

UNIVERSITY NAME (IN BLOCK CAPITALS)

# Исследование алгоритмов

by

КОЗЛОВСКИЙ Никита

A thesis submitted in partial fulfillment for the  
degree of Doctor of Philosophy

in the

Faculty Name

Department or School Name

# Оглавление

<b>1</b>	<b>Введение</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Обзор задачи</b>	<b>3</b>
2.1	Перестановки . . . . .	4
2.1.1	Линейная задача о назначениях в терминах перестановок . . . .	4
2.1.2	Трехиндексная задача о назначениях . . . . .	5
<b>3</b>	<b>Алгоритм решения</b>	<b>7</b>
3.1	Алгоритм . . . . .	7
3.2	Блок-схема . . . . .	8
3.3	Комментарии к алгоритму . . . . .	8
3.4	Вводимые модификации . . . . .	8
3.4.1	Генерация нескольких начальных перестановок . . . . .	8
3.4.2	Выбор лучшей перестановки . . . . .	8
3.5	Итеративный алгоритм . . . . .	8
<b>4</b>	<b>Программная реализация и вычислительный эксперимент</b>	<b>10</b>
4.1	Описание . . . . .	10
4.2	Эксперимент . . . . .	10

# Глава 1

## Введение

Одной из фундаментальных задач комбинаторной оптимизации является задача о назначениях (ЗОН). В своей классической постановке эта задача звучит так:

Имеется некоторое число работ и некоторое число исполнителей. Любой исполнитель может быть назначен на выполнение любой (но только одной) работы, но с неодинаковыми затратами. Нужно распределить работы так, чтобы выполнить работы с минимальными затратами.

Так как в данной форме рассматривается 2 множества – работников  $X$  и работ  $Y$ , затраты могут быть выражены в виде  $(c_{ij}) \in A$ , где  $A$  матрица из  $Matr_{n \times n}$  и такая задача называется двухиндексной.

В 1955 Куном был опубликовано решение этой задачи [link] в виде Венгерского алгоритма. В 1957 Манкрес определил, что алгоритм является строго полиномиальным, а Карп улучшил его, добившись временной сложности  $O(n^3)$

Естественно обобщить эту задачу, рассмотрев многоиндексную задачу о назначениях. Однако, уже для трехиндексной ЗОН было показано [кем?], что она принадлежит к классу np-полных, т.е. не может быть решена за полиномиальное время.

Соответственно возникает проблема выбора достаточно хорошего решения. Само собой, эта задача, как и любая задача дискретной оптимизации, может быть решена полным перебором. Однако, слишком большая (экспоненциальная?) временная сложность для такого метода не позволяет использовать его в реальной жизни. Однако, имеет место улучшенная версия этого алгоритма – метод ветвей и границ. В худшем случае он сводится к полному перебору, но чаще требует гораздо меньшего числа операций [ для получения *приближенного* решения – а не точный ли он?].

Большую практическую ценность представляют т.н. эвристические алгоритмы. Они за приемлимое время позволяют получить приближенное решение. Цель данной работы состоит в изучении одного из таких методов, для которого Гимади в [ ] было

показано, что решения, полученные с помощью такого алгоритма сходятся при  $n \rightarrow \inf$ . Для достижения этих целей необходимо решить следующие задачи:

- Изучение математической модели 3-АЗОН
- Изучить метод, предложенный Гимади
- Программно реализовать этот метод
- И провести его анализ

## Глава 2

### Обзор задачи

Задача о назначениях в самом общем виде формулируется следующим образом: есть некоторое количество *работ* и некоторое количество *исполнителей*. Любой исполнитель может быть назначен на выполнение любой (но только одной) работы, но с неодинаковыми затратами. Нужно распределить работы так, чтобы выполнить работы с минимальными затратами.

Строгая математическая формулировка звучит так.

Пусть даны множества  $A$ ,  $T$  и функционал стоимости  $C : A \times T \rightarrow \mathbb{R}$ . Необходимо найти биекцию  $f : A \rightarrow T$ , такую что  $\sum_{a \in A} C(a, f(a))$  минимальна.

Рассмотрим матрицу  $C \in \text{Matr}_{n \times m}$ , тогда  $c_{ij}$  – стоимость назначения  $i$  работника на  $j$  работу, соответственно целевая функция переписывается в виде  $\sum_{a \in A} C_{a, f(a)}$ .

Если число исполнителей и работ совпадает,  $n = m$ , то задачу называют линейной.

Эту задачу также можно переписать в виде задачи линейного программирования.

$$\sum_{i \in A} \sum_{j \in T} C(i, j) x_{ij}$$

и ограничениями

$$\sum_{j \in T} x_{ij} = 1 \text{ для } i \in A$$

$$\sum_{i \in A} x_{ij} = 1 \text{ для } j \in T$$

$$x_{ij} \geq 0 \text{ для } i, j \in A, T$$

В терминах общей формулировки первое ограничение означает, что на каждый работник может быть назначен лишь на одну работу, а второе означает, что каждая работа может быть отдана лишь одному работнику.

