

29. Benjamin B., Howlett P., Vu X. Freightmaster: optimal speed profiles for long haul trains, *Proceedings of the 10th International Conference in Application of Advanced Technologies in Transportation. 27-30 May, 2008*. Athens, Greece, pp. 1-12.
30. Pudovikov O.E. Avtomaticheskoe upravlenie skorost'yu gruzovogo poezda s elektrovozom, dopuskayushchim plavnoe upravlenie silami tyagi i elektricheskogo tormozheniya: dis. ... d-ra. tekhn. nauk [Automatic control of the speed of a freight train with electric locomotive, allowing smooth control of the forces of traction and braking. Dr. eng. sc. diss]: 05.13.06, 05.22.07. Moscow, 2011, 291 p.
31. Klimovich A.V. Optimizatsiya upravleniya dvizheniya poezda po minimumu zatrat energoresursov na tyagu [Optimization of control of movement of trains at the minimum cost of energy for traction]. Moscow: Kompaniya Sputnik+, 2008, 263 p.
32. Yurenko K.I., Fandeev E.I. Komp'yuternaya model' i programmno-apparatnye sredstva bortovoy sistemy avtomatizirovannogo vedeniya poezda [Computer model and hardware-software on-board systems of automated driving of the train], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2012, No. 5 (130), pp. 51-56.
33. Yurenko K.I., Savos'kin A.N., Fandeev E.I. Matematicheskoe modelirovanie energooptimal'nykh rezhimov vedeniya poezda s uchedom vozmushcheniy [Mathematical modeling of enloop allows an optimal modes of reference of a train with given parameters], *Izvestiya vuzov. Severo-Kavkazskiy region. Tekhnicheskie nauki* [University News. North-caucasian region. Technical Sciences Series], 2015, No. 3, pp. 34-44.
34. Dormand J.R., Prince P.J. Runge-Kutta triples, *Comp. & Maths. with Appls*, 1986, No. 21A, pp. 1007-1017.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор А.Р. Гайдук.

Юренко Константин Иванович – Ростовский государственный университет путей сообщения; e-mail: ki-yurenko@yandex.ru; 344038, г. Ростов-на-Дону, пл. Ростовского Стрелкового Полка Народного Ополчения, 2; тел.: 89044454678; кафедра вычислительной техники и автоматизированных систем управления; к.т.н.; доцент.

Фандеев Евгений Иванович – Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И. Платова; e-mail: eif@inbox.ru; 346428, г. Новочеркасск, ул. Просвещения, 132; кафедра стандартизации, сертификации и управления качеством; д.т.н.; профессор.

Yurenko Konstantin Ivanovich – Rostov State Transport University; e-mail: ki-yurenko@yandex.ru; 2, Narodnogo Opolcheniya sq., Rostov-on-Don, 344038, Russia; phone: +79044454678; the department of computer engineering and automatic control system; cand. of eng. sc.; associate-professor.

Fandeev Evgeniy Ivanovich – Platov South-Russian State Polytechnic University (NPI); e-mail: eif@inbox.ru; 132, Prosvesheniya street, Novochoerkassk, 346428, Russia; the department of standardization, certification and quality management; dr. of eng. sc.; professor.

УДК 656.212.5

DOI 10.18522/2311-3103-2016-8-102114

А.Н. Шабельников

МЕТАЭВРИСТИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ В АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ НА СОРТИРОВОЧНЫХ СТАНЦИЯХ*

Разрабатывается новый метаэвристический подход к решению оптимизационных задач, связанных с управлением технологическими процессами на железнодорожных сортировочных станциях и горках. В основу предлагаемого подхода положен модифицирован-

* Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проекты № 16-07-20070-а, № 16-07-00086-а.

ный метод управляемого случайного поиска с запретами, рассматриваемый на примере задачи выбора оптимальной очередности расформирования составов, где требуется многокритериальная оптимизация, которая в настоящее время производится диспетчерским персоналом. В этой связи принимаемые решения не всегда являются оптимальными. В работе показано, что задача выбора оптимальной очередности роспуска состава может быть реализована по критерию минимизация суммарного простоя вагонов на сортировочной станции. При этом стоит отметить, что задача минимизации простоя может оказаться не тривиальной, если учитывать в расчётах доставку скоропортящихся грузов, т. е. наложить некоторый штраф за простой данных вагонов с целью своевременной доставки скоропортящихся грузов. Предлагаемый алгоритм осуществляет локальный поиск в пространстве решений с использованием поочередно применяемых процедур интенсификации и диверсификации поиска, основанных на адаптивном изменении параметра рандомизации окрестности. Кодирование и модификация решений осуществляются путем задания перестановок на множестве порядковых номеров подлежащих расформированию поездов. Рассматриваются результаты компьютерных экспериментов, проведенных с целью проверки эффективности предложенного подхода. Первая часть экспериментов направлена на выявления оптимальных параметров для разработанного поискового алгоритма. Во второй части при найденных оптимальных значениях параметров алгоритма были проведены эксперименты с имитационными моделями техпроцесса с целью оценки эффективности предлагаемого метода. Моделирование показало, что разработанный алгоритм позволяет получить более точные решения задачи по сравнению с жадными алгоритмами, используемыми в настоящее время в автоматизированных системах. В работе отмечается, что предложенный метаэвристический подход, основанный на использовании метода управляемого случайного поиска с запретами, применим также к решению многих практических задач, связанных с управлением технологическими процессами на сортировочных станциях и горках.

