УДК 519.8.А

**Специализированный алгоритм ветвей и границ для обобщённой задачи коммивояжера с ограничениями предшествования**

М.Ю. Хачай, д. ф.-м.н., mkhachay@imm.uran.ru; С.С. Уколов, s.s.ukolov@urfu.ru; А.А. Петунин, д.т.н., aapetunin@gmail.com

**Аннотация**: Обобщенная задача коммивояжера (Generalized Traveling Salesman Problem, GTSP) – это хорошо известная задача комбинаторной оптимизации, имеющая множество важных практических приложений при исследовании операций. В GTSP с ограничением предшествования (PCGTSP) накладываются дополнительные ограничения на порядок посещения кластеров в соответствии с некоторым заранее заданным частичным порядком. В отличие от классической GTSP, PCGTSP все еще слабо исследована с точки зрения разработки и реализации алгоритмов. Насколько нам известно, все известные алгоритмические подходы для этой проблемы исчерпываются общей структурой ветвления Салмана, несколькими моделями MILP и недавно предложенной авторами метаэвристикой PCGLNS. В данной работе представлен первый специализированный алгоритм ветвей и границ, разработанный с расширением подхода Салмана и использующий PCGLNS в качестве мощной первичной эвристики. Используя общедоступную тестовую библиотеку PCGTSPLIB, мы оцениваем производительность предложенного алгоритма по сравнению с классической схемой динамического программирования Хелда-Карпа, дополненный стратегией ветвления и границ, и современным решателем Gurobi, использующим нашу недавнюю моделью MILP и горячий старт на основе PCGLNS.

**Ключевые слова**:

**Problem-Specific Branch-and-Bound Algorithms for the Precedence Constrained Generalized Traveling Salesman Problem**

M.Yu. Khachay, [mkhachay@imm.uran.ru](mailto:mkhachay@imm.uran.ru); S.S. Ukolov, [s.s.ukolov@urfu.ru](mailto:s.s.ukolov@urfu.ru); A.A. Petunin, [aapetunin@gmail.com](mailto:aapetunin@gmail.com)

**Abstract**: The Generalized Traveling Salesman Problem (GTSP) is a well-known combinatorial optimization problem having numerous valuable practical applications in operations research. In the Precedence Constrained GTSP (PCGTSP), any feasible tour is restricted to visit all the clusters according to some given partial order. Unlike the common setting of the GTSP, the PCGTSP appears still weakly studied in terms of algorithmic design and implementation. To the best of our knowledge, all the known algorithmic results for this problem can be exhausted by Salmans's general branching framework, a few MILP models, and the PCGLNS meta-heuristic proposed by the authors recently. In this paper, we present the first problem-specific branch-and-bound algorithm designed with an extension of Salman's approach and exploiting PCGLNS as a powerful primal heuristic. Using the public PCGTSPLIB testbench, we evaluate the performance of the proposed algorithm against the classic Held-Karp dynamic programming scheme with branch-and-bound node fathoming strategy and Gurobi state-of-the-art solver armed by our recently proposed MILP model and PCGLNS-based warm start.

**Keywords**:

1. Введение

Обобщенная задача коммивояжера (GTSP) – это хорошо известная задача комбинаторной оптимизации, представленная в основополагающей статье [1] Сриваставы и др. и привлекшая внимание многих исследователей (см. обзор в [2]). В GTSP для данного взвешенного орграфа и разбиения набора узлов на непустые взаимно непересекающиеся кластеры требуется найти замкнутый тур с минимальной стоимостью, который посещает каждый кластер ровно один раз. В этой статье мы рассматриваем обобщенную задачу коммивояжера с ограничением предшествования (PCGTSP), в которой кластеры следует посещать в соответствии с некоторым заданным частичным порядком. Эта расширенная версия GTSP имеет множество практических применений, включая

* оптимизацию траектории инструмента для станков с числовым программным управлением (ЧПУ) [3]
* минимизацию времени *холостого хода* при раскрое листового металла [4; 5]
* координатно-измерительное оборудование [6]
* оптимизацию траектории при многоствольном бурении [7].
  1. Связанные работы

GTSP – это расширение классической задачи коммивояжера (TSP). Следовательно, если оценивать размер задачи количеством кластеров, задача становится NP-сложной даже на евклидовой плоскости [8]. Сдругой стороны, хорошо известная схема динамического программирования Хелда и Карпа [9], адаптированная к GTSP, имеет временную сложность, то есть этот алгоритм принадлежит FPT, будучи параметризован количеством кластеров. Следовательно, оптимальное решение GTSP может быть найдено за полиномиальное время при условии. Обзор литературы показывает, что алгоритмическое проектирование GTSP развивалось по нескольким направлениям.