## 2.1 Перестановки

Введем понятие назначения. Мы можем представлять назначение как некое биективное отображение  $\phi$ , которое ставит элементы конечного множества  $U$  в соответствие элементам конечного множества  $V$ . В тоже время назначение является перестановкой, которая записывается в виде

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & n \\ \varphi(1) & \varphi(2) & \dots & \varphi(n) \end{pmatrix}$$

Каждой перестановке множества  $\{1, 2, \dots, n\}$  соответствует единственная матрица перестановок  $X_\varphi \in \text{Matrix}_{n \times n}$ , элементы которой определяются как

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{если } j = \varphi(i) \\ 0 & \text{иначе} \end{cases}$$

Обозначим множество  $S_n$  как множество всех возможных перестановок множества  $\{1, 2, \dots, n\}$ . Мощность этого множества  $n!$ .

### 2.1.1 Линейная задача о назначениях в терминах перестановок

Пусть дана матрица  $n \times n$  весовых коэффициентов  $C = (c_{ij})$ . Требуется минимизировать линейную форму

$$\sum_{i=1}^n c_{i\varphi(i)}$$

то есть линейная задача о назначениях может быть поставлена в виде

$$\min_{\varphi \in S_n} \sum_{i=1}^n c_{i\varphi(i)}$$

.

При этом, если перестановки задаются матрицей перестановок  $X = (x_{ij})$ , линейная задача о назначениях может быть записана как задача линейной оптимизации

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} \quad (2.1)$$

$$\text{ограничения: } \sum_{i=1}^n x_{ij} = 1 \quad (j = 1, \dots, n) \quad (2.2)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1 \quad (i = 1, \dots, n) \quad (2.3)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad (i, j = 1, \dots, n) \quad (2.4)$$

Ограничения (2) – (4) задают допустимое множество

В дальнейшем будем называть  $X$  матрицей назначений.

### 2.1.2 Трехиндексная задача о назначениях

Аксиальная трехиндексная задача о назначениях может быть определена следующим образом. Пусть даны  $n^3$  весовых коэффициентов  $c_{ijk}$ ,  $(i, j, k = 1 \dots n)$ . Необходимо найти такие перестановки  $\varphi$  и  $\xi$ , что

$$\min_{\varphi, \xi \in S_n} \sum_{i=1}^n c_{i\varphi(i)\xi(i)}$$

где  $S_n$  множество всех перестановок целых чисел от  $1 \dots n$ .

Так же задача может быть переписана как задача целочисленного линейного программирования.

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n c_{ijk} x_{ijk} \\ \text{ограничения} \quad & \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n x_{ijk} = 1 \quad (j = 1, \dots, n) \\ & \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n x_{ijk} = 1 \quad (i = 1, \dots, n) \\ & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{ijk} = 1 \quad (k = 1, \dots, n) \\ & x_{ijk} \in \{0, 1\} \quad (i, j, k = 1, \dots, n) \end{aligned}$$

3-АЗОН состоит в том, чтобы выбрать среди элементов трехмерной матрицы  $C = c_{ijk}$  такие  $n^2$  элементов, что сумма в каждом выбранном сечении (при фиксированных  $i, j, k$ ) минимальной.

Трехиндексная задача о назначениях также известна в планарной постановке. Содержательно она отличается от аксиальной тем, что сумма всех выбранных элементов должна быть минимальна.



## Глава 3

# Алгоритм решения

Обозначим через  $f_A$  и  $f^*$  приближенное (полученное при помощи алгоритма  $A$ ) и оптимальное значение целевой функции функции в некоторой конкретной задаче соответственно.

Будем говорить, что алгоритм  $A$  имеет оценки  $(\epsilon_A, \delta_A)$  если выполнено неравенство

$$Pr\{f_A > (1 + \epsilon_A f^*)\} \leq \delta_A$$

, где  $\epsilon_A$  есть оценка относительной погрешности решения, получаемого алгоритмом  $A$ ,  $\delta_A$  – вероятность несрабатывания алгоритма  $A$ , что можно трактовать как долю случаев, когда алгоритм  $A$  не гарантирует точность в пределах  $\epsilon_A$ .

Алгоритм  $A$  называется асимптотически оптимальным если существуют оценки  $(\epsilon_A, \delta_A)$  стремящиеся к нулю с ростом размерности.

### 3.1 Алгоритм

Через  $\phi$  обозначим любую целочисленно значащую функцию, при этом  $1 < \phi_n < n$

1. Берем произвольную подстановку  $\pi \in S_n$ . Пусть  $(d_{jk})$  -  $n \times n$  матрица, содержащая элементы исходной матрицы  $(c_{ijk})$ , где индекс  $j = \pi(i)$  такой, что

$$d_{ij} = c_{\pi^{-1}(j)jk}$$

для любых  $1 \leq j, n \leq n$  Положим  $f = 0; j = 1; K = 1, 2, \dots, \phi_n$ .

