 2 – Синтетическое расположение площадок, активное множество и депо

Результаты

Таблица 3 – Основные маршрутные показатели

Сценарий	Площадок	Рейсов	Собрано после уплотнения, м³	Длина, км	Машино-часы
S0: статический, все точки	30	2	20,64	184,85	9,16
S1: статический, активные	9	1	12,42	52,20	2,64
S2: ближайший сосед	9	1	12,42	33,75	2,02
S3: генетический алгоритм	9	1	12,42	28,52	1,85
S4: точный оптимум	9	1	12,42	28,52	1,85

Переход от S0 к S1 уменьшил суммарную длину на 71,8 %, но одновременно сократил число обслуживаемых площадок с 30 до 9 и объём вывоза с 20,64 до 12,42 м³. Следовательно, этот процент нельзя интерпретировать как чистый эффект генетического алгоритма или как экономию при одинаковом уровне обслуживания. Он характеризует только выбранную однопериодную политику порогового отбора.

На одинаковом наборе из 9 активных площадок статический порядок дал 52,20 км, ближайший сосед — 33,75 км, а ГА — 28,52 км. Таким образом, вклад оптимизатора относительно статического порядка составил 45,4 %, а относительно ближайшего соседа — 15,5 %. Расчётный расход топлива равен соответственно 18,27; 11,81 и 9,98 л и повторяет изменение длины маршрута, поскольку получен по линейной зависимости $G = \alpha \cdot F$.

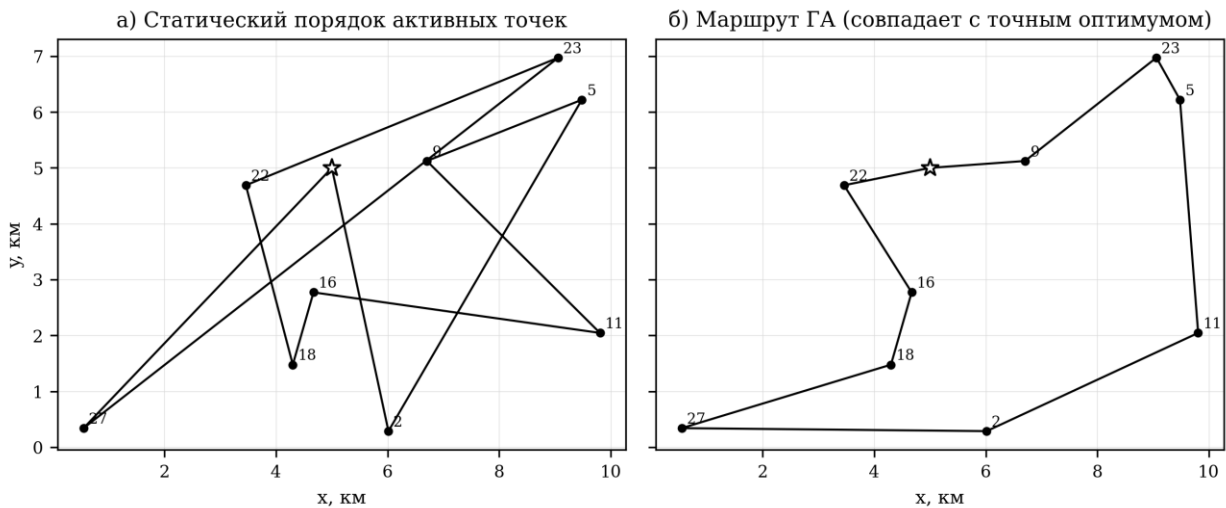


Рисунок 3 – Порядок обхода активных площадок до и после оптимизации

На данном малом экземпляре все 30 запусков ГА достигли точного оптимума. Это подтверждает корректность реализации на активном множестве из 9 площадок, но не доказывает аналогичную сходимость для сотен точек. Для крупных экземпляров требуется отдельное исследование масштабируемости, времени расчёта и устойчивости к параметрам алгоритма.

Один из оптимальных циклов имеет вид: депо – 22 – 16 – 18 – 27 – 2 – 11 – 5 – 23 – 9 – депо. Обратный порядок представляет тот же цикл и имеет ту же длину.