Первый подход основан на сведении исходной задачи к некоторой задаче асимметричной TSP, после чего этот вспомогательный экземпляр может быть решен с помощью алгоритмов, разработанного для ATSP ([10; 11]). Несмотря на математическую элегантность, этот подход страдает несколькими недостатками:

1. полученные экземпляры ATSP устроены довольно необычно, что затрудняет их решение даже для современных решателей MIP, таких как Gurobi и CPLEX.
2. близкие к оптимальным решения задачи ATSP могут соответствовать недопустимым решениям исходной задачи [12].

Другой подход связан с разработкой точных алгоритмов для частных случаев и алгоритмов аппроксимации с теоретическими гарантиями производительности. Среди них есть алгоритмы ветвей и границ и ветвей и разрезов (см., например, [13; 14]) и приближенные схемы полиномиального времени (PTAS) для некоторых специальных случаев [15; 16].

Наконец, третий подход заключается в разработке различных эвристик и метаэвристик. Так, Г. Гутин и Д. Карапетян [17] предложили эффективный меметический алгоритм, в [18] знаменитый эвристический решатель Лина-Кернигана-Хельсгауна был расширен до GTSP, а в [19] была разработана мощная метаэвристика Adaptive Large Neighborhood Search (ALNS), которая на сегодняшний день является наиболее эффективной. К сожалению, в случае PCGTSP алгоритмические результаты все еще остаются довольно малочисленными. Насколько нам известно, в открытых источниках доступны только

1. эффективные алгоритмы для специальных ограничений предшествования типа Баласа [20—22] и ограничений предшествования, приводящих к квази- и псевдопирамидальным оптимальным обходам [23]
2. общие идеи о специализированном (PCGTSP) алгоритме ветвей и границ [24]
3. недавняя эвристика PCGLNS, предложенная авторами [25] как расширение результатов [19].

В этой статье мы пытаемся восполнить этот пробел.

* 1. Новизна данной работы
* расширяя идею, предложенную в [24], мы разрабатываем и реализуем первый специализированный алгоритм для PCGTSP
* расширяя классический подход к ветвлению [26], мы реализуем схему динамического программирования Хелда и Карпа, дополненную оригинальной ограничивающей стратегией
* проведенные численные эксперименты показывают, что производительность предложенных алгоритмов сравнима как в смысле скорости, так и точности получаемых решений с современным решателем Gurobi, использующим лучшую в настоящее время MILP-модель и стартовое решение MIP

2. Постановка задачи

Мы рассматриваем общую постановку обобщённой задачи коммивояжера с ограничениями предшествования (PCGTSP). Задача определяется тройкой , где

* взвешенный ориентированный граф определяет веса для всех путей
* разбиение делит множество вершин графа на непустых попарно непересекающихся *кластеров*
* ориентированный ациклический граф определяет частичный порядок (*ограничение предшествования*) на множестве кластеров .

Для каждой вершины, за обозначим (единственный) кластер , такой что . Далее, без ограничения общности, полагаем транзитивно замкнутым (то есть из и следует ) и что для каждого .

Замкнутый -тур называется *допустимым решением* задачи PCGTSP, если он

* начинается и заканчивается в некоторой вершине
* посещает каждый кластер
* каждое ребро в (кроме ребра ) удовлетворяет ограничению предшествования, то есть .

Каждому решению , мы назначаем стоимость

Требуется найти допустимый тур с минимальной стоимостью .

3. Общие соображения

Оба алгоритма, разработанные и реализованные в данной работе, используют общие основные идеи.

3.1. Разбиение задачи

В каждой вершине дерева поиска мы разделяем исходную задачу на две (более простых) подзадачи следующим образом:

1. Рассмотрим подмножество , такое что , зафиксируем некоторый кластер и вершины и соответственно
2. Пусть – нижняя граница стоимости -путей, проходящих через все кластеры и удовлетворяющих ограничению предшествования[[1]](#footnote-1)
3. Исключая из все внутренние кластеры и соединяя с напрямую ребром нулевого (0) веса, мы тем самым создаём подзадачу , имеющую все те же остальные веса путей, разбиение на кластеры и ограничения предшествования, что и исходная
4. Принимая

(1)

за нижнюю границу мы отсекаем все узлы, для которых . Здесь это вес некоторого эффективно находимого решения упрощённой задачи и – стоимость наилучшего известного допустимого решения исходной задачи.

3.2. Нижние границы

В этом разделе мы сравним разные способы получения нижних границ для вспомогательной задачи . Рассмотрим несколько способов упростить , используя двухэтапный подход, предложенный в [24].