2. Выберем номер  $\sigma(j)$  минимального элемента из множества  $\arg\min d_{jk} | k \in K$ .
3. Полагаем  $f = f + d_{j\sigma(j)}; K = K \setminus \sigma(j); k = j + \phi_n$

4. Если  $k \leq n$ , то  $K = K \cap k$ .
5.  $j = j + 1$
6. Повторяем п.2, пока  $j < n$ . В противном случае идем к п.7
7. Результатом работы алгоритма  $A(\phi_n)$  является значение функции  $f$  целевой функции  $f_{A(\phi_n)}$ .

## 3.2 Блок-схема

## 3.3 Комментарии к алгоритму

Асимптотическое поведение трехиндексной аксиальной задачи о назначениях значительно отличается от поведения классической задачи о назначениях. В ряде статей Grundel Krohmal Oleveira было изучено поведение ожидаемого значения оптимальной функции. Ими было доказано, что оно стремится к левой границе распределения весовых коэффициентов.

Лемма

Алгоритм А находит решение 3-АЗН за время  $O(n\phi_n)$

Несмотря на то, что алгоритм показывает полиномиальное время выполнения, возможен ряд улучшений. Например, заметно что алгоритм неустойчив относительно выбора начальной перестановки

## 3.4 Вводимые модификации

### 3.4.1 Генерация нескольких начальных перестановок

Изменим алгоритм следующим образом

Пусть на начальном этапе дается не одна случайная перестановка, а  $m$ . Тогда на выходе можем выбрать лучшую ... Бред

### 3.4.2 Выбор лучшей перестановки

Введем функционал вида

При известном точном решении будем говорить, что одна перестановка лучше другой если она за тоже число шагов будет ближе сходиться к точному решению

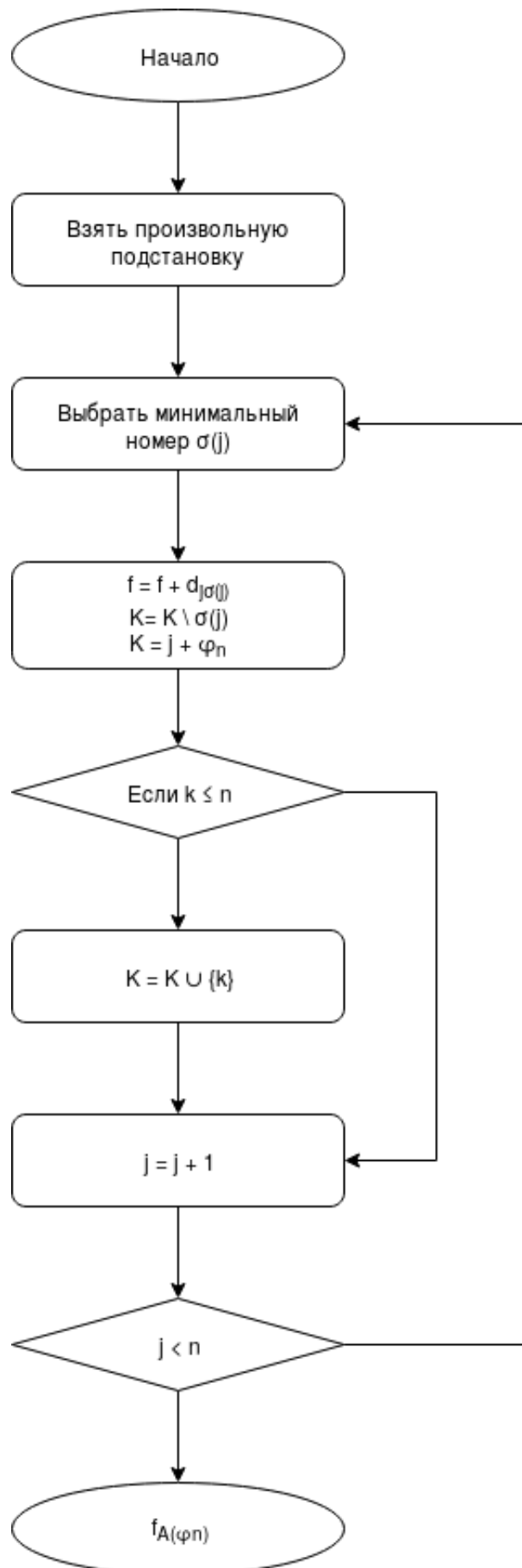


Рис. 3.1: A boat.

### 3.5 Итеративный алгоритм

Добавим следующие шаги После последнего шага сохраним результат, пойдем в начало и запустим алгоритм еще раз Повторим  $M$  раз Получим  $M$  выводов, в качестве ответа выберем устредненное значение.

## Глава 4

# Программная реализация и вычислительный эксперимент

### 4.1 Описание

### 4.2 Эксперимент