

# **Sprawozdanie – Projektowanie Efektywnych Algorytmów – Projekt**

*Projekt nr 3 – Implementacja i analiza efektywności algorytmu genetycznego (ewolucyjnego) dla  
problemu komiwojażera*

<b>Autor:</b>	Adam Czekalski
<b>Nr indeksu:</b>	264488
<b>Termin:</b>	Piątek, godz. 13:15 – 15:00
<b>Prowadzący:</b>	dr inż. Jarosław Mierzwa
<b>Data oddania:</b>	26.01.2024 r.

# 1. Wstęp teoretyczny

## 1.1. Opis ogólny algorytmu

Nazwa i działanie algorytmu genetycznego nawiązuje do zjawiska ewolucji biologicznej. Dana jest populacja o określonej wielkości. Każdy z osobników ma przypisany do siebie chromosom, który składa się z genów, oraz wartość funkcji przystosowania. Osobniki podlegają procesie selekcji (oceny). Następnie wybrane osobniki podlegają procesie reprodukcji – mogą się skrzyżować pod pewnym prawdopodobieństwem a następnie zmutować pod pewnym prawdopodobieństwem. Powstaje SUBpopulacja, która podlega ocenie. Na koniec uruchamiany jest proces sukcesji – najgorzej przystosowane do środowiska wymierają, najsilniejsze natomiast przetrwają. Rodzi się nowa populacja. Proces powtarza się.

Dla problemu komiwojażera wygląda to następująco: na początku zostaje wygenerowana losowa populacja o określonej wielkości. Dla każdego z osobników, chromosom jest reprezentowany przez ciąg wierzchołków (genów) reprezentujących cykl Hamiltona. Natomiast wartość funkcji przystosowania jest reprezentowana przez długość ścieżki.

## 1.2. Opis użytych rozwiązań w algorytmie

- Selekcja

Użyto selekcji rankingowej, polegającej na tym, że populacja sortowana jest od najlepszej (najmniejszej) wartości funkcji przystosowania do najgorszej (największej) wartości funkcji przystosowania. Następnie  $n$  najlepiej przystosowanych osobników przechodzi do procesu reprodukcji (reszta zostaje usunięta z populacji, elityzm), gdzie:

$$n = 0,25 * initialPopulationSize$$

- Krzyżowanie

Losowane są 2 różne losowe osobniki z pozostałej populacji. Następnie krzyżowanie zachodzi pod prawdopodobieństwem  $p_k = 0.8$ . Użyto metody OX, która przebiega następująco:

Np. dane są 2 chromosomy (ścieżki): track1={0,1,2,3,4,5,6,7,8}, track2={8,2,6,7,1,5,4,0,3}

firstCrossoverPoint = 3 (wylosowany z przedziału [0; track1.size()))

secondCrossoverPoint = 6 (wylosowany z przedziału [firstCrossoverPoint+1; track1.size()))

**[0 1 2 3 4 5 6 7 8]**  
**[8 2 6 7 1 5 4 0 3]**

Dziecko wypełniane jest wartościami „-1”.

Na początku do potomka kopiowany jest segment z rodzica nr 1:

[ \_ \_ \_ | 3 4 5 6 | \_ \_ ]

Następnie rozpoczynając z miejsca *secondCrossoverPoint* + 1 w potomku i rodzicu nr 2:

[ \_ \_ \_ | 3 4 5 6 | \_ \_ ]  
↑

[ 8 2 6 | 7 1 5 4 | 0 3 ]  
↑

Sprawdzamy czy kolejne miasta z rodzica nr 2 występują w potomku. Robimy to do momentu dojścia do końca ścieżki w rodzicu nr 2. 0 nie występuje w potomku, więc zostaje wstawione; 3 już występuje, więc nie zostanie wstawione:

[ \_ \_ \_ | 3 4 5 6 | 0 \_ ]  
↑

W rodzicu nr 2 doszliśmy już do końca ścieżki, więc wracamy do jej początku:

[ 8 2 6 | 7 1 5 4 | 0 3 ]  
↑

Iterujemy przez nią aż do *secondCrossoverPoint* włącznie.

8 nie występuje w potomku, więc je wstawiamy. W potomku doszliśmy do końca ścieżki, więc wracamy na jego początek:

[ \_ \_ \_ | 3 4 5 6 | 0 8 ]  
↑

2 także wstawiamy; 6 nie wstawiamy, ponieważ już występuje w ścieżce; 7 wstawiamy, ponieważ nie występuje w ścieżce; 1 także. Finalna ścieżka w dziecku wygląda następująco:

[ 2 7 1 | 3 4 5 6 | 0 8 ]

- Mutacje

Zachodzą z prawdopodobieństwem  $p_m = 0.01$ .