Метаэвристический алгоритм; кодирование решений; локальный поиск; окрестность решения; рандомизированная окрестность; расформирование состава; простой вагонов.

A.N. Shabelnikov

METAHEURISTIC ALGORITHMS FOR AUTOMATION CONTROL SYSTEMS IN TECHNOLOGICAL HUMP PROCESSES

The paper proposes a new metaheuristic approach to optimization, which deals with the control of the technological process at railway hump yards. The basis of the presented approach is a modified method of random tabu search, which is considered at the example of the choice of optimal breaking-up trains order, where multi-criteria optimization task is required to be solved. Nowadays, this task is tried to be handled by human personal, which leads to non-optimal solutions and typical errors in technological process. The task from the example is solved by minimizing the total delay of carriages at a hump yard. It should be noted that the task is non-trivial because of penalty for perishable freights, which may be delayed for inadmissible time. Proposed algorithm implements the local search based on adaptive change of randomization parameter. Creation and modification of solutions are performed based on permutations in the set of train numbers. The results of computer experiments, which were performed with the purpose of the performance estimation, are shown. The first part of the experiments revealed the optimal parameters of the searching algorithm. The second part of the experiments with imitation models of hump yards was provided with the purpose to estimate the performance of the approach. The results show that presented approach allows obtaining more accurate decisions than in case of greedy algorithms, which are common for automated systems. Moreover, it is shown that the approach is usable for many practical tasks, which are required to be solved at railway hump yards.

Metaheuristic algorithm; decision searching; local search; solution locality; random locality; breaking-up of trains; car delays.

Введение. Внедрение современных информационных технологий на железнодорожном транспорте создает благоприятные условия для решения многих задач, связанных с управлением технологическими процессами на сортировочных

станциях, на качественно новом уровне. В первую очередь это касается оптимизации работы оперативного персонала и создания специализированных автоматизированных рабочих мест [1, 2]. Одной из важных оптимизационных задач, решаемых на сортировочных станциях, является выбор очередности роспуска составов.

В общем случае задача выбора очередности роспуска (ВОР) реализуется по трем критериям – минимизация простоя поездов у входных сигналов, минимизация отклонения фактических временных показателей от запланированных, минимизация времени ожидания “нужных” вагонов [4]. С практической точки зрения наиболее значимым является временной критерий ожидания вагонов. Для сокращения этого времени необходимо обеспечить разборку железнодорожных составов таким образом, чтобы как можно быстрее шло высвобождение вагонов из-под накопления. Для этого необходимо осуществлять разборку поездов на сортировочной станции таким образом, чтобы вагоны, высвобожденные из-под накопления, как можно быстрее были сформированы в составы и шли на отправку.

В настоящее время эту задачу решает маневровый диспетчер самостоятельно, опираясь на общую поездную обстановку на сортировочной станции и личный опыт работы. Естественно, выносимые им решения не всегда являются оптимальными, поэтому решение данной оптимизационной задачи является одним из важных резервов повышения эффективности работы сортировочной станции и перевозочного процесса в целом.

В настоящей статье на примере задачи ВОР разрабатывается новый метаэвристический подход к решению многих практических задач, связанных с управлением технологическими процессами на сортировочных станциях и горках, основанный на использовании метода управляемого случайного поиска с запретами.

1. Постановка задачи. Большинство практических задач по управлению техпроцессами на сортировочных станциях и горках сводятся к задачам комбинаторной оптимизации. Классическим примером является ВОР-задача, которая кратко формулируется следующим образом: «На станции и в подходе имеется N поездов, идущих в расформирование. В каком порядке следует расформировать поезд, чтобы работа сортировочной станции была оптимальной в некотором смысле». Смысл оптимальности задается целью решения задачи и обычно сводится к минимизации суммарного простоя вагонов, находящихся как под накоплением, так и в поездах, ожидающих расформирования.

Исходной информацией для решения ВОР-задачи является размещение вагонов в составах прибывающих поездов, текущее состояние путей сортировочного парка и парка приема. Эти данные обеспечиваются автоматизированными системами управления грузовыми перевозками. Также необходимо располагать информацией о предполагаемых моментах прибытия поездов.

Решением ВОР-задачи является конкретный вариант обработки составов, характеризующий очередность расформирования $X^{(t)}$. В общем виде модель задачи выбора оптимальной очередности имеет вид:

$$C = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^z N_{ij}(X^{(t)}) \cdot T_j(X^{(t)}) \longrightarrow \min_{X^{(t)}}, \quad (1)$$

$N_{ij}(X^{(t)})$ – количество вагонов на i -е направление во время расформирования j -го состава; $T_j(X^{(t)})$ – продолжительность расформирования j -го состава; z, k – соответственно, количество направлений и составов. Значения N_i и T_j по каждому варианту изменяются в зависимости от выбранной очередности расформирования $X^{(t)}$. Минимум целевой функции достигается за счет перестановки составов в очереди на обслуживание.

Задача минимизации простая может оказаться намного сложнее, если учитывать в расчётах доставку скоропортящихся грузов, т.е. наложить некоторый штраф за простой данных вагонов с целью своевременной доставки скоропортящихся грузов. Можно найти баланс между простым и доставкой скоропортящихся грузов и в зависимости от этого расставлять приоритеты. Это, в свою очередь, позволит поднять качество обслуживания, а также избежать штрафов за несвоевременную доставку грузов. Такой подход наиболее актуален при доставке скоропортящихся грузов - время их доставки много меньше, чем время доставки обычных грузов или порожних вагонов.

