# Міністерство освіти і науки України Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського"

Факультет інформатики та обчислювальної техніки

Кафедра інформатики та програмної інженерії

## Звіт

з лабораторної роботи № 5 з дисципліни «Проектування алгоритмів»

**			• •	•		•	AID			A 22
- 111	nnektvi	RAHHA	і яняпіз	алгоритмів	ппя ви	niiiiehha	NP	-скпапних	запач ч	7.''
9944	pociti y i	Danin	1 41141113	and obuitmin	дии ви	ришения	T 1 T	Силидии	зада і і	• =

Виконав (ла)	<u> IП-22 Іщенко Кіра Віталіївна</u>		
	(шифр, прізвище, ім'я, по батькові)		
Перевірив	Ахаладзе I.E.		
	(прізвище, ім'я, по батькові)		

# 3MICT

1	МЕТА ЛАБОРАТОРНОЇ РОБОТИ	3
2	ЗАВДАННЯ	4
3	виконання	11
,	3.1 Покроковий алгоритм	11
•	3.2 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ АЛГОРИТМУ	11
	3.2.1 Вихідний код	11
	3.2.2 Приклади роботи	
	3.3 ТЕСТУВАННЯ АЛГОРИТМУ	19
BI	исновок	22
KI	РИТЕРІЇ ОПІНЮВАННЯ	23

# 1 МЕТА ЛАБОРАТОРНОЇ РОБОТИ

Мета роботи — вивчити основні підходи розробки метаеврестичних алгоритмів для типових прикладних задач. Опрацювати методологію підбору прийнятних параметрів алгоритму.

## 2 ЗАВДАННЯ

Згідно варіанту, формалізувати алгоритм вирішення задачі відповідно загальної методології.

Записати розроблений алгоритм у покроковому вигляді. З достатнім степенем деталізації.

Виконати його програмну реалізацію на будь-якій мові програмування.

Перелік задач наведено у таблиці 2.1.

Перелік алгоритмів і досліджуваних параметрів у таблиці 2.2.

Задача і алгоритм наведені в таблиці 2.3.

Змінюючи параметри алгоритму, визначити кращі вхідні параметри алгоритму. Для цього необхідно:

- обрати критерій зупинки алгоритму (кількість ітерацій або значення ЦФ);
- зафіксувати усі параметри крім одного і змінювати цей параметр,
   поки не буде досягнуто пікової ефективності;
  - після цього параметр фіксується і змінюються інші параметри;
- далі повторюємо процедуру спочатку, з першого зафіксованого параметру;
- зупиняємось коли будуть знайдені оптимальні параметри для даної задачі або встановлена залежність одних параметрів від інших.

Зробити узагальнений висновок в якому обов'язково описати залежність якості розв'язку від вхідних параметрів.

Таблиця 2.1 – Прикладні задачі

№	Задача		
1	Задача про рюкзак (місткість Р=500, 100 предметів, цінність		
	предметів від 2 до 30 (випадкова), вага від 1 до 20 (випадкова)). Для		
	заданої множини предметів, кожен з яких має вагу і цінність,		
	визначити яку кількість кожного з предметів слід взяти, так, щоб		

сумарна вага не перевищувала задану, а сумарна цінність була максимальною.

Задача часто виникає при розподілі ресурсів, коли наявні фінансові обмеження, і вивчається в таких областях, як комбінаторика, інформатика, теорія складності, криптографія, прикладна математика.

Задача комівояжера (300 вершин, відстань між вершинами випадкова від 5 до 150) полягає у знаходженні найвигіднішого маршруту, що проходить через вказані міста хоча б по одному разу. В умовах завдання вказуються критерій вигідності маршруту (найкоротший, найдешевший, сукупний критерій тощо) і відповідні матриці відстаней, вартості тощо. Зазвичай задано, що маршрут повинен проходити через кожне місто тільки один раз, в такому випадку розв'язок знаходиться серед гамільтонових циклів.

## Розглядається симетричний, асиметричний та змішаний варіанти.

В загальному випадку, асиметрична задача комівояжера відрізняється тим, що ребра між вершинами можуть мати різну вагу в залежності від напряму, тобто, задача моделюється орієнтованим графом. Таким чином, окрім ваги ребер графа, слід також зважати і на те, в якому напрямку знаходяться ребра.

У випадку симетричної задачі всі пари ребер між одними й тими самими вершинами мають однакову вагу.

У випадку реальних міст може бути як симетричною, так і асиметричною в залежності від тривалості або довжини маршрутів і напряму руху.

