

SCUOLA UNIVERSITARIA DELLA SVIZZERA ITALIANA (SUPSI)

C08003 - Advanced Algorithms and Optimization

# 19<sup>th</sup> Algorithms Cup

Solving the Travelling Salesman Problem (TSP) with Java

Denys Vitali

April 2019

# Contents

<b>1</b>	<b>Introduzione</b>	<b>2</b>
1.1	Scopo . . . . .	2
1.2	Requisiti . . . . .	2
1.3	Problema del commesso viaggiatore (TSP) . . . . .	2
<b>2</b>	<b>Svolgimento del progetto</b>	<b>3</b>
2.1	I/O . . . . .	3
<b>3</b>	<b>Algoritmi Utilizzati</b>	<b>3</b>
3.1	Genetic Algorithm . . . . .	3

# 1 Introduzione

Il presente documento contiene le informazioni riguardanti il mio metodo di risoluzione del problema del commesso viaggiatore (Travelling salesman problem, TSP). Questo progetto è un requisito del corso di *Algoritmi Avanzati ed Ottimizzazione (C08003)*, tenuto presso la *Scuola Universitaria Professionale della Svizzera Italiana (SUPSI)* durante il corso di laurea in ingegneria informatica.

## 1.1 Scopo

Lo scopo del progetto è quello di risolvere 10 problemi di TSP (originati dalla libreria TSPLIB) forniti ad inizio corso sfruttando uno o più algoritmi sviluppati in Java.

## 1.2 Requisiti

Di seguito vengono riportati i requisiti per un corretto svolgimento della coppa:

- Limite di tempo: massimo 3 minuti per problema, il tempo è inteso da quando il software inizia a quando finisce.
- 10 problemi (forniti in un file .zip ad inizio corso)
- Linguaggio di programmazione: Java
- Obbligatorio l'utilizzo di Maven, vietato l'utilizzo di librerie esterne
- Esecuzione replicabile: è necessario salvare eventuali seed e parametri da usare
- Risoluzione dei problemi: effettuata mediante tests. Deve essere possibile eseguire un test per risolvere un problema.

## 1.3 Problema del commesso viaggiatore (TSP)

Il problema che andremo a risolvere attraverso il nostro algoritmo è quello del commesso viaggiatore. La descrizione può essere formalizzata come segue: un commesso viaggiatore necessita di visitare  $n$  città, al massimo una volta, partendo da una città di partenza  $A$  e tornando alla stessa dopo averle visitate tutte. Si chiede di trovare qual è il percorso ottimale (ossia il percorso più breve) che visiti tutte le città.

Il problema, di tipo NP-hard, viene espresso matematicamente nel modo seguente: dato un grafo pesato e completo  $G = (V, E, w)$  con  $n$  vertici, determinare il ciclo hamiltoniano con il costo più basso. Data una matrice di incidenza  $C$  (dove  $c_{i,j} \in \{0, 1\}$ ), ed una matrice dei pesi  $w$ , la funzione obiettivo è la seguente:

$$\min \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n c_{i,j} \cdot w_{i,j} \quad (1)$$

Dato che la computazione e verifica di tutte le  $n!$  possibilità richiederebbe un tempo troppo elevato (ed il tempo per la risoluzione di un problema è limitato a 3 minuti), nel nostro progetto ci accontenteremo di una "buona" soluzione, utilizzando dei metodi euristici.

## 2 Svolgimento del progetto

### 2.1 I/O

Quale step iniziale e fondamentale è stato necessario sviluppare un parser dei problemi forniti, in quanto questi venivano forniti in un formato proprietario che sfrutta la struttura seguente:

```
1  NAME: ch130
2  TYPE: TSP
3  COMMENT: 130 city problem (Churritz)
4  DIMENSION: 130
5  EDGE_WEIGHT_TYPE: EUC_2D
6  BEST_KNOWN : 6110
7  NODE_COORD_SECTION
8  1 334.5909245845 161.7809319139
9  2 397.6446634067 262.8165330708
10 (...)
11 EOF
```

Al fine di sfruttare al meglio il tempo a disposizione per i runs ho deciso di spendere un po' più del mio tempo a sviluppare un parser che fosse efficiente e non facesse uso di Regular Expressions. Questo ha portato alla creazione della classe `TSPLoader`. Una volta caricato un problema (tramite il metodo `parseFile()`) viene restituita un'istanza della classe `TSPData`. Questa classe contiene i file di problema che verranno poi utilizzati in qualsiasi algoritmo di risoluzione.

## 3 Algoritmi Utilizzati

### 3.1 Genetic Algorithm

Per l'algoritmo genetico ho fatto uso di una funzione di crossover ampiamente discussa e rivisitata, ottimizzata per il TSP, chiamata EAX (Edge Assembly Crossover).

I cicli AB sono selezionati tramite una funzione `EAX.rand()` ed `EAX.heur()` creando un *E-Set*. Successivamente dall'*E-Set* viene generato un'insieme  $E_C$  nel modo seguente:

$$E_C := (E_A \cap \bar{D}) \cup (E_B \cap D) \quad (2)$$

dove  $D$  è l'*E-Set*.

Alternativamente, ed in modo equivalente, si può definire  $E_C$  nel modo seguente:

$$E_C := (E_A \setminus (E\text{-set} \cap E_A)) \cup (E\text{-Set} \cap E_B) \quad (3)$$