- Transposition mutation

Ta mutacja opiera się na zamianie 2 losowo wybranych miast w ścieżce:

randomTownIndex = 2

randomTownIndex = 6

[1 2 3 4 5 6 7 8 9]

Wywołujemy metodę swap() na danych miastach. W efekcie:

[1 2 7 4 5 6 3 8 9]

○ Inversion mutation

Ta mutacja opiera się na wybraniu 2 losowych punktów w ciągu miast i odwróceniu ich kolejności

randomTownIndex1 = 2

randomTownIndex2 = 6

[1 2 3 4 5 6 7 8 9]

W tym celu odkładamy wszystkie miasta z wylosowanego przedziału na stos. Po czym w tym przedziale podmieniamy wartości biorąc je ze stosu. W efekcie:

[1 2 7 6 5 4 3 8 9]

## 2. Opis programu – opis najważniejszych klas w projekcie

Klasa GeneticAlgorithm:

Pola klasy:

- int stopCriteria – zmienna przechowująca kryterium stopu (czas określony w sekundach)
- int initialPopulationSize – zmienna przechowująca początkową wielkość populacji
- double mutationRate – zmienna przechowująca wartość współczynnika mutacji
- int mutationMethod – zmienna przechowująca wybrany numer metody mutacji (1 – transposition mutation, 2 – inversion mutation)
- double crossOverRate – zmienna przechowująca wartość współczynnika krzyżowania
- int crossOverMethod – zmienna przechowująca wybrany numer metody krzyżowania (1 – OX)
- std::vector<std::pair<int, std::vector<int>>> population – wektor przechowujący aktualną populację. Przechowywana jest w postaci: <wartość funkcji przystosowania, ścieżka>

- `std::vector<std::pair<int, std::vector<int>>>` children – wektor przechowujący nowo powstającą populację. Przechowywana jest w tej samej postaci co w wektorze aktualnej populacji
- `double whenFound` – zmienna przechowująca czas w sekundach, kiedy zostało znalezione najlepsze rozwiązanie
- `std::vector<int>` bestSolution – wektor przechowujący ciąg wierzchołków ścieżki najlepszego znalezionej rozwiązania
- `int bestObjectiveFunction` – zmienna przechowująca najlepszą znaną wartość funkcji przystosowania
- `std::list<std::pair<double,int>>` save – lista wykorzystywana w trakcie testów – służy do zapisu każdej poprawy ścieżki w postaci (czas znalezienia w sekundach, wartość funkcji przystosowania)
- metoda tworząca losowe rozwiązanie początkowe:

```

21  std::vector<int> GeneticAlgorithm::generateBegSolutionRandom() {
22      std::vector<int> track;
23      std::vector<std::pair<bool, int>> visited; //vector to help to decide if town was already visited
24
25      for (int i = 0; i < matrix->nrV; ++i) { //filling the vector with false
26          visited.push_back(std::make_pair(false, i));
27      }
28
29      int x;
30
31      for (int i = 0; i < matrix->nrV; ++i) {
32          x = rand() % (matrix->nrV); //get random number
33
34          while (visited[x].first) { //if it exists in track1, generate once again
35              x = rand() % (matrix->nrV);
36          }
37
38          track.push_back(x);
39          visited[x].first = true; //we visit every node once
40      }
41
42      return track;
43  }
44  }
```