#### Застосування:

2

- доставка товарів (в цьому випадку може бути більш доречна постановка транспортної задачі - доставка в кілька магазинів з декількох складів);
- доставка води;

- моніторинг об'єктів;
- поповнення банкоматів готівкою;
- збір співробітників для доставки вахтовим методом.
- **Розфарбовування графа** (300 вершин, степінь вершини не більше 30, але не менше 2) називають таке приписування кольорів (або натуральних чисел) його вершинам, що ніякі дві суміжні вершини не набувають однакового кольору. Найменшу можливу кількість кольорів у розфарбуванні називають хроматичне число.

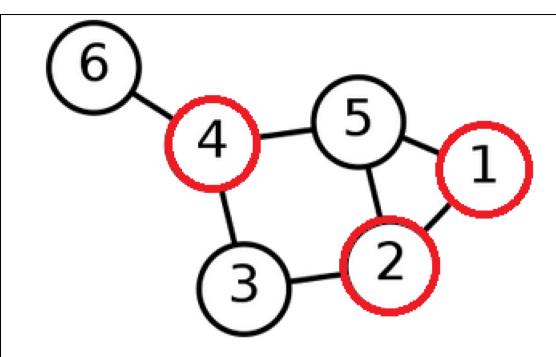
#### Застосування:

- розкладу для освітніх установ;
- розкладу в спорті;
- планування зустрічей, зборів, інтерв'ю;
- розклади транспорту, в тому числі авіатранспорту;
- розкладу для комунальних служб;
- Задача вершинного покриття (300 вершин, степінь вершини не більше 30, але не менше 2). Вершинне покриття для неорієнтованого графа G = (V, E) це множина його вершин S, така, що, у кожного ребра графа хоча б один з кінців входить в вершину з S.
   Задача вершинного покриття полягає в пошуку вершинного покриття

Задача вершинного покриття полягає в пошуку вершинного покриття найменшого розміру для заданого графа (цей розмір називається числом вершинного покриття графа).

На вході: Граф G = (V, E).

Результат: множина  $C \subseteq V$  - найменше вершинне покриття графа G.



### Застосування:

- розміщення пунктів обслуговування;
- призначення екіпажів на транспорт;
- проектування інтегральних схем і конвеєрних ліній.

3адача про кліку (300 вершин, степінь вершини не більше 30, але не менше 2). Клікою в неорієнтованому графі називається підмножина вершин, кожні дві з яких з'єднані ребром графа. Іншими словами, це повний підграф первісного графа. Розмір кліки визначається як число вершин в ній.

Задача про кліку існує у двох варіантах: у **задачі розпізнавання** потрібно визначити, чи існує в заданому графі G кліка розміру k, тоді як в **обчислювальному варіанті** потрібно знайти в заданому графі G кліку максимального розміру або всі максимальні кліки (такі, що не можна збільшити).

## Застосування:

- біоінформатика;
- електротехніка;
- 3адача про найкоротший шлях (300 вершин, відстань між вершинами випадкова від 5 до 150, степінь вершини не більше 10, але

не менше 1) - задача пошуку найкоротшого шляху (ланцюга) між двома точками (вершинами) на графі, в якій мінімізується сума ваг ребер, що складають шлях.

Важливість задачі визначається її різними практичними застосуваннями. Наприклад, в GPS-навігаторах здійснюється пошук найкоротшого шляху між точкою відправлення і точкою призначення. Як вершин виступають перехрестя, а дороги  $\epsilon$  ребрами, які лежать між ними. Якщо сума довжин доріг між перехрестями мінімальна, тоді знайдений шлях найкоротший.

Таблиця 2.2 – Варіанти алгоритмів і досліджувані параметри

№	Алгоритми і досліджувані параметри		
1	Генетичний алгоритм:		
	- оператор схрещування (мінімум 3);		
	- мутація (мінімум 2);		
	- оператор локального покращення (мінімум 2).		
2	Мурашиний алгоритм:		
	– α;		
	– β;		
	- ρ;		
	- Lmin;		
	<ul><li>кількість мурах М і їх типи (елітні, тощо…);</li></ul>		
	<ul> <li>маршрути з однієї чи різних вершин.</li> </ul>		
3	Бджолиний алгоритм:		
	<ul><li>кількість ділянок;</li></ul>		
	<ul><li>кількість бджіл (фуражирів і розвідників).</li></ul>		