На первом этапе мы упрощаем , превращая ее в задачу ATSP одним из следующих способов:

1. Ослабляя исходное ограничение предшествования, исключаем все ребра , для которых . Затем, сводим полученную задачу к ATSP, используя классическую трансформацию Нуна-Бина [11].
2. Тем же способом ослабив исходное ограничение предшествования, сводим полученную задачу к ATSP, определённой на вспомогательном *графе кластеров* , где
3. Сводим исходную задачу к ATSP, определённой на ориентированном графе , где

то есть, для любого , упорядоченная пара , если существует и вершины и , такие, что путь не запрещён исходным ограничением предшествования . Далее,

На втором этапе мы находим приближенное решение полученной задачи ATSP, путем нахождения либо минимального остовного дерева (Minimum Spanning Arborescence Problem, MSAP), либо решения задачи о назначениях (Assignment Problem, AP) и тем самым получаем значение нижней границы по формуле (1). Кроме того, мы можем посчитать ещё более точную нижнюю границу, прямо решая вспомогательную задачу ATSP при помощи солвера Gurobi (на практике только для задач, полученных способом 2). Для удобства все способы получения нижних границ сведены в табл. 1a). Её столбцы – разные способы сведения задачи к ATSP на первом этапе, строки – способы решения полученной задачи ATSP на втором.

Таблица 1

Нижние границы

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | |  | Нун-Бин |  |  | | AP | E1 | **L1** | **L2** | | MSAP | E2 | E3 | E4 | | Gurobi | E5 | **L3** | E6 | | |  |  |  | | --- | --- | --- | | E1 | E2=E3 | E4 | | 0.48±0.03 | 0.54±0.01 | 0.60±0.002 | | L1 | L2 | L3 | | 0.91±0.02 | 0.97±0.02 | 1.00 | |
| а) Обозначения | б) Оценки по сравнению с L3 |

На основе результатов численных экспериментов мы сократили полный список методов оценки нижней границы, см. табл. 1б). На практике оценки L1–L3 оказываются почти всегда наиболее строгими, статистически значимо с доверительным интервалом 95%. Мы также отказались от использования оценок E5 и E6 ввиду того, что они требуют гораздо большего времени счета. Таким образом, в разделе 6 мы ограничились использованием оценок

4. Алгоритм ветвей и границ

Для решения задачи PCGTSP , мы обходим дерево поиска в ширину (Breadth First Search), см. Алгоритм 1. Каждый узел этого дерева связан с префиксом , где , , и . Кластеры посещаются в порядке , а все остальные – в произвольном порядке (с соблюдением ограничений предшествования ), тем самым образуя вспомогательную задачу из раздела 3.1.

|  |  |
| --- | --- |
| **Алгоритм 1**. BnB :: Главная процедура | |
| Вход: | орграф , кластеры , частичный порядок |
| Выход: | маршрут и его стоимость |
|  | Инициализация empty queue |
|  | Начинаем с |
|  |  |
|  | **while** **not** .empty() |
|  | Берем следующий префикс для обработки |
|  |  |
|  | **if** **not** **then** |
|  | Префикс отсекается; **continue** |
|  | **end** **if** |
|  |  |
|  | for all **do** |
|  | Помещаем префикс в очередь на обработку .push() |
|  | **end** **for** |
|  | **end while** |

К каждому узлу дерева поиска мы применяем процедуру отсечения (Алгоритм 2), которая выполняет следующие действия:

* для префикса мы находим кортеж
* на шаге 4, мы вычисляем матрицу минимальных попарных весов по формуле:

Эта матрица удобно вычисляется инкрементально на основе матрицы родительского узла дерева поиска

* если, для некоторого , и

то префикс имеет веса в матрице больше, чем для префикса и подлежит отсечению

* на шаге 11, мы рассчитываем оценки L1 и L2, см. табл. 1 и сохраняем их в глобальной переменной , используя формулу
* для текущего узла , рассчитываем на шаге 13 нижнюю границу по формуле
* наконец, узел отсекается, если

|  |  |
| --- | --- |
| **Алгоритм 2**. BnB :: Bound | |
| Вход: | префикс |
| Выход: | признак того, что префикс подлежит обработке1 |
|  | **global** |
|  | **global** |
|  | вычисляем кортеж |
|  |  |
|  | **if** **then** |
|  | **return** **false** |
|  | **end** **if** |
|  | обновляем веса маршрутов |
|  |  |
|  | **if** **then** |
|  | вычисляем нижнюю границу |
|  | **end** **if** |
|  |  |
|  | **if then** |
|  | **return false** |
|  | **end if** |
|  | **return true** |

Префиксы, которые избежали отсечения, обрабатываются процедурой (Алгоритм 3), которая пытается удлинить префикс на один кластер, соблюдая при этом ограничение предшествования .