Задача выбора очередности роспуска составов с ограничениями, в принципе, может быть формализована и решена поисковыми методами, предлагаемыми для решения аналогичных задач без ограничений. Преимущество использования поисковых алгоритмов с этой точки зрения очевидно, поскольку они позволяют накладывать различные дополнительные ограничения на условия задачи. Для эвристических алгоритмов это не всегда возможно, но в случае учёта скоропортящихся грузов это легко организовать, т. к. данной ограничение можно ввести через коэффициент, задающий баланс при расчёте целевой функции.

Анализ последних исследований в области оптимизации показывает, что для решения ВОР-задачи, как и, вообще, для решения многих других практических задач в области автоматизации техпроцессов на сортировочных станциях, представляется эффективным использование моделей и алгоритмов комбинаторной оптимизации.

Согласно Papadimitriou и Steiglitz [5], задачей комбинаторной оптимизации $\mathcal{R} = (S, f)$ называется задача оптимизации, в которой задано конечное множество объектов S и целевая функция $f : S \rightarrow R$, которая назначает положительное значение стоимости для каждого из объектов $s \in S$. Цель состоит в том, чтобы найти объект с минимальным значением стоимости. Объектами, как правило, являются целые числа, подмножества множества элементов, перестановки множества элементов или графовые структуры. Классическим примером задачи комбинаторной оптимизации, к которым можно свести большое число транспортных задач, является известная задача коммивояжера [6]. Другими примерами являются задачи о назначениях, задачи составления расписаний, а также многочисленные задачи в области планирования и перепланирования движений поездов.

Известно, что большинство практически важных задач комбинаторной оптимизации являются NP-полными и точное решение их может потребовать построения дерева поиска решений экспоненциального размера. В связи с практической значимостью данных задач для их решения разработан ряд алгоритмов, которые могут быть классифицированы как точные или приближенные алгоритмы. Точные алгоритмы гарантированно находят оптимальное решение для любой комбинаторной задачи конечного размера за ограниченное время (см. [7]). В связи с этим чрезвычайно актуальна разработка и исследование приближенных, в том числе и метаэвристических, алгоритмов для решения задач комбинаторной оптимизации.

2. Метаэвристический подход к решению ВОР-задачи. Метаэвристики являются мощным и чрезвычайно популярным классом оптимизационных методов, позволяющих находить решения для широкого круга задач из различных приложений. Сила метаэвристик состоит в их способности решения сложных задач без знания пространства поиска, что делает их универсальным средством решения NP-сложных оптимизационных задач. Упрощенно можно рассматривать метаэвристики как алгоритмы, реализующие прямой случайный поиск решений задачи, оптимальных или близких к оптимальным, пока не будет выполнено некое условие или достигнуто заданное число итераций [8].

Более общие схемы решения комбинаторных задач, называемые метаэвристиками, были разработаны Фредом Гловером [8, 9]. Метаэвристики объединяют основные эвристические методы в рамках алгоритмических схем более высокого уровня, направленных на эффективное изучение пространства поиска. Это обычно требует много меньше работы, чем разработка специализированных эвристик «с нуля». Класс метаэвристических алгоритмов включает в себя алгоритмы оптимизации муравьиной колонии (ant colony optimization (ACO)), эволюционные вычисления, включая генетические алгоритмы (ГА), метод имитации отжига и алгоритм табу-поиска (или поиска с запретами).

Общая схема метаэвристической процедуры, включающая в себя все три основных класса метаэвристик (ГА, имитации отжига, табу-поиск), показана ниже на рис. 1 [10].

1. Инициализация: x^0
2. Выбор окрестностей $\mathcal{N} \in \{N_1, \dots, N_q\}$
3. Выбор кандидата $\mathcal{C}(x) \subseteq \mathcal{N}(x)$
4. Оценка перехода/исследование окрестности $g(x, y), y \in \mathcal{C}(x)$
5. Реализация перехода $\tilde{x} = \operatorname{argopt}\{g(x, y)\}$
6. Оценка решения, обновить параметры поиска
7. Проверка критериев остановки: Stop или Goto 3 (продолжить локальный поиск)
или Goto 2 (начать новый этап поиска)

Рис. 1. Общая схема метаэвристики

В настоящее время существует достаточно много обзоров, библиографий и классификаций метаэвристических алгоритмов (см., например, [11–13]). Имеются публикации, в которых детально рассмотрены отдельные классы метаэвристик [14–17], однако, в основном известная литература посвящена генетическим алгоритмам и эволюционному моделированию [18].

Метаэвристики – это общие эвристики, позволяющие находить близкие к оптимальным решения различных задач оптимизации за приемлемое время. Различные описания метаэвристик в литературе позволяют сформулировать некоторые фундаментальные свойства, которыми характеризуются метаэвристики, такие как использование стратегий «управления» процессом поиска решений, исследование пространства поиска для нахождения квазиоптимальных решений, включение механизма исключения закливаний в ограниченной области пространства поиска, интеграция предметно-ориентированных знаний в эвристики и др. Каждая метаэвристика имеет свои характеристики, однако, все метаэвристики включают ряд обязательных для каждой из них компонент, приведенных на рис. 1.