Таблиця 2.3 — Варіанти задач і алгоритмів

№	Задачі і алгоритми
1	Задача про рюкзак + Генетичний алгоритм
2	Задача про рюкзак + Бджолиний алгоритм
3	Задача комівояжера (асиметрична мережа) + Генетичний алгоритм
4	Задача комівояжера (симетрична мережа) + Генетичний алгоритм
5	Задача комівояжера (змішана мережа) + Генетичний алгоритм
6	Задача комівояжера (асиметрична мережа) + Мурашиний алгоритм
7	Задача комівояжера (симетрична мережа) + Мурашиний алгоритм
8	Задача комівояжера (змішана мережа) + Мурашиний алгоритм
9	Задача вершинного покриття + Генетичний алгоритм
10	Задача вершинного покриття + Бджолиний алгоритм
11	Задача комівояжера (асиметрична мережа) + Бджолиний алгоритм
12	Задача комівояжера (симетрична мережа) + Бджолиний алгоритм
13	Задача комівояжера (змішана мережа) + Бджолиний алгоритм
14	Розфарбовування графа + Генетичний алгоритм
15	Розфарбовування графа + Бджолиний алгоритм
16	Задача про кліку (задача розпізнавання) + Генетичний алгоритм
17	Задача про кліку (задача розпізнавання) + Бджолиний алгоритм
18	Задача про кліку (обчислювальна задача) + Генетичний алгоритм
19	Задача про кліку (обчислювальна задача) + Бджолиний алгоритм
20	Задача про найкоротший шлях + Генетичний алгоритм
21	Задача про найкоротший шлях + Мурашиний алгоритм
22	Задача про найкоротший шлях + Бджолиний алгоритм
23	Задача про рюкзак + Генетичний алгоритм
24	Задача про рюкзак + Бджолиний алгоритм
25	Задача комівояжера (асиметрична мережа) + Генетичний алгоритм
26	Задача комівояжера (симетрична мережа) + Генетичний алгоритм
27	Задача комівояжера (змішана мережа) + Генетичний алгоритм

28	Задача комівояжера (асиметрична мережа) + Мурашиний алгоритм
29	Задача комівояжера (симетрична мережа) + Мурашиний алгоритм
30	Задача комівояжера (змішана мережа) + Мурашиний алгоритм

#### 3 ВИКОНАННЯ

- 3.1 Покроковий алгоритм
- 1. Генеруємо початкову популяцію розв'язків, обираючи досить велике число покритих вершин аби це з більшою ймовірністю був розв'язок.
- 2. Поки не досягнуто ліміту ітерацій:
  - а. Пошук найкращого і рандомного батька, які не мають бути рівними
  - b. Проведення схрещення батьків з використанням рівномірного оператора схрещування
  - с. Повторити тричі:
    - і. Провести мутацію
    - іі. Якщо мутація не вдала:
      - 1. Повернутись до значення до мутації
    - ііі. Провести локальне покращення і перевірити чи воно дає розв'язок
    - iv. Провести локальне покращення і перевірити чи воно дає розв'язок
    - v. Додати рішення до популяції
    - vi. Видалити найгіршу особину популяції
- 3. Повернути найкращий розв'язок
- 3.2 Програмна реалізація алгоритму