- metoda wykonująca krzyżowanie typu OX (Order Crossover)

```
64 std::vector<int> GeneticAlgorithm::OX(std::vector<int> track1, std::vector<int> track2) {
65     std::vector<int> child;
66
67     //1. two random cross-breeding points [x1,x2]
68     firstCrossoverPoint = rand() % (track1.size() - 1);
69     secondCrossoverPoint = firstCrossoverPoint + 1 + rand() % (track1.size() - firstCrossoverPoint -
70                                                                1);
71     //fill the child with -1 value
72     child.assign(n: track1.size(), val: -1);
73
74     //vector with visited nodes
75     std::vector<bool> visited;
76     visited.assign(n: track1.size(), x: false);
77
78     //copy towns from random range from parent1 to child
79     for (int i = firstCrossoverPoint; i <= secondCrossoverPoint; i++) {
80         child[i] = track1[i];
81         //it becomes visited
82         visited[track1[i]] = true;
83     }
84
85     //index in parent2
86     int begin;
87
88     //if second crossover point is at the end of the path, we will begin the comparison from index 0 of parent 2
89     if(secondCrossoverPoint == track1.size() - 1){
90         begin = 0;
91     }
92     //otherwise, we just take index one after second crossover point
93     else{
94         begin = secondCrossoverPoint + 1;
95     }
96
97     //j <- index in child
98     int j = begin;
```

```

100     //in range [begin, track1.size()-1]
101     for (int i = begin; i < track1.size(); i++) {
102         //if it's not visited, we put it in path
103         if (!visited[track2[i]]) {
104             child[j] = track2[i];
105             visited[track2[i]] = true;
106             j++;
107         }
108     }
109
110     //if we reached last index in child, we must change it to 0
111     if(j == track1.size()){
112         j = 0;
113     }
114
115     //in range [0, secondCrossoverPoint]
116     for (int i = 0; i <= secondCrossoverPoint; i++) {
117         if (!visited[track2[i]]) {
118             child[j] = track2[i];
119             visited[track2[i]] = true;
120             j++;
121             //if we reached last index in child, we must change it to 0
122             if(j == track1.size()){
123                 j=0;
124             }
125         }
126     }
127
128     return child;
129
130 }
131

```

- metoda wykonująca mutację typu transposition:

```

198 void GeneticAlgorithm::transpositionMutation(std::vector<int> &track) {
199
200     //mutation
201     randomTownIndex1 = rand() % (track.size()); //1. random town
202     randomTownIndex2 = rand() % (track.size()); //2. random town
203
204     while (randomTownIndex1 == randomTownIndex2) { //it has to be 2 different towns
205         randomTownIndex2 = rand() % (track.size()); //2. random town
206     }
207
208     std::swap(&track[randomTownIndex1], &track[randomTownIndex2]); //swap
209
210 }

```

- metoda wykonująca mutację typu inversion:

```

147 void GeneticAlgorithm::inversionMutation(std::vector<int> &track) {
148
149     //mutation
150     randomTownIndex1 = rand() % (track.size() - 1); //we have to have at least 2 elements to invert
151     randomTownIndex2 = randomTownIndex1 + 1 + rand() % (track.size() - randomTownIndex1 -
152                                     1); //2. random town from range (randomTownIndex1; track.size())
153
154     //put numbers from random range on stack
155     for (int j = randomTownIndex1; j <= randomTownIndex2; j++) {
156         substrings.emplace_back(track[j]);
157     }
158
159     //get numbers from stack in the same range
160     for (int j = randomTownIndex1; j <= randomTownIndex2; j++) {
161         track[j] = substrings.back();
162         substrings.pop_back();
163     }
164
165 }

```

Klasa Timer:

Czas mierzony jest w mikrosekundach za pomocą klasy Timer, za pomocą biblioteki <windows.h>. Po wywołaniu metody startTimer() zostaje odczytana zostaje liczba „tiknięć” od ostatniego restartu systemu. Następnie po wywołaniu metody stopTimer(), znowu odczytana zostaje liczba „tiknięć” a następnie zostaje ona odjęta od wartości odczytanej z wywołaniem metody startTimer() i podzielona przez wartość frequency = 10MHz.

```

6 #include "Timer.h"
7
8 long long int Timer::readQPC() {
9     LARGE_INTEGER count;
10    QueryPerformanceCounter(&count); //read number of ticks since the last restart of the system
11    return((long long int)count.QuadPart); //64b integer
12 }
13
14 void Timer::startTimer() {
15    QueryPerformanceFrequency(&frequency); //10MHz
16    start = readQPC(); //number of ticks since the last restart of the system
17 }
18
19 long Timer::stopTimer() {
20    elapsed = readQPC() - start; //read ticks once again and subtract from read ticks at the start
21
22    long time = (1000000.0 * elapsed) / frequency;
23    return time;
24 }
25
26 void Timer::printTime() {
27    std::cout << "Time [s] = " << std::fixed << std::setprecision(6) << (float)elapsed / frequency << std::endl;
28    std::cout << "Time [ms] = " << std::fixed << std::setprecision(4) << (1000.0 * elapsed) / frequency << std::endl;
29    std::cout << "Time [us] = " << std::fixed << std::setprecision(1) << (1000000.0 * elapsed) / frequency << std::endl;
30    std::cout << "Time [ns] = " << std::fixed << std::setprecision(0) << (1000000000.0 * elapsed) / frequency << std::endl << std::endl;
31 }
32
33 Timer::Timer() {
34 }
35 }