5. Динамическое программирование

Алгоритм ветвей и границ, описанный в разделе 4, оказывается сильно связан с классической схемой, использующей динамическое программирование (DP) и носящей имя Хелда-Карпа [9], адаптированной для учёта ограничения предшествования и дополненной стратегией отсечения, представленной в основополагающей статье [26].

В данной работе мы реализуем уточненную версию этой схемы для численной оценки производительности нашего алгоритма ветвей и границ. Подобно классическому DP, наш алгоритм состоит из двух этапов.

1. На этом этапе таблица поиска строится инкрементально, в прямом направлении, слой за слоем. Оптимальная стоимость для решаемой задачи находится после вычисления последнего -го слоя.
2. Оптимальный маршрут реконструируется обратным просмотром на основе данных, хранящихся в таблице поиска.

|  |  |
| --- | --- |
| **Алгоритм 3**. BnB :: Branch | |
| Вход: | префикс |
| Выход: | список потомков префикса для обработки |
|  | Инициализация empty queue |
|  | **for** **all** **do** |
|  | **true** |
|  | **for all do** |
|  | **if** **or** **then** |
|  | **false** |
|  | **break** |
|  | **end** **if** |
|  | **end for** |
|  | **if** **then** |
|  | добавляем новый префикс .push() |
|  | **end if** |
|  | **end for** |
|  | **return** |

Каждое состояние DP (запись в таблице поиска) соответствует частичному -пути и индексируется кортежем , где

1. представляет собой *идеал* частично упорядоченного множества кластеров , то есть

очевидно, в наших условиях, принадлежит произвольному идеалу

1. , для которого нет , такого, что
2. , .

Содержимое каждой записи DP состоит из ссылки на предшествующее состояние, локальной нижней границы и стоимости соответствующего частичного -пути.

Пусть – подмножество идеалов одного размера . Очевидно, , а значит первый слой таблицы поиска строится тривиально. Индуктивное построение остальных слоев описано в Алгоритме 4.

5.1. Замечания

1. Оптимум для решаемой задачи дается классическим уравнением Беллмана
2. По построению, размер таблицы поиска и значит, время работы нашего алгоритма . В частности, в случае частичного порядка фиксированной ширины , [27]. Следовательно, оптимальное решение PCGTSP может быть найдено в этом случае за полиномиальное время даже без применения отсечения на шагах 10–12.
3. После построения любого из слоев , мы обновляем глобальное значение нижней границы, что приводит к сокращению общего разрыва.
4. В нашей реализации, для повышения быстродействия мы вычисляем оценку L3 на шаге 9 только для небольшого количества состояний с наименьшей нижней границей.

|  |  |
| --- | --- |
| **Алгоритм 4**. DP :: индуктивное построение таблицы поиска | |
| Вход: | орграф , частичный порядок , слой таблицы поиска , верхняя граница |
| Выход: | -ый слой |
|  | Инициализация |
|  | **for all do** |
|  | **for** **all** кластер s.t. **do** |
|  | **for** **all** и **do** |
|  | **if** есть состояние s.t. **then** |
|  | создаем новое состояние |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  | **if** **then** |
|  | Добавляем к |
|  | **end** **if** |
|  | **end** **if** |
|  | **end for** |
|  | **end for** |
|  | **end for** |
|  | **return** |

6. Численные эксперименты

В данном разделе приводятся результаты численных экспериментов по оценке производительности предлагаемого алгоритма ветвей и границ в сравнении со схемой динамического программирования, а также решателем Gurobi, использующим нашей недавней MILP-моделью [25].

6.1. Условия эксперимента

Все алгоритмы тестировались на общедоступной библиотеке PCGTSPLIB [24]. Во всех случаях для теплого старта, всем алгоритмам предоставляется одно и то же допустимое решение, полученное эвристическим решателем PCGLNS [28]. Для алгоритмов ветвей и границ и динамического программирования, все вычисления проводятся на одном и том же оборудовании (16-ядерный Intel Xeon, 128G RAM) с предельным временем счета 10 часов. В качестве критерия остановки мы используем понижение разрыва ниже 5%, где разрыв определяется по формуле

(2)

В качестве базы сравнения мы воспроизвели численные эксперименты, представленные в [25] в условиях, описанных выше, включая время счёта 10 часов и критерий остановки (2).

Исходный код предложенных алгоритмов и вспомогательные скрипты доступны в [29].

