Kamil Kamyszek, 234932 Wrocław, dn. 5 grudnia 2018

WT-7.30 prowadzący: Dr inż. Jarosław Mierzwa

Projektowanie Efektywnych Algorytmów

Algorytm Genetyczny

1 Wstęp teoretyczny

1.1 Definicja algorytmu genetycznego

Problem definiuje środowisko, w którym istnieje pewna populacja osobników. Każdy z osobników ma przypisany pewien zbiór informacji stanowiących jego genotyp, a będących podstawą do utworzenia fenotypu. Fenotyp to zbiór cech podlegających ocenie funkcji przystosowania modelującej środowisko. Innymi słowy - genotyp opisuje proponowane rozwiązanie problemu, a funkcja przystosowania ocenia, jak dobre jest to rozwiązanie. Genotyp składa się z chromosomów, gdzie zakodowany jest fenotyp i ewentualnie pewne informacje pomocnicze dla algorytmu genetycznego. Chromosom składa się z genów. Wspólnymi cechami algorytmów ewolucyjnych, odróżniającymi je od innych, tradycyjnych metod optymalizacji, są:

- stosowanie operatorów genetycznych, które dostosowane są do postaci rozwiązań,
- przetwarzanie populacji rozwiązań, prowadzące do równoległego przeszukiwania przestrzeni rozwiązań z różnych punktów,
- w celu ukierunkowania procesu przeszukiwania wystarczającą informacją jest jakość aktualnych rozwiązań,
- celowe wprowadzenie elementów losowych.

1.2 Opis działania algorytmu

Najczęściej działanie algorytmu przebiega następująco:

1. Losowana jest pewna populacja początkowa.
2. Populacja poddawana jest ocenie (selekcja). Najlepiej przystosowane osobniki biorą udział w procesie reprodukcji.
3. Genotypy wybranych osobników poddawane są operatorom ewolucyjnym: są ze sobą kojarzone poprzez złączanie genotypów rodziców (krzyżowanie), przeprowadzana jest mutacja, czyli wprowadzenie drobnych losowych zmian.
4. Rodzi się drugie (kolejne) pokolenie. Aby utrzymać stałą liczbę osobników w populacji te najlepsze (według funkcji oceniającej fenotyp) są powielane, a najsłabsze usuwane. Jeżeli nie znaleziono dostatecznie dobrego rozwiązania, algorytm powraca do kroku drugiego. W przeciwnym wypadku wybieramy najlepszego osobnika z populacji - jego genotyp to uzyskany wynik.

1.3 Metoda Selekcji

Metoda rankingowa - Obliczamy dla każdego osobnika *funkcję oceny* i ustawiamy je w szeregu najlepszy-najgorszy. Pierwsi na liście dostają prawo do rozmnażania, a reszta usuwana jest z populacji. Wadą metody jest niewrażliwość na różnice pomiędzy kolejnymi osobnikami w kolejce. Może się okazać, że sąsiadujące na liście rozwiązania mają różne wartości funkcji oceny, ale dostają prawie taką samą ilość potomstwa.

1.4 Rodzaje mutacji (z instrukcji zamieszczonej na stronie prowadzącego)

- *inversion* - wybiera losowo podciągi miast i zamienia ich kolejność.

$$p = (\ 1\ 2\ |\ 3\ 4\ 5\ 6\ |\ 7\ 8\ 9\ ) \rightarrow p' = (\ 1\ 2\ |\ 6\ 5\ 4\ 3\ |\ 7\ 8\ 9\ )$$

- *insertion* - przestawia losowo wybrane miasto na inną (losowo wybraną) pozycję, „rozsuwając" pozostałe.

$$q = (\ 1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8\ 9\ ) \rightarrow q' = (\ 1\ 2\ 7\ 3\ 4\ 5\ 6\ 8\ 9\ )$$