```



Klasa FileWriter:

Po każdym teście zapisuje każdą poprawę ścieżki i czas znalezienia do pliku w formacie: „nazwaPlikuZGrafem\_rozmiarPoczątkowejPopulacji\_metodaMutacji\_nrTestu.txt”, np. „ftv170.atsp\_2500\_1\_1.txt”. Zapisuje także najlepszą znalezioną ścieżkę z danego testu do pliku w formacie: „nazwaPlikuZGrafem\_rozmiarPoczątkowejPopulacji\_metodaMutacji\_nrTestu\_path.txt”, np. „ftv170.atsp\_2500\_1\_1\_path.txt”.

```
12 void FileWriter::write(GeneticAlgorithm* geneticAlgorithm, int numberOfTest){
13
14     //saving every improvement of path and when it was improved to file in format: "ftv170.atsp_2500_1_1.txt" (filename_populationSize_mutationMethod_nrOfTest.txt)
15     std::string name = filename + "_" + std::to_string( initialPopulationSize) + "_" +
16         std::to_string( mutationMethod) + "_" + std::to_string( numberOfTest) + ".txt";
17     std::ofstream file( name);
18
19     //<time, path> in every line
20     for(auto entry : geneticAlgorithm->save){
21         file << entry.first << " " << entry.second << std::endl;
22     }
23
24     file.close();
25
26     //if that's the best found route in test, we save that info
27     if(geneticAlgorithm->bestObjectiveFunction < bestObjectiveFunction){
28         bestObjectiveFunction = geneticAlgorithm->bestObjectiveFunction;
29         filenameOfBestSolution = name;
30     }
31
32     //saving path in format: "ftv170.atsp_2500_1_1_path.txt"
33     name = filename + "_" + std::to_string( initialPopulationSize) + "_" + std::to_string( mutationMethod) + "_" +
34         std::to_string( numberOfTest) + "_path" + ".txt";
35     std::ofstream file1( name);
36
37     //size of graph
38     file1 << geneticAlgorithm->bestSolution.size() << std::endl;
39
40     //path
41     for(int town : geneticAlgorithm->bestSolution){
42         file1 << town << " ";
43     }
44
45     file1.close();
46
47     //if it's last test, we save where the best solution has been found
48     if(numberOfTest == 9){
49         name = filename + "_" + std::to_string( initialPopulationSize) + "_" + std::to_string( mutationMethod) + "_best" + ".txt";
50         std::ofstream file2( name);
51         file2 << filenameOfBestSolution;
52         file2.close();
53     }
```

### 3. Dane w postaci tabel i wykresów

Wykonano testy dla następujących rozmiarów populacji: . Dla każdego rozmiaru populacji, pliku z grafem oraz sposobu mutacji uruchomiono 5 testów. Zawsze przyjmowano współczynnik mutacji  $p_m = 0.01$  oraz współczynnik krzyżowania  $p_k = 0.8$  .