В п. 2 приведенной на рис. 1 схемы каждому решению x сопоставляется множество окрестностей и связанных с ними переходы: $\{N_1, N_2, \dots, N_q\}$. В п.3 определяется критерий выбора окрестности в случае, если она не единственная. В п.4 осуществляется отбор кандидатов. Окрестности могут быть большими, тогда рассматривается только подмножество переходов на каждой итерации. Соответствующий список кандидатов $\mathcal{C}(x) \subseteq \mathcal{N}(x)$ может быть постоянным и обновляемым от итерации к итерации, или же, он может быть построен на каждой новой итерации. Во всех случаях критерий выбора определяет, каким образом могут быть выбраны решения для включения в список кандидатов. В п.5 оцениваются переходы с помощью функции $g(x, y)$ зависящей от таких параметров двух реше-

ний, как значение целевой функции, штрафы за нарушение некоторых ограничений и т.п. Выбирается наилучшее решение по отношению к этому критерию $\tilde{x} = \operatorname{argopt}\{g(x, y); y \in C(x)\}$. В п.6 реализуется критерий останова, которым может быть: время вычислений, число итераций, темпы улучшения решения и др.

В настоящей статье в основу разрабатываемого подхода положена конкретизация метода табу-поиска, входящего в группу методов случайного поиска. Общая схема метода локального поиска приведена ниже на рис. 2. [10]. Алгоритм локального поиска начинает свою работу с начального решения. На каждом шаге поиска текущее решение заменяется другим, лучшим, решением, найденным в окрестности текущего решения. Метод обычно позволяет найти локальный оптимум.

1. Определить исходное решение $x^0 \in \mathcal{X}$; $k = 0$;
2. $k = k + 1$;
3. Найти $\tilde{x} = \operatorname{argmin} f(x) | x \in \mathcal{N}(x^k)$;
4. Если $f(\tilde{x}) \geq f(x^k)$ Stop.
5. Иначе $x^{k+1} = m(\tilde{x})$; Goto 2.

Рис. 2. Общая схема метода локального поиска

Табу-поиск является метаэвристикой, основанной на локальном поиске, где на каждой итерации выбирается лучшее решение в окрестности текущего решения в качестве нового текущего решения, даже если это приводит к увеличению стоимости решения. Метод табу-поиска, таким образом, может уйти от плохих локальных оптимумов. В кратковременной памяти, называемой списком табу, сохраняются недавно найденные решения (или атрибуты недавно найденных решений), чтобы избежать краткосрочного заикливания. Поиск прекращается после определенного числа итераций или если после ряда последовательных итераций не было достигнуто каких-либо улучшений в наилучшем известном решении.

3. Кодирование решений и представление окрестности поиска в табу-методе. Поскольку решением ВОР-задачи очередность поездов, подающихся на расформирование, то представляется удобным для кодирования решений использовать вектор целочисленных значений, соответствующих порядковым номерам поездов в решении.

Введем операции над векторами-решениями, с помощью которых строятся окрестности решений. Выбор окрестности играет важную роль при построении алгоритмов локального поиска, в том числе и табу-поиска. От него существенно зависит трудоемкость одного шага алгоритма, общее число шагов и, в конечном счете, погрешность получаемого решения. Для формирования окрестности будем использовать операцию ПЕРЕСТАНОВКИ (i, j), в результате которой меняются местами элементы, находящиеся в i -й и j -й позициях вектора решений. Два решения называются соседними, если одно получено из другого при помощи одной операции ПЕРЕСТАНОВКИ. Окрестностью текущего решения i будем называть множество решений, полученных в результате применения к нему данной операции для всевозможных пар (i, j). Операция перестановки, несмотря на простоту реализации, порождает достаточно эффективную окрестность решений мощностью $O(n^2)$. Заметим, что для двух произвольных решений можно всегда вывести одно решение из другого, применив к нему конечное число операций ПЕРЕСТАНОВКИ. Иными словами, можно обойти все пространство кодированных решений, каждый раз перемещаясь от текущего к соседнему решению.

4. Алгоритм Табу-поиска для задачи выбора очередности отпуска.