Таблица 2

Результаты экспериментов

| Задача | | | | | Gurobi | | | Ветвей и границ | | | DP | | |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **№** | **ID** | **n** | **m** | **UB0** | **Время, с** | **LB** | **gap, %** | **Время, с** | **LB** | **gap, %** | **Время, с** | **LB** | **gap, %** |
| **1** | br17.12 | 92 | 17 | 43 | 82 | 43 | 0 | **11.2** | **43** | **0** | 27.3 | 43 | 0 |
| 2 | ESC07 | 39 | 8 | 1730 | 0.24 | 1730 | 0 | 1.3 | 1726 | 0.23 | 8.37 | 1730 | 0 |
| 3 | ESC12 | 65 | 13 | 1390 | 3.35 | 1390 | 0 | 4.3 | 1385 | 0.36 | 14.99 | 1390 | 0 |
| 4 | ESC25 | 133 | 26 | 1418 | 10.61 | 1383 | 0 | 32 | 1383 | 0 | 60.69 | 1383 | 0 |
| 5 | ESC47 | 244 | 48 | 1399 | 3773 | 1064 | 4.93 | 36000 | 980 | 42.76 | 36000 | 981 | 42.61 |
| **6** | ESC63 | 349 | 64 | 62 | 25.35 | 62 | 0 | 1.3 | 62 | 0 | **0.52** | **62** | **0** |
| **7** | ESC78 | 414 | 79 | 14872 | 1278.45 | 14630 | 1.66 | 1.3 | 14594 | 1.63 | **0.68** | **14594** | **1.63** |
| 8 | ft53.1 | 281 | 53 | 6194 | 36000 | 5479 | 13.04 | 36000 | 4839 | 28.27 | 36000 | 4839 | 28.27 |
| 9 | ft53.2 | 274 | 53 | 6653 | 36000 | 5511 | 20.7 | 36000 | 4934 | 34.84 | 36000 | 4940 | 34.68 |
| 10 | ft53.3 | 281 | 53 | 8446 | 36000 | 6354 | 32.92 | 36000 | 5465 | 54.55 | 36000 | 5465 | 54.55 |
| **11** | ft53.4 | 275 | 53 | 11822 | 20635 | 11259 | 5 | 35865 | 11274 | 4.86 | **2225** | **11290** | **4.71** |
| 12 | ft70.1 | 346 | 70 | 32848 | 83.7 | 31521 | 4.21 | 36000 | 31153 | 5.44 | 36000 | 31177 | 5.36 |
| 13 | ft70.2 | 351 | 70 | 33486 | 36000 | 31787 | 5.35 | 36000 | 31268 | 7.09 | 36000 | 31273 | 7.08 |
| 14 | ft70.3 | 347 | 70 | 35309 | 36000 | 32775 | 7.73 | 36000 | 32180 | 9.72 | 36000 | 32180 | 9.72 |
| **15** | ft70.4 | 353 | 70 | 44497 | 36000 | 41160 | 8.11 | 36000 | 38989 | 14.13 | **36000** | **41640** | **6.86** |
| 16 | kro124p.1 | 514 | 100 | 33320 | 36000 | 29541 | 12.79 | 36000 | 27869 | 19.56 | 36000 | 27943 | 19.24 |
| 17 | kro124p.2 | 524 | 100 | 35321 | 36000 | 29983 | 17.8 | 36000 | 28155 | 25.45 | 36000 | 28155 | 25.45 |
| 18 | kro124p.3 | 534 | 100 | 41340 | 36000 | 30669 | 34.79 | 36000 | 28406 | 45.53 | 36000 | 28406 | 45.53 |
| 19 | kro124p.4 | 526 | 100 | 62818 | 36000 | 46033 | 36.46 | 36000 | 38137 | 64.72 | 36000 | 38511 | 63.12 |
| 20 | p43.1 | 203 | 43 | 22545 | 4691 | 21677 | 4 | 36000 | 738 | 2954.88 | 36000 | 788 | 2761.04 |
| 21 | p43.2 | 198 | 43 | 22841 | 36000 | 21357 | 6.94 | 36000 | 749 | 2949.53 | 36000 | 877 | 2504.45 |
| 22 | p43.3 | 211 | 43 | 23122 | 36000 | 15884 | 45.57 | 36000 | 898 | 2474.83 | 36000 | 906 | 2452.1 |
| **23** | p43.4 | 204 | 43 | 66857 | 36000 | 45198 | 47.92 | 4470 | 66846 | 0 | **333.02** | **66846** | **0** |
| 24 | prob.100 | 510 | 99 | 1474 | 36000 | 805 | 83.1 | 36000 | 632 | 133.23 | 36000 | 632 | 133.23 |
| 25 | prob.42 | 208 | 41 | 232 | 13310 | 196 | 4.86 | 36000 | 149 | 55.7 | 36000 | 153 | 51.63 |
| **26** | rbg048a | 255 | 49 | 282 | 24.22 | 282 | 0 | 0.9 | 272 | 3.68 | **0.25** | **272** | **3.68** |
| **27** | rbg050c | 259 | 51 | 378 | 13.83 | 378 | 0 | **0.2** | **372** | **1.61** | 0.25 | 372 | 1.61 |
| 28 | rbg109a | 573 | 110 | 848 | 6 | 848 | 0 | 2407 | 812 | 4.43 | 682 | 809 | 4.82 |
| **29** | rbg150a | 871 | 151 | 1415 | 15 | 1382 | 2.38 | **0.4** | **1353** | **4.58** | 0.53 | 1353 | 4.58 |
| **30** | rbg174a | 962 | 175 | 1644 | 27 | 1605 | 2.43 | **0.4** | **1568** | **4.85** | 0.67 | 1568 | 4.85 |
| **31** | rbg253a | 1389 | 254 | 2376 | 61 | 2307 | 2.99 | **0.8** | **2269** | **4.72** | 1.42 | 2269 | 4.72 |
| **32** | rbg323a | 1825 | 324 | 2547 | 416 | 2490 | 2.29 | **2** | **2448** | **4.04** | 3.59 | 2448 | 4.04 |
| 33 | rbg341a | 1822 | 342 | 2101 | 18470 | 2033 | 4.97 | 36000 | 1840 | 14.18 | 36000 | 1840 | 14.18 |
| 34 | rbg358a | 1967 | 359 | 2080 | 17807 | 1982 | 4.95 | 36000 | 1933 | 7.6 | 36000 | 1933 | 7.6 |
| 35 | rbg378a | 1973 | 379 | 2307 | 32205 | 2199 | 4.91 | 36000 | 2032 | 13.53 | 36000 | 2031 | 13.59 |
| 36 | ry48p.1 | 256 | 48 | 13135 | 36000 | 11965 | 9.78 | 36000 | 10739 | 22.31 | 36000 | 10764 | 22.03 |
| 37 | ry48p.2 | 250 | 48 | 13802 | 36000 | 12065 | 14.39 | 36000 | 10912 | 26.48 | 36000 | 11000 | 25.47 |
| 38 | ry48p.3 | 254 | 48 | 16540 | 36000 | 13085 | 26.4 | 36000 | 11732 | 40.98 | 36000 | 11822 | 39.91 |
| **39** | ry48p.4 | 249 | 48 | 25977 | 36000 | 22084 | 17.62 | 18677 | 25037 | 3.75 | **14001** | **25043** | **3.73** |