#### 3.1. Graf ftv47.atsp

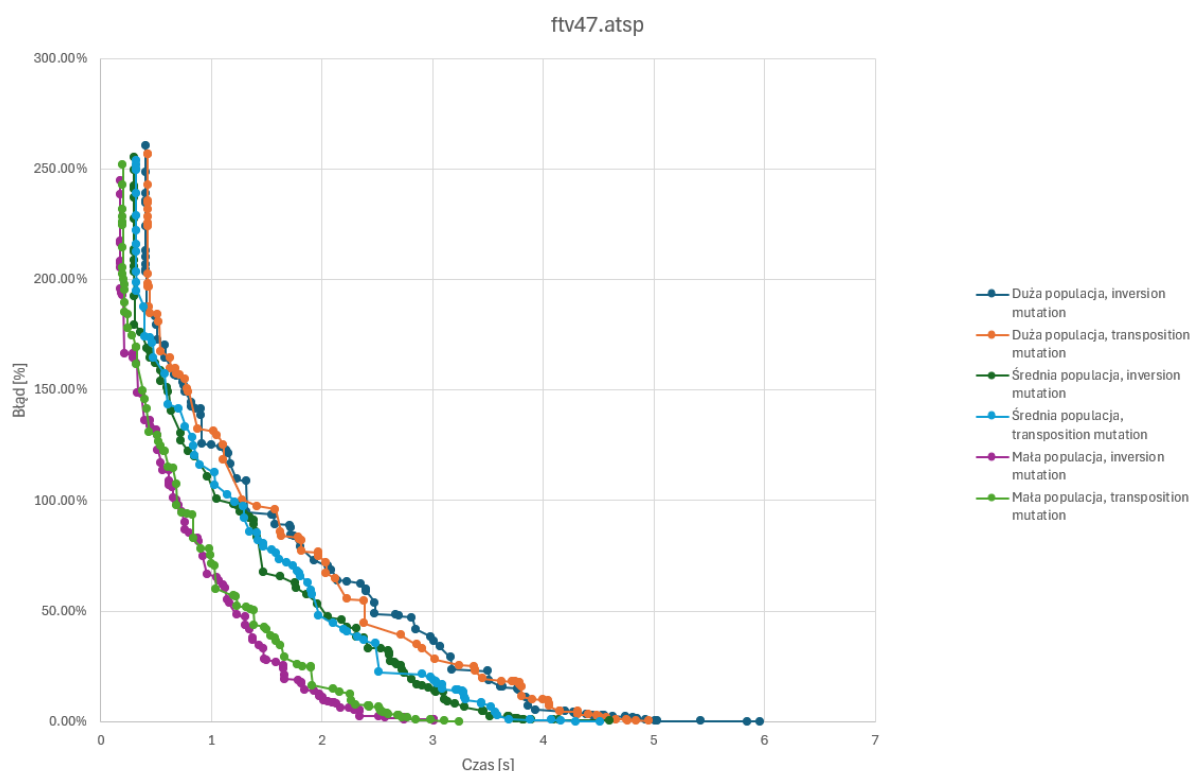
Jako kryterium stopu przyjęto 2 minuty.

Wielkość instancji	Rodzaj mutacji	Nr pomiaru	Czas znalezienia	Wynik
50000	transposition	1	2.52127	1782
50000	transposition	2	2.52127	1784
50000	transposition	3	3.07182	1862

50000	transposition	4	3.24279	1777
50000	transposition	5	2.67337	1875
50000	inversion	1	3.01038	1782
50000	inversion	2	2.98912	1784
50000	inversion	3	2.7581	1789
50000	inversion	4	3.00696	1796
50000	inversion	5	4.51584	1777
75000	transposition	1	4.04603	1782
75000	transposition	2	4.71015	1789
75000	transposition	3	4.9678	1790
75000	transposition	4	6.49792	1842
75000	transposition	5	6.02432	1784
75000	inversion	1	4.59643	1784
75000	inversion	2	4.84858	1791
75000	inversion	3	4.64307	1855
75000	inversion	4	5.41941	1790
75000	inversion	5	4.48546	1789
100000	transposition	1	4.95766	1782
100000	transposition	2	5.57118	1826
100000	transposition	3	5.24899	1816
100000	transposition	4	8.48607	1803
100000	transposition	5	5.60842	1799
100000	inversion	1	5.36096	1789
100000	inversion	2	5.29906	1800
100000	inversion	3	4.99819	1789
100000	inversion	4	5.21359	1789
100000	inversion	5	5.95924	1776

Najlepsze wyniki:

Wielkość instancji	Sposób krzyżowania	Sposób mutacji	Wartość funkcji przystosowania	Błąd
50000	OX	transposition	1777	0.06%
75000	OX	transposition	1777	0.06%
100000	OX	transposition	1782	0.34%
50000	OX	inversion	1782	0.34%
75000	OX	inversion	1784	0.45%
100000	OX	inversion	1776	0.00%