#### 3.2.1 Вихідний код

```
#include <vector>
#include <random>
#include <algorithm>
#include <set>
#include "Graph.h"
#include <iostream>
using namespace std;
struct Solution
```

```
{
        vector<int> value;
        int vertexCounter;
};
class GeneticAlgorithm
        Graph& graph;
        vector<Solution> solutions;
        Solution child;
        int populationSize;
        int bestValue;
        set<pair<int, int>> edgesInSolution;
        vector <int> bestVertex;
        bool isVertexCover(Solution&);
        pair<int, int> findParent();
        void evenCross(pair<int, int> parents, Solution& child);
        void mutation(Solution& child);
        void deleteBad();
        void localImprovementOperator(Solution& initialSolution);
        float generate(int min, int max);
        void genratePopulation();
public:
        GeneticAlgorithm(Graph& graph, int sizePopulation);
        vector<Vertex> solve(int iteration);
};
vector<Vertex> GeneticAlgorithm::solve(int iteration)
  if (iteration == 0) {
    return vector<Vertex>();
  genratePopulation();
  bestVertex = graph.findBestVertex();
  pair<int, int> parent;
  for (int i = 0; i < iteration; i++) {
```

```
parent = findParent();
     Solution newChild;
     evenCross(parent, newChild);
    for (int j = 0; j < 3; j++) {
       child = newChild;
       mutation(newChild);
       if (!isVertexCover(newChild)) {
         newChild = child;
       localImprovementOperator(newChild);
       localImprovementOperator(newChild);
       solutions.push back(newChild);
       deleteBad();
     }
    if (i \% 20 == 0) {
       cout <<"Iteration:"<<i << " Num of vertex: " << bestValue << endl;
     }
  cout << "Iteration:" << iteration << " Num of vertex: " << bestValue << endl;
  vector<Vertex> solutionVector;
  int bestSolutionIndex = findParent().first;
  for (int i = 0; i < solutions[bestSolutionIndex].value.size();<math>i++) {
    if (solutions[bestSolutionIndex].value[i] == 1) {
       solutionVector.push_back(graph.vertices[i]);
     }
  return solutionVector;
}
float GeneticAlgorithm::generate(int min, int max)
  random_device rd;
  mt19937 gen(rd());
```

```
uniform int distribution <> dis(min, max);
  return dis(gen);
}
void GeneticAlgorithm::genratePopulation()
{
  vector<Solution> initialPopulation;
  while (initialPopulation.size() < populationSize) {</pre>
     Solution solution;
     int counter = 0;
     for (int j = 0; j < graph.vertexCount; ++j) {
       if (j < graph.vertexCount - generate(0,7)) {
          solution.value.push back(1);
          counter++;
       }
       else {
          solution.value.push back(0);
     }
     random shuffle(solution.value.begin(), solution.value.end());
     if (isVertexCover(solution)) {
       solution.vertexCounter = counter;
       initialPopulation.push_back(solution);
  solutions = initialPopulation;
bool GeneticAlgorithm::isVertexCover(Solution& sol)
  edgesInSolution.clear();
  for (int i = 0; i < sol.value.size(); i++) {
     if (sol.value[i] == 0) {
```

```
continue;
     }
     for (const auto& edge : graph.vertices[i].edgesVertex) {
       edgesInSolution.insert(edge);
     }
  }
  if (edgesInSolution.size() == graph.edges.size()) {
     return true;
  else {
     return false;
}
pair<int, int> GeneticAlgorithm::findParent()
  int bestParent = 0;
  int secondParent = 0;
  for (int i = 0; i < solutions.size(); i++) {
     if (solutions[i].vertexCounter <= bestValue) {</pre>
       bestValue = solutions[i].vertexCounter;
       bestParent = i;
     }
  }
  do {
     secondParent = generate(0, solutions.size() - 1);
  } while (secondParent == bestParent);
  return { bestParent, secondParent};
}
void GeneticAlgorithm::evenCross(pair<int, int> parents, Solution& child) {
  vector <int> parentA = solutions[parents.first].value;
  vector <int> parentB = solutions[parents.second].value;
```

```
int num = 0;
  child.value.clear();
  for (int i = 0; i < solutions[parents.first].value.size(); i++) {
    double randomValue = generate(0.1, 1.0);
    if (randomValue < 0.2) {
       child.value.push_back(parentA[i]);
       if (parentA[i] == 1) {
         num++;
       }
     }
     else {
       child.value.push back(parentB[i]);
       if(parentB[i] == 1) {
          num++;
       }
  child.vertexCounter = num;
}
void GeneticAlgorithm::mutation(Solution& child) {
  vector<int> mutatedSolution = child.value;
  for (int i = 0; i < 3; i++) {
    int firstValue = generate(0, child.value.size()-1);
    int secondValue = generate(0, child.value.size()-1);
    int x = child.value[firstValue];
    child.value[firstValue] = child.value[secondValue];
    child.value[secondValue] = x;
}
void GeneticAlgorithm::deleteBad()
  int badValue = 0;
```

```
int badParent = 0;
  for (int i = 0; i < solutions.size(); i++) {
    if (solutions[i].vertexCounter > badValue) {
       badValue = solutions[i].vertexCounter;
       badParent = i;
     }
  solutions.erase(solutions.begin() + badParent);
}
void GeneticAlgorithm::localImprovementOperator(Solution& initialSolution) {
  int randomIndex = generate(0, bestVertex.size() - 1);
  int index = bestVertex[randomIndex];
  Solution currentSolution = initialSolution;
  if (currentSolution.value[index] == 0) {
     currentSolution.value[index] = 1;
    currentSolution.vertexCounter++;
  }
  if (isVertexCover(currentSolution)) {
    initialSolution = currentSolution;
  }
```

# 3.2.2 Приклади роботи

На рисунках 3.1 і 3.2 показані приклади роботи програми.

```
Iteration:0 Num of vertex: 294
Iteration:20 Num of vertex: 292
Iteration:40 Num of vertex: 292
Iteration:60 Num of vertex: 290
Iteration:80 Num of vertex: 286
Iteration:100 Num of vertex: 286
Iteration:120 Num of vertex: 285
Iteration:140 Num of vertex: 285
Iteration:160 Num of vertex: 284
Iteration:180 Num of vertex: 283
Iteration:200 Num of vertex: 283
Solution was found
```