6.2. Обсуждение

Полученные результаты эксперимента представлены в табл. 2, которая организована следующим образом: первая группа столбцов описывает задачу, включая её обозначение ID, количество вершин  и кластеров , а также стоимость стартового решения , полученного эвристикой PCGLNS. Затем следуют три группы столбцов для решателя Gurobi и двух предлагаемых алгоритмов. Каждая группа содержит время счета в секундах, наилучшее значение нижней границы  и наилучший разрыв  в процентах. Задачи, в которых один из предлагаемых алгоритмов сработал лучше Gurobi, выделены жирным шрифтом.

Как следует из табл. 2, для 13 из 39 задач (33%) один из наших алгоритмов показал лучшую производительность. Из них в 12 случаях лучше время счёта, а в 7 – точность.

Заметим, что предложенные алгоритмы смогли найти оптимальное решение в 6 из 39 случаях (хотя это не было целью эксперимента). Для 10 (15) задач, включая одни из самых больших *rbg323a* и *rbg358a* (1825 и1967 вершин соответственно) было получено решение с точностью 5% (10%). С другой стороны, для некоторых задач (например, *p43.1*, *p43.2* и *p43.3*), результаты наших алгоритмов оказались крайне слабы по сравнению с Gurobi, что, по-видимому, объясняется очень грубыми оценками нижней границы. В то же время для задач *p43.4* и *ry48p.4* наши алгоритмы сработали гораздо лучше Gurobi.

В целом, хотя Gurobi демонстрирует в среднем чуть лучшую производительность, предложенные алгоритмы за редким исключением, показывают вполне сопоставимые результаты. Считаем нужным добавить, что в наших экспериментах решателю Gurobi было предоставлено, так же, как и тестируемым алгоритмам, хорошее стартовое решение, что является не очень обычным способом организации эксперимента.