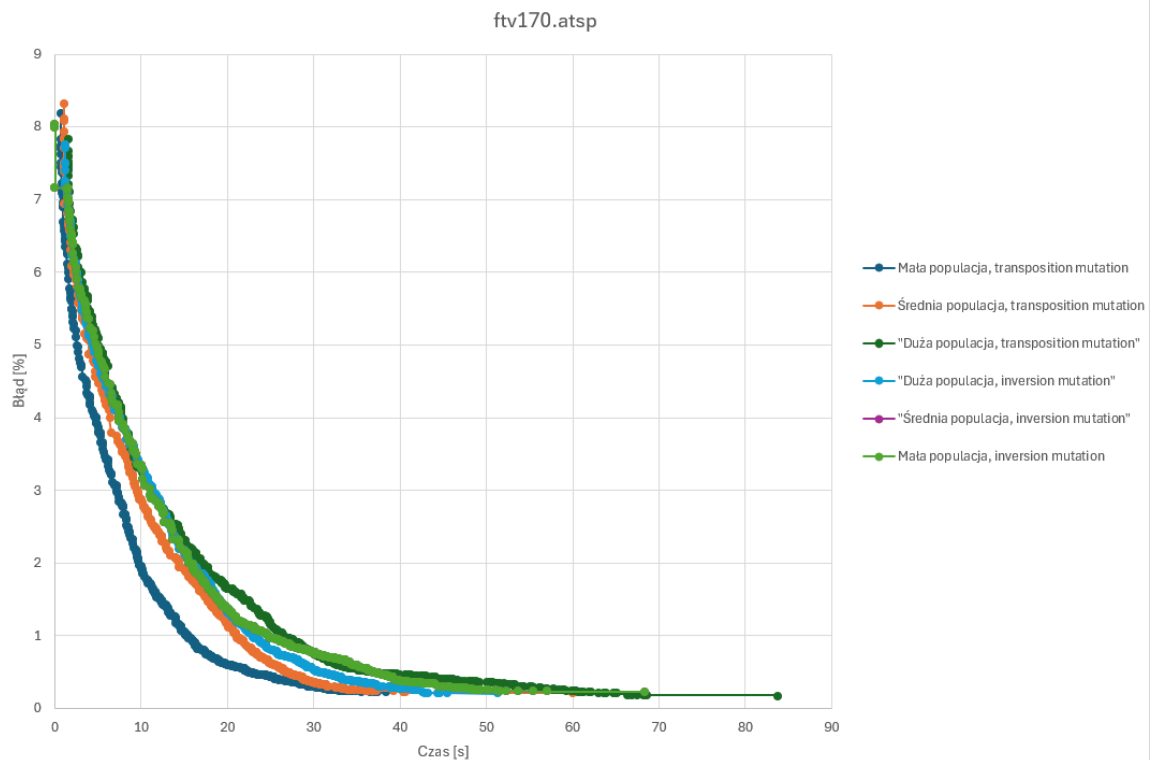
### 3.2. Graf ftv170.atsp

Jako kryterium stopu przyjęto 4 minuty.

Wielkość instancji	Rodzaj mutacji	Nr pomiaru	Czas znalezienia	Wynik
50000	transposition	1	47.8481	3795
50000	transposition	2	38.5218	3584
50000	transposition	3	52.4212	3327
50000	transposition	4	38.9035	3438
50000	transposition	5	26.9782	3354
50000	inversion	1	22.4215	3769
50000	inversion	2	41.2585	3847
50000	inversion	3	35.2858	3408
50000	inversion	4	26.6795	4043
50000	inversion	5	36.1508	3634

75000	transposition	1	48.2823	3684
75000	transposition	2	59.9892	3678
75000	transposition	3	60.0426	3335
75000	transposition	4	55.7297	3650
75000	transposition	5	82.2517	3540
75000	inversion	1	68.2729	3610
75000	inversion	2	68.3282	3388
75000	inversion	3	46.2025	3617
75000	inversion	4	56.5003	3497
75000	inversion	5	51.0411	3489
100000	transposition	1	62.0472	3669
100000	transposition	2	113.805	3656
100000	transposition	3	71.8887	3646
100000	transposition	4	107.71	3873
100000	transposition	5	83.7614	3248
100000	inversion	1	51.2049	3316
100000	inversion	2	68.6252	3660
100000	inversion	3	54.8819	3665
100000	inversion	4	63.204	3414
100000	inversion	5	102.11	3473

Wielkość instancji	Sposób krzyżowania	Sposób mutacji	Wartość funkcji przystosowania	Błąd
50000	OX	transposition	3355	21.78%
75000	OX	transposition	3335	21.05%
100000	OX	transposition	3248	17.89%
50000	OX	inversion	3408	23.70%
75000	OX	inversion	3388	22.98%
100000	OX	inversion	3316	20.36%