Рисунок 3.1 – Приклад роботи програми при значеннях популяції 200, кількість ітерацій 200

```
Iteration:0 Num of vertex: 294
Iteration:20 Num of vertex: 291
Iteration:40 Num of vertex: 289
Iteration:60 Num of vertex: 289
Iteration:80 Num of vertex: 289
Iteration:100 Num of vertex: 289
Iteration:120 Num of vertex: 289
Iteration:140 Num of vertex: 289
Iteration:160 Num of vertex: 289
Iteration:160 Num of vertex: 289
Iteration:180 Num of vertex: 289
Iteration:200 Num of vertex: 289
```

Рисунок 3.2 – Приклад роботи програми при значеннях популяції 50, кількість ітерацій 200

## 3.3 Тестування алгоритму

Почнемо з визначення параметру — чисельності популяції. Зафіксуємо кількість ітерацій на значення 800, а ймовірність схрещування 0.5.

Для значення чисельність популяції 500 маємо

0	294
100	286
200	284
300	277
400	276
500	273
600	272
700	271
800	271

## Для значення чисельність популяції 300 маємо

0	294
100	286
200	286
300	283
400	282
500	278
600	278
700	278
800	278

## Для значення чисельність популяції 50 маємо

0	294
100	286
200	281

300	277
400	276
500	276
600	276
700	276
800	276

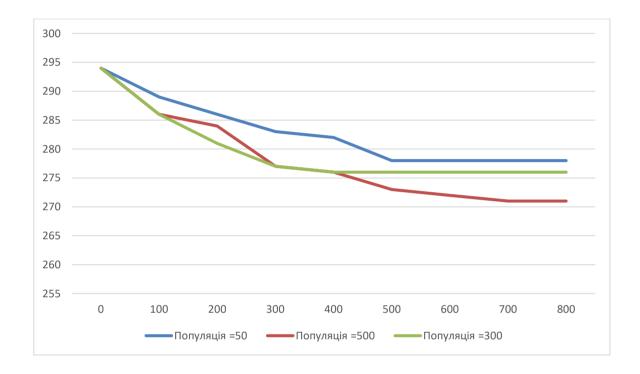


Рисунок 3.3.1 — Графік залежності кількості вершин у розв'язку від кількості ітерацій для популяції чисельністю 500

З цієї частини можемо зробити висновок, що чим більше популяція тим оптимальніше рішення може знайти алгоритм.

Продовжимо з параметром ймовірність схрещування. Зафіксуємо кількість ітерацій на значення 800, а чисельність популяції 500.

Для першого візьмемо ймовірність схрещування з першим батьком 0.8, а ймовірність схрещування з другим батьком 0.2

0	294
100	288

200	281
300	279
400	275
500	271
600	269
700	269
800	269

Тепер змінимо місцями параметри, виходить будемо надавати перевагу рандомному батьку, а не кращому.

0	294
100	286
200	279
300	275
400	272
500	270
600	268
700	268
800	268

Порівнюючи з попереднім значення не дуже відрізняються. Проте використання другого параметру дещо покращує роботу програми.

Оператор локального покращення залежить від рандомних величн і кількості вершин, що мають багато ребер, тому його неможливо модифікувати.

#### ВИСНОВОК

В рамках даної лабораторної роботи розроблено генетичний алгоритм для розв'язання задачі вершинного покриття та обрано найкращі параметри для нього. Досить сильно на продуктивність впливає кількість особин у популяції, що логічно адже це дає більшу варіативність і простір для пошуку рішень. Для мутації я обрала рівномірний оператор схрещування і спробувала його модифікувати таким чином, що перевага від час вибору гену надається рандомно обраному батьку, а не кращому. Це дозволило трохи покращити отримане значення.

# КРИТЕРІЇ ОЦІНЮВАННЯ

При здачі лабораторної роботи до 24.12.2023 включно максимальний бал дорівнює — 5. Після 24.12.2023 максимальний бал дорівнює — 4,5.

Критерії оцінювання у відсотках від максимального балу:

- покроковий алгоритм 10%;
- програмна реалізація алгоритму 45%;
- − робота з гіт 20%;
- тестування алгоритму– 20%;
- висновок -5%.

+1 додатковий бал можна отримати за виконання та захист роботи до 17.12.2023