7. Заключение

В данной работе разработан и реализован первый специализированный алгоритм ветвей и границ для обобщенной задачи коммивояжера с ограничениями предшествования. Он развивает идеи классической схемы динамического программирования Хелда-Карпа и схемы Салмана. Для оценки производительности предложенных алгоритмов, проведены численные эксперименты, в качестве базы сравнения использован решатель Gurobi. Эксперименты продемонстрировали, что наши алгоритмы вполне конкурентноспособны на уровне современных MIP-решателей. В качестве направления дальнейших исследований мы предполагаем разработку более жестких нижних границ. Кроме того, мы полагаем, что дальнейшая оптимизация и распараллеливание могут существенно улучшить производительность наших алгоритмов.

Благодарность

Работа выполнена в ходе исследований Уральского Математического Центра при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования РФ, соглашение № 075-02-2021-1383.

Численные эксперименты проводились на суперкомпьютере «Уран» Института математики и механики им. Н. Н. Красовского Уральского отделения Российской академии наук.

Список литературы

1. Srivastava S., Kumar S., Garg R., Sen P. Generalized Traveling Salesman Problem through N sets of nodes // CORS journal. — 1969. — Т. 7, вып. 2, No 2. — С. 97—101.
2. Gutin G., Punnen A. P. The Traveling Salesman Problem and Its Variations. — Boston, MA : Springer US, 2007. — ISBN 978-0-387-44459-8.
3. Castelino K., D’Souza R., Wright P. K. Toolpath optimization for minimizing airtime during machining // Journal of Manufacturing Systems. — 2003. — Т. 22, No 3. — С. 173—180. — DOI:10.1016/S0278-6125(03)90018-5.
4. Chentsov A. G., Chentsov P. A., Petunin A. A., Sesekin A. N. Model of megalopolises in the tool path optimisation for CNC plate cutting machines // International Journal of Production Research. — 2018. — Т. 56, No 14. — С. 4819—4830. — DOI:10.1080/00207543.2017.1421784.
5. Makarovskikh T., Panyukov A., Savitskiy E. Mathematical models and routing algorithms for economical cutting tool paths // International Journal of Production Research. — 2018. — Т. 56, No 3. — С. 1171—1188. — DOI:10.1080/00207543.2017.1401746.
6. Salman R., Carlson J. S., Ekstedt F., Spensieri D., Torstensson J., Söderberg R. An Industrially Validated CMM Inspection Process with Sequence Constraints // Procedia CIRP. — 2016. — Т. 44. — С. 138—143. — DOI:10.1016/j.procir.2016.02.136; 6th CIRP Conference on Assembly Technologies and Systems (CATS).
7. Dewil R., Küçükoğlu ̇I., Luteyn C., Cattrysse D.A Critical Review of Multi-hole Drilling Path Optimization // Archives of Computational Methods in Engineering. — 2019. — Т. 26, No 2. — С. 449—459. — DOI: 10.1007/s11831-018-9251-x.
8. Papadimitriou C. Euclidean TSP is NP-complete // Theoret. Comput. Sci. — 1977. — Т. 4, вып. 3. — С. 237—244.
9. Held M., Karp R. M. A Dynamic Programming Approach to Sequencing Problems // Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics. — 1962. — Т. 10, No 1. — С. 196—210. — ISSN 03684245. — URL:http://www.jstor.org/stable/2098806.
10. Laporte G., Semet F. Computational Evaluation Of A Transformation Procedure For The Symmetric Generalized Traveling Salesman Problem // INFOR: Information Systems and Operational Research. — 1999. — Т. 37, No 2. — С. 114—120. — DOI:10.1080/03155986.1999.11732374.
11. Noon C. E., Bean J. C. An Efficient Transformation Of The Generalized Traveling Salesman Problem //INFOR: Information Systems and Operational Research. — 1993. — Т. 31, No 1. — С. 39—44. — DOI:10.1080/03155986.1993.11732212.
12. Karapetyan D., Gutin G. Efficient local search algorithms for known and new neighborhoods for the generalized traveling salesman problem // European Journal of Operational Research. — 2012. — Т. 219, No 2. — С. 234—251. — ISSN 0377-2217. — DOI:10.1016/j.ejor.2012.01.011.
13. Fischetti M., González J. J. S., Toth P.A Branch-and-Cut Algorithm for the Symmetric Generalized Traveling Salesman Problem // Operations Research. — 1997. — Т. 45, No 3. — С. 378—394. — DOI:10.1287/opre.45.3.378.