Предлагаемый алгоритм (ТВ-метод) представляет собой вероятностную процедуру локального поиска и основывается на метаэвристиках, предложенных в [19], поэтому при описании схемы метода будем придерживаться обозначений, принятых в [19]. В данном алгоритме окрестностью решения i_k будем называть множество решений $N(i_k)$, полученных путем однократного применения операции ПЕРЕСТАНОВКИ к решению i_k . Введем в рассмотрение рандомизированную окрестность $NP(i_k) \subseteq N(i_k)$, в которой каждый элемент окрестности $N(i_k)$ включается в множество $NP(i_k)$ с вероятностью $0 < P < 1$ независимо от других элементов. С ненулевой вероятностью множество $NP(i_k)$ может совпадать с $N(i_k)$, может оказаться пустым или содержать ровно один элемент. Описываемый ТВ-метод осуществляет вероятностный локальный поиск по рандомизированной окрестности, совершая шаги как улучшающие целевую функцию, так и ухудшающие ее, что позволяет алгоритму не останавливаться в точке локального оптимума, как это предписано в классическом алгоритме локального спуска, а перемещаться от одного локального оптимума к другому с целью найти среди них лучшее решение. Основным механизмом, позволяющим алгоритму покидать локальные оптимумы, является список запретов $TABU_l(i_k)$. Он строится по предыстории поиска, т.е. по нескольким последним итерациям, и запрещает часть окрестности $N(i_k)$ текущего решения. На каждом шаге алгоритма очередная точка i_{k+1} является оптимальным решением подзадачи $f(i_{k+1}) = \min \{f(j) \mid j \in NP(i_k) \setminus TABU_l(i_k)\}$, где $f(j)$ – функционал, выступающий критерием качества решения. Окрестность текущего решения ограничивается теми решениями, которые не запрещены списком $TABU_l(i_k)$. На каждой итерации среди них выбирается лучшее решение в качестве нового текущего решения. В стандартном алгоритме поиска с запретами это решение добавляется в список запретов, при этом из него удаляется одно из ранее добавленных решений. В разработанном алгоритме список запретов формируется из тех фрагментов решения, которые менялись на последних l шагах алгоритма, тем самым запрещая их использование. Другими словами, каждый элемент списка запретов представляет собой множество соседних решений, заданных парой операций, позволяющих перейти от текущего решения к соседнему и обратно. Длина списка запретов определяется параметром $l > 0$ и показывает максимальное количество элементов, которое может содержаться в списке. При добавлении нового элемента в список запретов в случае, когда его длина становится больше заданной, из него удаляется элемент, добавленный раньше всех. При $l = 0$ список запретов пуст и алгоритм превращается в стандартный алгоритм локального спуска, который совершает шаги, только улучшающие целевую функцию, и останавливается в локальном оптимуме. Выбор длины списка запретов зависит от размерности решаемой задачи и мощности окрестности. При коротком списке запретов алгоритм может заиклиться. При длинном списке может оказаться так, что большая часть окрестности будет запрещена, что также не приведет к хорошим результатам.

Ниже представлена общая схема алгоритма.

1. Построить начальное решение i_0 .
2. Положить $TABU_l(i_0) := \emptyset$, $i^* := i_0$, $L^* := L(i^*)$, $i^r := i_0$, $L^r := L(i^r)$,
 $k := 0$, $P := P_{\min}$, $\text{sgn} := +1$.
3. Повторять, пока не выполнен критерий остановки.
 - 3.1. Выполнить цикл N_{loop} раз.
 - 3.1.1. Сформировать окрестность $NP(i_k)$.
 - 3.1.2. Найти i_{k+1} такое, что $L(i_{k+1}) = \min_{j \in NP(i_k) \setminus TABU_l(i_k)} L(j)$.
 - 3.1.3. Если $L^* > L(i_{k+1})$, то $L^* := L(i_{k+1})$ и $i^* := i_{k+1}$.
 - 3.1.4. Если $L^r > L(i_{k+1})$, то $L^r := L(i_{k+1})$, $i^r := i_{k+1}$ и $\text{sgn} := +1$.
 - 3.1.5. Положить $k := k + 1$ и обновить $TABU_l(i_k)$.
 - 3.2. Если $\text{sgn} = +1$, то $i_k := i^r$.
 - 3.3. Положить $P := P + \text{sgn} \cdot \Delta P$.
 - 3.4. Если $P \geq P_{\max}$, то $\text{sgn} := -1$.
 - 3.5. Если $P \leq P_{\min}$, то $\text{sgn} := +1$, $L^r := L(i_k)$ и $i^r := i_k$.
4. Выдать результат i^* и L^* .

Параметры P_{\min} , P_{\max} – верхняя и нижняя границы изменения параметра рандомизации, ΔP – величина изменения параметра рандомизации, l – длина списка запретов и N_{loop} – количество итераций цикла являются заданными.

Выполнение алгоритма начинается с построения начального решения и присвоения начальных значений внутренним переменным, которыми являются k – номер итерации алгоритма, i_k – текущее решение, $TABU_l(i_k)$ – список запретов на k -й итерации, P – параметр рандомизации окрестности, $\text{sgn} \in \{-1, +1\}$ – указывает на убывание или возрастание параметра рандомизации, i^* , L^* – лучшее найденное решение и значение целевой функции для него и аналогично i^r , L^r – лучшее найденное решение при фиксированном значении параметра рандомизации окрестности и значение целевой функции для него. Далее происходит локальный поиск с запретами по рандомизированной окрестности $NP(i_k) \setminus TABU_l(i_k)$. Критерием качества решения выступает суммарный простой вагонов, вычисляемый по формуле (1). В процессе поиска параметр рандомизации P меняется в пределах $[P_{\min}, \dots, P_{\max}]$ на величину ΔP в зависимости от того, как часто встречаются решения малой относительной погрешности. Таким способом осуществляется интенсификация и диверсификация поиска [19]. В начале работы алгоритма P принимает минимальное допустимое значение P_{\min} . Затем алгоритм выполняет заданное число N_{loop} шагов локального поиска при фиксированном значении рандомизации окрестности и запоминает наилучшее найденное решение для данного P . Это решение, в которое алгоритм возвращается при последующем увеличении значения параметра P . Таким образом, с помощью увеличения значения P , а вместе с ним доли просматриваемой окрестности, и возвращения в наилучшее найденное на предыдущем этапе решение реализуется интенсификация поиска. Другими словами, алгоритм осуществляет более детальный поиск в окрестности лучших, ранее найденных решений. Действия повторяются до тех пор, пока значение параметра рандомизации не достигнет максимального значения P_{\max} . Затем доля просматриваемой окрестности начинает уменьшаться, и алгоритм переходит

в фазу диверсификации, пытаясь для дальнейшего поиска перейти в новую область пространства решений. Если в процессе диверсификации удастся найти решение лучше, чем i^T , то алгоритм начинает интенсификацию поиска, запомнив это решение в качестве i^T . В противном случае этап диверсификации длится до тех пор, пока параметр рандомизации P не достигнет минимального значения P_{\min} . Критерием остановки алгоритма служит либо время работы, либо число итераций, на протяжении которых алгоритму не удаётся улучшить значение целевой функции, либо общее число итераций.