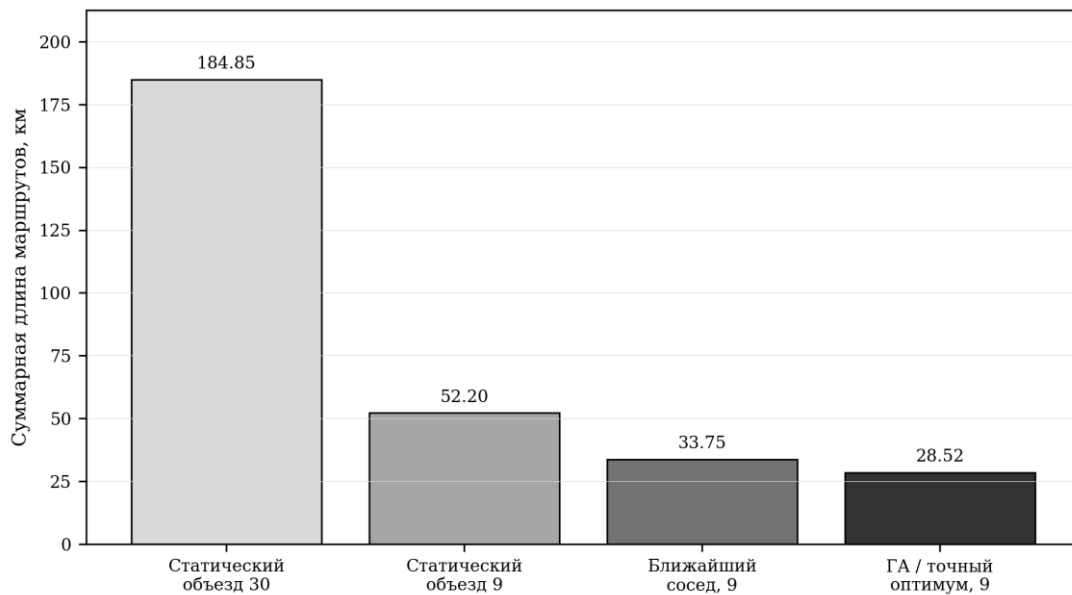


Рисунок 4 – Раздельное сравнение эффекта отбора и эффекта маршрутизатора

Таблица 4 – Повторяемость генетического алгоритма

Показатель	Значение
Число независимых запусков	30
Лучшее / среднее значение F, км	28,5169 / 28,5169
Стандартное отклонение, км	$< 10^{-12}$
Минимум / максимум поколений до остановки	103 / 146
Медиана поколений	109
Точный оптимум Held–Karp, км	28,5169
Относительный разрыв лучшего решения ГА	0 %

Обсуждение результатов и ограничения

Ключевым методическим результатом является раздельная оценка двух этапов. Пороговый отбор меняет само множество обслуживаемых объектов и поэтому не может сравниваться с полным объездом как эксперимент с одинаковым уровнем услуги. Генетический алгоритм, напротив, корректно оценивается на том же активном множестве относительно статического порядка, ближайшего соседа и точного оптимума.

Предложенное giant-tour представление устраняет внутреннее противоречие исходной схемы, в которой ОХ применялся к хромосоме с несколькими одинаковыми нулями-депо. В исправленной модели ОХ работает только с уникальными идентификаторами, а возвраты в депо и сброс загрузки формируются Split-декодером. Это согласует кодирование, ограничение вместимости и возможность нескольких рейсов.

Исследование имеет следующие ограничения. Во-первых, координаты и заполнение синтетические, поэтому результаты нельзя переносить на реальную дорожную сеть Бишкека. Во-вторых, не моделируются пробки, временные окна, неоднородный автопарк и случайное время обслуживания. В-третьих, текущий порог не гарантирует отсутствие переполнений в последующие дни: для этого необходимы максимальный интервал обслуживания и прогноз накопления. В-четвёртых, не выполнен расчёт CAPEX, OPEX, стоимости датчиков и срока окупаемости; следовательно, работа оценивает транспортные метрики, а не фактическую экономическую эффективность.

Перспективное развитие модели включает использование реального дорожного графа, времязависимых скоростей, многодневного горизонта, прогнозирования заполнения по

исторической телеметрии и штрафов за риск переполнения. Только после такой верификации можно оценивать санитарный, экологический и экономический эффект практического внедрения.

Заключение

Разработана согласованная двухэтапная модель планирования вывоза ТБО, объединяющая отбор площадок по текущему уровню заполнения и генетическую оптимизацию маршрутов. Использование giant-tour хромосомы и Split-декодера обеспечивает однократное включение каждой активной площадки, корректное разделение на рейсы и сброс загрузки при возврате в депо.

В воспроизводимом синтетическом эксперименте для 30 площадок порог 70 % сформировал активное множество из 9 точек. На этом одинаковом множестве ГА сократил длину маршрута с 52,20 до 28,52 км относительно статического порядка и с 33,75 до 28,52 км относительно ближайшего соседа. Во всех 30 запусках получено точное решение малого экземпляра. Сокращение при переходе от полного к пороговому обслуживанию рассматривается отдельно и не интерпретируется как эффект ГА при равном уровне услуги.

Полученные результаты подтверждают работоспособность вычислительного прототипа, но не являются доказательством экономии, предотвращения переполнений или эффективности в реальной городской эксплуатации. Для практического применения необходимы реальные данные, многодневная модель обслуживания и технико-экономическая оценка.

Литература

1. Гладков Л. А., Курейчик В. В., Курейчик В. М. Генетические алгоритмы: учебное пособие. 2-е изд. – М.: Физматлит, 2006. – 320 с.
2. Лебедев В. Н. Введение в системы дискретной оптимизации и задачи маршрутизации транспорта. – М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2015. – 215 с.
3. Пантелеев А. В. Метаэвристические алгоритмы поиска глобального экстремума. – М.: МАИ-ПРИНТ, 2009. – 160 с.
4. Тазалык представил новый график подворового вывоза мусора в Бишкеке [Электронный ресурс] // Kaktus.media. 25.04.2023. Режим доступа: https://kaktus.media/doc/491772_tazalyk_predstavil_novyy_grafik_podvorovogo_vyvoza_mysora_v_bishkeke_rayony_dni.html (дата обращения: 23.03.2026).
5. Hannan M. A. et al. Solid waste collection optimization objectives, constraints, modeling approaches, and their challenges toward smart waste management // Journal of Cleaner Production. 2020. Vol. 277. Art. 123557.
6. Toth P., Vigo D. Vehicle Routing: Problems, Methods, and Applications. 2nd ed. Philadelphia: SIAM, 2014. 463 p.