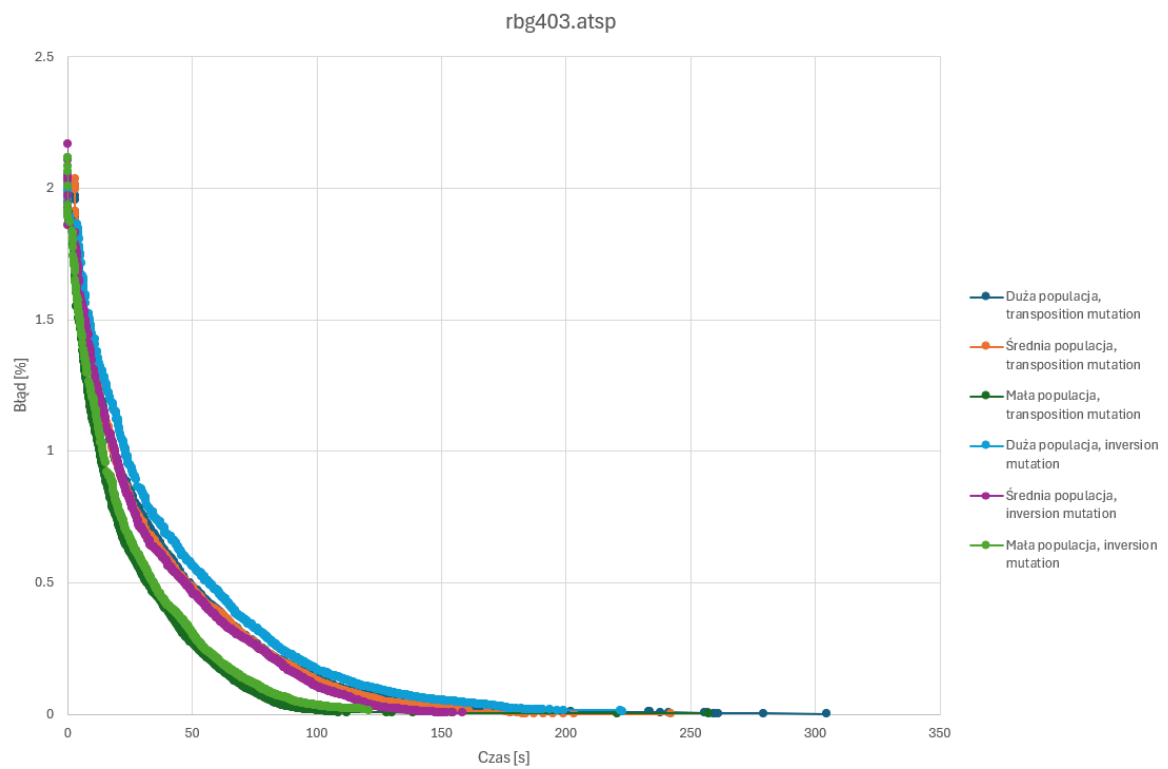
### 3.3. Graf rgb403.atsp

Jako kryterium stopu przyjęto 6 minut.

Wielkość instancji	Rodzaj mutacji	Nr pomiaru	Czas znalezienia	Wynik
50000	transposition	1	282.55	2470
50000	transposition	2	295.362	2501
50000	transposition	3	298.075	2467
50000	transposition	4	192.065	2485
50000	transposition	5	257.264	2474
50000	inversion	1	106.496	2527
50000	inversion	2	120.74	2504
50000	inversion	3	107.41	2514
50000	inversion	4	132.684	2505
50000	inversion	5	107.717	2517
75000	transposition	1	241.926	2466