5. Данные моделирования. Для оценки эффективности предлагаемого подхода была проведена серия численных экспериментов. Первая серия экспериментов была проведена с целью выбора оптимальных параметров ТВ-алгоритма и проводилась по методике, предложенной в [19]. Решалась задача ВОР для размерности $N=15$ (N – число обрабатываемых поездов на станции), для которой заранее было найдено оптимальное решение полным перебором всех возможных вариантов очередности роспуска.

Вначале определялась оптимальная оценка для параметра рандомизации P . Задача решалась 8 раз при следующих значениях параметра рандомизации $P = 0,05; 0,1; 0,15; 0,2; 0,3; 0,5; 0,7; 0,9$. Длина списка запретов l была постоянной и равнялась 15. Для каждого примера при каждом значении параметра P алгоритм применялся 7 раз. На рис. 3 показана зависимость оценки относительной погрешности от значения параметра P . Как видно из графиков, на данных примерах алгоритм достигает наибольшей эффективности при $P \in [0,05; 0,25]$, что в полной мере согласуется с результатами, полученными в [19]. Очевидно, что при большой рандомизации алгоритм вырождается в случайное блуждание и ошибка решения возрастает, а при малом значении данного параметра алгоритма превращается в стандартный градиентный метод, для которого погрешность также увеличивается.

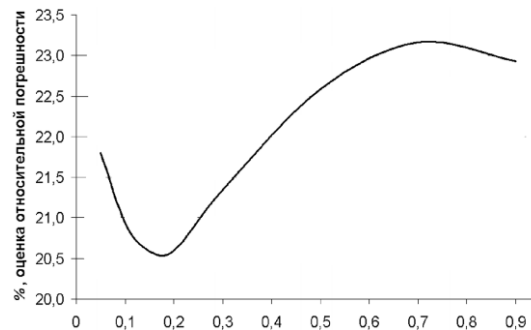


Рис. 3. Влияние параметра рандомизации на погрешность решения относительно точного метода (полного перебора)

Вторая часть эксперимента выявила оптимальную длину списка запретов. В процессе эксперимента менялась длина списка запретов $l=0; 10; 15; 20; 30; 50$. Для каждого набора параметров было произведено 7 запусков алгоритма. В результате было установлено, что длина списка запретов оказывает влияние на процесс поиска и принимает оптимальное значение при $l=20$.

Вторая серия экспериментов базировалась на компьютерной имитации реальных процессов расформирования состава на сортировочных станциях, обрабатывающих в смену N , где $10 < N < 35$. Для каждой задачи N размерности производилась по 33 испытания, что, согласно приведенным в [20] оценкам соответствует доверительной вероятности – 0.75 и ошибки 0.1. Случайным образом генерирова-

лись N поездов, длиной 60 вагонов, после чего задача решалась тремя методами: полным перебором (для размерности $N < 15$), жадным алгоритмом и предложенным ТВ-методом при найденных выше оптимальных значениях параметров. Критерием решения задачи ВОР являлся вычисляемый по формуле (1) суммарный простой вагонов, определяющий промежуток времени от момента прибытия вагона на станцию, до момента окончания формирования поезда.

Результаты испытаний представлены в виде графика на рис. 4. Относительная эффективность считалась по приведенной ниже формуле относительно жадного алгоритма, поскольку для размерности $N > 15$ метод полного перебора становится неприменим:

$$\Delta_{\text{отн}} = \frac{\text{Результат_жадного_алгоритма} - \text{Результат_рассматриваемого_метода}}{\text{Результат_рассматриваемого_метода}} \cdot 100\%$$

Из рисунка видно, что эффективность метода имеет пик на размерности 20, затем идет на спад, и после $N=50$ нормализуется.

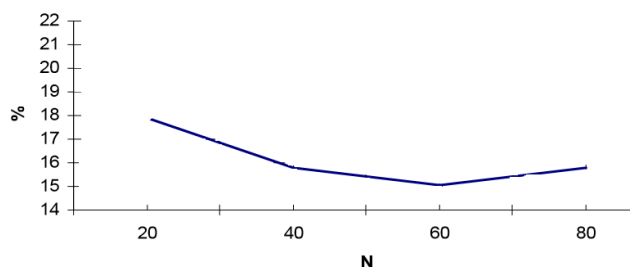


Рис. 4. Эффективность ТВ-метода относительно «жадного» алгоритма

Спад эффективности ТВ-метода объясняется тем, что при больших размерностях возрастает результативность жадного метода, а, следовательно, «эффективность» остальных алгоритмов, которые с ним сравниваются, включая предложенный, падает.

Заключение. Рассмотрен новый подход к решению оптимизационных задач управления техпроцессами на сортировочных станциях на примере задачи определения оптимальной очередности расформирования составов. В основу предлагаемого подхода положен модифицированный ТВ-метод управляемого случайного поиска с запретами. Алгоритм осуществляет локальный поиск в пространстве решений с использованием процедур интенсификации и диверсификации, основанных на адаптивном изменении параметра рандомизации окрестности.