14. Yuan Y., Cattaruzza D., Ogier M., Semet F.A branch-and-cut algorithm for the generalized traveling salesman problem with time windows // European Journal of Operational Research. — 2020. — Т. 286, No 3. — С. 849—866. — ISSN 0377-2217. — DOI:10.1016/j.ejor.2020.04.024.
15. Feremans C., Grigoriev A., Sitters R. The geometric generalized minimum spanning tree problem with grid clustering // 4OR. — 2006. — Т. 4, No 4. — С. 319—329. — DOI:10.1007/s10288-006-0012-6.
16. Khachai M. Y., Neznakhina E. D. Approximation Schemes for the Generalized Traveling Salesman Problem //Proceedings of the Steklov Institute of Mathematics. — 2017. — Т. 299, No 1. — С. 97—105. — ISSN 1531-8605. — DOI:10.1134/S0081543817090127.
17. Gutin G., Karapetyan D. A Memetic Algorithm for the Generalized Traveling Salesman Problem // Natural Computing. — 2010. — Т. 9, No 1. — С. 47—60. — DOI:10.1007/s11047-009-9111-6.
18. Helsgaun K. Solving the equality Generalized Traveling Salesman Problem using the Lin–Kernighan–Helsgaun Algorithm // Mathematical Programming Computation. — 2015. — С. 1—19.
19. Smith S. L., Imeson F. GLNS: An effective large neighborhood search heuristic for the Generalized Traveling Salesman Problem // Computers & Operations Research. — 2017. — Т. 87. — С. 1—19. — DOI:10.1016/j.cor.2017.05.010.
20. Balas E., Simonetti N. Linear Time Dynamic-Programming Algorithms for New Classes of Restricted TSPs: A Computational Study // INFORMS J. on Computing. — Institute for Operations Research, the Management Sciences (INFORMS), Linthicum, Maryland, USA, 2001. — Т. 13, No 1. — С. 56—75. — ISSN 1526-5528. — DOI:10.1287/ijoc.13.1.56.9748.
21. Chentsov A. G., Khachai M. Y., Khachai D. M. An exact algorithm with linear complexity for a problem of visiting megalopolises // Proceedings of the Steklov Institute of Mathematics. — 2016. — Т. 295, No 1. — С. 38—46. — DOI:10.1134/S0081543816090054.
22. Chentsov A., Khachay M., Khachay D. Linear time algorithm for Precedence Constrained Asymmetric Generalized Traveling Salesman Problem // IFAC-PapersOnLine. — 2016. — Т. 49, No 12. — С. 651—655. — ISSN 2405-8963. — DOI: /10.1016/j.ifacol.2016.07.767; 8thIFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management and Control MIM 2016.
23. Khachay M., Neznakhina K. Complexity and approximability of the Euclidean Generalized Traveling Salesman Problem in grid clusters // Annals of Mathematics and Artificial Intelligence. — 2020. — Т. 88, No 1. — С. 53—69. — DOI:10.1007/s10472-019-09626-w.
24. Salman R., Ekstedt F., Damaschke P. Branch-and-bound for the Precedence Constrained Generalized Traveling Salesman Problem // Operations Research Letters. — 2020. — Т. 48, No 2. — С. 163—166. — ISSN 0167-6377. — DOI:10.1016/j.orl.2020.01.009.
25. Khachay M., Kudriavtsev A., Petunin A.PCGLNS: A Heuristic Solver for the Precedence Constrained Generalized Traveling Salesman Problem // Optimization and Applications. Т. 12422 / под ред. N. Olenev,Y. Evtushenko, M. Khachay, V. Malkova. — Cham : Springer International Publishing, 2020. — С. 196—208. — (Lecture Notes in Computer Science). — ISBN 978-3-030-62867-3. — DOI:10.1007/978-3-030-62867-3\_15.
26. Morin T. L., Marsten R. E. Branch-And-Bound Strategies for Dynamic Programming // Operations Research. — 1976. — Т. 24, No 4. — С. 611—627. — ISSN 0030364X, 15265463. — URL:http : / / www .jstor.org/stable/169764.
27. Steiner G. On the complexity of dynamic programming for sequencing problems with precedence constraints //Annals of Operations Research. — 1990. — Т. 26, No 1. — С. 103—123.
28. Kudriavtsev A., Khachay M. PCGLNS: adaptive heuristic solver for the Precedence Constrained GTSP. —2020. — URL:https://github.com/AndreiKud/PCGLNS/.
29. Ukolov S., Khachay M. Branch-and-Bound algorithm for the Precedence Constrained GTSP. — 2021. — URL:https://github.com/ukoloff/PCGTSP-BnB.

1. В нашем варианте динамического программирования эта граница будет точной [↑](#footnote-ref-1)