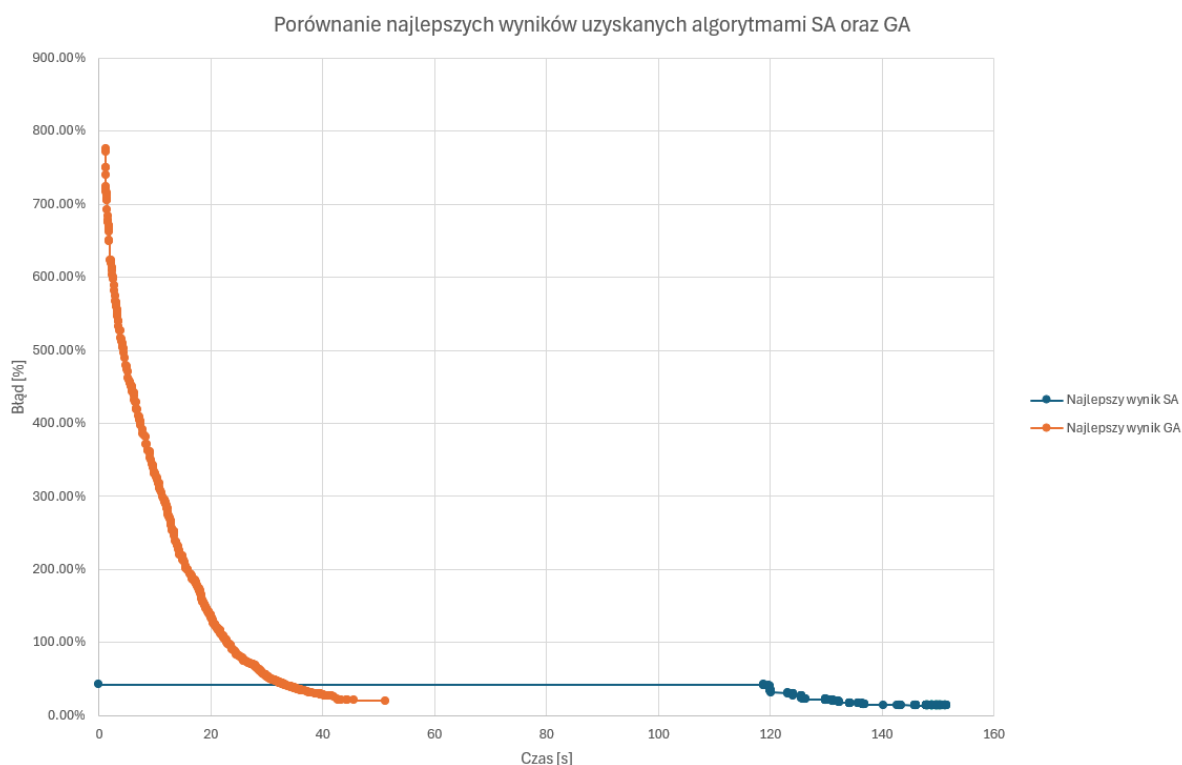
75000	transposition	2	341.419	2474
75000	transposition	3	307.801	2485
75000	transposition	4	359.767	2493
75000	transposition	5	246.158	2478
75000	inversion	1	171.977	2485
75000	inversion	2	173.121	2515
75000	inversion	3	158.57	2478
75000	inversion	4	196.159	2483
75000	inversion	5	165.555	2512
100000	transposition	1	304.539	2469
100000	transposition	2	299.236	2481
100000	transposition	3	295.866	2479
100000	transposition	4	321.828	2470
100000	transposition	5	269.971	2488
100000	inversion	1	211.063	2533
100000	inversion	2	170.099	2504
100000	inversion	3	222.633	2492
100000	inversion	4	215.382	2494
100000	inversion	5	191.908	2502

Wielkość instancji	Sposób krzyżowania	Sposób mutacji	Wartość funkcji przystosowania	Błąd
50000	OX	transposition	2474	0.37%
75000	OX	transposition	2466	0.04%
100000	OX	transposition	2469	0.16%
50000	OX	inversion	2504	1.58%
75000	OX	inversion	2478	0.53%
100000	OX	inversion	2492	1.10%



### 3.4. Porównanie algorytmu genetycznego z symulowanym wyżarzaniem

Długość ścieżki GA	Błąd	Czas	Długość ścieżki SA	Błąd	Czas
3316	20.36%	51.2049	3141	14.01%	151.563



## 4. Wnioski

Rozwiązanie problemu komiwożacza przez algorytm symulowanego wyżarzania okazał się bardziej wydajny niż przez algorytm genetyczny. Może to wynikać z faktu że zaimplementowany algorytm genetyczny tworzy na początku losową populację, a w symulowanym wyżarzaniu początkowe rozwiązanie generowane jest zachłannie (przeszukiwaniem lokalnym typu greedy). Algorytm genetyczny mimo startu z błędem prawie 800%, potrafi szybko polepszać rozwiązanie przy odpowiedniej wielkości populacji.

## 5. Literatura

- <https://www.youtube.com/watch?v=Pg4HP6Ayijs&pp=ygUdbWFjaWVqIGtvdW9zacWEc2tpIGdlbmV0eWN6bmU%3D> <- wykład teoretyczny
- <https://www.aragorn.wi.pb.edu.pl/~wkwedlo/EA5.pdf> <- działanie metody krzyżowania OX oraz mutacji transposition i inversion



- [https://sound.eti.pg.gda.pl/student/isd/isd03-algorytmy\\_genetyczne.pdf](https://sound.eti.pg.gda.pl/student/isd/isd03-algorytmy_genetyczne.pdf) <- wykład teoretyczny; selekcja rankingowa, elityzm; sukcesja
- <http://www.alife.pl/gp/p/AGelem.html> <- współczynniki krzyżowania i mutacji
- [https://pl.wikipedia.org/wiki/Algorytm\\_genetyczny](https://pl.wikipedia.org/wiki/Algorytm_genetyczny) <- teoria