Была проведена серия экспериментов по выявлению оптимальных значений параметров поиска для предложенного ТВ-метода, в результате которых были найдены оптимальные значения параметров рандомизации $P=0,15$ и длины списка запретов $l=20$.

При найденных оптимальных значениях параметров ТВ-метода были проведены эксперименты с имитационными моделями для оценки эффективности предлагаемого алгоритма. В результате, эксперименты показали, что предложенный алгоритм превышает эффективность жадного алгоритма для задач реальной размерности $15 < N < 25$.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Долгий И.Д., Ковалев С.М., Криволапов С.В. Оптимизация графиков движения поездов на основе методов эволюционного моделирования // Интеллектуальные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте: Сборник научных трудов 7-й Международной научно-технической конференции. – Коломна, 2013. В 3-х т. Т. 1. – С. 862-868.
2. Ковалев С.М. Тарасов В.Б. Проблемы развития интеллектуальных технологий на транспорте и производстве // Автоматизация и механизация технологических процессов на сортировочных станциях: Труды Международной научно-практической конференции. – М., 2010. – С. 68-72.
3. Ковалев С.М. Шабельников А.Н. Теоретические проблемы интеллектуализации транспортных процессов // Автоматизация и механизация технологических процессов на сортировочных станциях: Труды Международной научно-практической конференции. – М., 2010. – С. 15-19.
4. Геривальд А.С. Оптимальное управление процессами работы базовой станции опорного центра // Железные дороги мира. – 2002. – № 6.
5. Papadimitriou C.H. and Steiglitz K. Combinatorial Optimization – Algorithms and Complexity. – New York: Dover Publications, 1982.
6. Lawler E., Lenstra J.K., Rinnooy Kan A.H.G., and Shmoys D.B. The Travelling Salesman Problem. – New York: John Wiley & Sons, 1985.
7. Nemhauser G.L. and Wolsey A.L. Integer and Combinatorial Optimization. – New York: John Wiley & Sons, 1988.
8. Glover F. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence // Computers & Operations Research. – 1986. – No. 131. – P. 533-549.
9. Glover F. and Kochenberger G., eds. Handbook of Metaheuristics. – Norwell: Kluwer Academic Publishers, 2002.
10. Щербина О.А. Метаэвристические алгоритмы для задач комбинаторной оптимизации // Таврический вестник информатики и математики. – 2014. – № 1 (24). – С. 23-47.
11. Glover F. and Laguna M. Tabu Search. – Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1997.
12. Osman I.H., Laporte G. Metaheuristics: a bibliography // Ann. Oper. Res. – 1996. – Vol. 63. – P. 513-628.
13. Vob S. Tabu Search: Applications and Prospects // Network Optimization Problems / Du D.-Z. and Pardalos P., eds. – P. 333-353. – Singapor: World Scientific Publishing Co., 1993.
14. Кононов А.В., Кочетов А.В., Плясунов А.В. Конкурентные модели размещения производства // Журнал вычислительной математики и математической физики. – 2009. – Т. 49, № 6. – С. 1037-1054.
15. Кононова П.А., Кочетов Ю.А. Локальный поиск с чередующимися окрестностями для задачи Джонсона с пассивным буфером // Дискретный анализ и исследование операций. – 2012. – Т. 19, № 5. – С. 63-82.
16. Кочетов Ю.А. Вычислительные возможности локального поиска в комбинаторной оптимизации // Журнал вычислительной математики и математической физики. – 2008. – Т. 48, № 5. – С. 747-764.
17. Кочетов Ю.А., Плясунов А.В. Генетический локальный поиск для задачи о разбиении графа на доли ограниченной мощности // Журнал вычислительной математики и математической физики. – 2012. – Т. 52, № 1. – С. 164-176.
18. Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М. и др. Биоинспирированные методы в оптимизации: монография. – М.: Физматлит, 2009. – 384 с.
19. Руднев А.С. Вероятностный поиск с запретами для задачи упаковки кругов и прямоугольников в полосу // Дискретный анализ и исследование операций. – 2009. – Т. 16, № 4. – С. 61-86.
20. Борознов В.О. Построение модели для задачи о порядке роспуска составов на сортировочной железнодорожной станции // Вестник АГТУ. – 2012. – № 6. – С. 178-182.

REFERENCES

1. Dolgiy I.D., Kovalev S.M., Krivolapov S.V. Optimizatsiya grafikov dvizheniya poezdov na osnove metodov evolyutsionnogo modelirovaniya [Optimization of train scheduling based on evolutionary modeling methods], *Intellektual'nye modeli i myagkie vychisleniya v iskusstvennom intellekte: Sbornik nauchnykh trudov 7-y Mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii* [Intelligent models and soft computing in artificial intelligence: Collection of scientific papers of the 7th International scientific-technical conference]. Kolomna, 2013. In 3 vol. Vol. 1, pp. 862-868.
2. Kovalev S.M. Tarasov V.B. Problemy razvitiya intellektual'nykh tekhnologiy na transporte i proizvodstve [Problems of development of intellectual technologies on transport and production], *Avtomatizatsiya i mekhanizatsiya tekhnologicheskikh protsessov na sortirovochnykh stantsiyakh: Trudy Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii* [Automation and mechanization of technological processes in marshalling yards: proceedings of the International scientific-practical conference]. Moscow, 2010, pp. 68-72.
3. Kovalev S.M. Shabel'nikov A.N. Teoreticheskie problemy intellektualizatsii transportnykh protsessov [Theoretical problems of intellectualization of transport processes], *Avtomatizatsiya i mekhanizatsiya tekhnologicheskikh protsessov na sortirovochnykh stantsiyakh: Trudy Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii* [Automation and mechanization of technological processes in marshalling yards: proceedings of the International scientific-practical conference]. Moscow, 2010, pp. 15-19.
4. Gershval'd A.S. Optimal'noe upravlenie protsessami raboty bazovoy stantsii opornogo tsentra [Optimal control of processes of operation of the base station support center], *Zheleznye dorogi mira* [World Railways], 2002, No. 6.
5. Papadimitriou C.H. and Steiglitz K. Combinatorial Optimization – Algorithms and Complexity. New York: Dover Publications, 1982.
6. Lawler E., Lenstra J.K., Rinnooy Kan A.H.G., and Shmoys D.B. The Travelling Salesman Problem. New York: John Wiley & Sons, 1985.
7. Nemhauser G.L. and Wolsey A.L. Integer and Combinatorial Optimization. New York: John Wiley & Sons, 1988.
8. Glover F. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence, *Computers & Operations Research*, 1986, No. 131, pp. 533-549.
9. Glover F. and Kochenberger G., eds. Handbook of Metaheuristics. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 2002.
10. Shcherbina O.A. Metaevristicheskie algoritmy dlya zadach kombinatornoy optimizatsii [Metaheuristic algorithms for combinatorial optimization], *Tavricheskiy vestnik informatiki i matematiki* [Taurida Journal of Computer Science Theory and Mathematics], 2014, No. 1 (24), pp. 23-47.
11. Glover F. and Laguna M. Tabu Search. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1997.
12. Osman I.H., Laporte G. Metaheuristics: a bibliography, *Ann. Oper. Res.*, 1996, Vol. 63, pp. 513-628.
13. Vob S. Tabu Search: Applications and Prospects, *Network Optimization Problems*, Du D.-Z. and Pardalos P., eds., pp. 333-353. Singapor: World Scientific Publishing Co., 1993.
14. Kononov A.V., Kochetov A.V., Plyasunov A.V. Konkurentnye modeli razmeshcheniya proizvodstva [Competitive location models], *Zhurnal vychislitel'noy matematiki i matematicheskoy fiziki* [Computational mathematics and mathematical physics], 2009, Vol. 49, No. 6, pp. 1037-1054.
15. Kononova P.A., Kochetov Yu.A. Lokal'nyy poisk s chereduyushchimisya okrestnostyami dlya zadachi Dzhonsona s passivnym buferom [Local search with alternating neighborhoods for problem Johnson with a passive buffer], *Diskretnyy analiz i issledovanie operatsiy* [Discrete Analysis and Operations Research], 2012, Vol. 19, No. 5, pp. 63-82.
16. Kochetov Yu.A. Vychislitel'nye vozmozhnosti lokal'nogo poiska v kombinatornoy optimizatsii [Computational capabilities of local search in combinatorial optimization], *Zhurnal vychislitel'noy matematiki i matematicheskoy fiziki* [Computational Mathematics and Mathematical Physics], 2008, Vol. 48, No. 5, pp. 747-764.
17. Kochetov Yu.A., Plyasunov A.V. Geneticheskyy lokal'nyy poisk dlya zadachi o razbieni grafa na doli ogranichennoy moshchnosti [Genetic local search for the problem of graph partitioning for shares of limited power], *Zhurnal vychislitel'noy matematiki i matematicheskoy fiziki* [Computational Mathematics and Mathematical Physics], 2012, Vol. 52, No. 1, pp. 164-176.

18. *Gladkov L.A., Kureychik V.V., Kureychik V.M. i dr.* Bioinspirovannyye metody v optimizatsii: monografiya [Bioinspired methods in optimization: monograph]. Moscow: Fizmatlit, 2009, 384 p.
19. *Rudnev A.S.* Veroyatnostnyy poisk s zapretami dlya zadachi upakovki krugov i pryamougol'nikov v polosy [Probabilistic search with exclusions for the problem of packing the circles and triangles in strip], *Diskretnyy analiz i issledovanie operatsiy* [Discrete Analysis and Operations Research], 2009, Vol. 16, No. 4, pp. 61-86.
20. *Boroznov V.O.* Postroenie modeli dlya zadachi o poryadke rospuska sostavov na sortirovochnoy zheleznodorozhnoy stantsii [Building a model for the problem of order of dissolution of trains at marshalling yard], *Vestnik AGTU* [Vestnik of Astrakhan State Technical University], 2012, No. 6, pp. 178-182.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.М. Курейчик.

Шабельников Александр Николаевич – Ростовский филиал Научно-исследовательского и проектно-конструкторского института информатизации, автоматизации и связи на железнодорожном транспорте; e-mail: info@rfniias.ru; 344038, г. Ростов-на-Дону, пр. Ленина, 44/13; д.т.н.; директор.

Shabelnikov Alexander Nikolaevich – JSC “NIIAS”, Rostov branch; e-mail: info@rfniias.ru; 44/13, Lenina av., Rostov-on-Don, 344038, Russia; dr. of eng. sc.; director.