- *displacement* - zamienia w wybranym losowowo podciągu miast pierwsze z ostatnim

$$r = (\ 1\ 2\ |\ 3\ 4\ 5\ 6\ |\ 7\ 8\ 9\ ) \rightarrow r' = (\ 1\ 2\ |\ 6\ 4\ 5\ 3\ |\ 7\ 8\ 9\ )$$

- *transposition* - zamienia dwa losowo wybrane miasta

$$s = (\ 1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8\ 9\ ) \rightarrow s' = (\ 7\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 1\ 8\ 9\ )$$

W moim programie zostały użyte metody ***insertion*** oraz ***transposition.***

Insertion – tworzę zmienną, która ma przypisaną losową wartość z przedziału od **0** do ***ilość miast.*** Następnie uprzednio wylosowane miasto, które chce poddać mutacji umieszczam na wylosowanym przeze mnie miejscu w liście miast i przesuwam je.

Transposition – losuję dwa miasta z listy i zamieniam je miejscami.

1.5 Krzyżowanie PMX (z instrukcji zamieszczonej na stronie prowadzącego)

Podczas krzyżowania zastosowałem modyfikację w postaci zamieszczania na wolnych miejscach w liście miast tych miast które nie występują w losowej kolejności, a nie używając tabeli odwzorowań.

Rodzice:

$$p = (\ 1\ 2\ |\ 3\ 4\ 5\ 6\ |\ 7\ 8\ 9\ )$$

$$q = (\ 5\ 3\ |\ 6\ 7\ 8\ 1\ |\ 2\ 9\ 4\ )$$

Dzieci:

$$r = (\ \_\ \_\ |\ 6\ 7\ 8\ 1\ |\ \_\ \_\ \_\ )$$

$$s = (\ \_\ \_\ |\ 3\ 4\ 5\ 6\ |\ \_\ \_\ \_\ )$$

Wstawienie miast niepowodujących konfliktów:

$$r = (\ \_\ 2\ |\ 6\ 7\ 8\ 1\ |\ \_\ \_\ 9\ )$$

$$s = (\ \_\ \_\ |\ 3\ 4\ 5\ 6\ |\ 2\ 9\ \_\ )$$

Resztę miast uzupełniam na zasadzie stworzenia pomocniczej listy z miastami, które nie występują w dziecku i wklejam je na wolne miejsca list.

2 Najważniejsze metody

Mutacja – umieszczenie losowego miasta z listy na losowym miejscu listy

```
public ArrayList<Integer> insertion(Nodes n, int i)
  {
     int value = n.cityPath.get(i);
     Random rand = new Random();
     int random = rand.nextInt(n.cityPath.size());
     n.cityPath.remove(i);
     n.cityPath.add(random,value);
     return n.cityPath;
  }
```

Mutacja – zamiana losowych 2 miast miejscami

```
public ArrayList<Integer> transposition (Nodes n, int i ,int j){              //mutation
     int tmp = n.cityPath.get(i);              //value of i
     n.cityPath.set(i,n.cityPath.get(j));         //on i place set j element
     n.cityPath.set(j,tmp);       //on j place set i element
     n.countValue(lf);
     return n.cityPath;
}
```

SELEKCJA MIAST

```
ArrayList<Nodes> populationSelection(int populationSize){                    //choosing new population from children population and previous population
    ArrayList<Nodes> newPopulation = new ArrayList<>();
    ArrayList<Nodes> currentPopulation;
    ArrayList<Nodes> currentPopulationChildren;
    currentPopulation=(ArrayList<Nodes>)population.clone();                  //cloning actual population
    currentPopulationChildren =(ArrayList<Nodes>)childrenPopulation.clone();  //cloning children population
    for(int i=0; i<populationSize;i++){
      if(currentPopulationChildren.isEmpty() && !currentPopulation.isEmpty()){   //if there is no children but the population exist
        newPopulation.add(Nodes.createNewInstance(currentPopulation.get(0),lf));  //adding population and removing first element
        currentPopulation.remove(0);
        continue;
      }
      if(!currentPopulationChildren.isEmpty() && currentPopulation.isEmpty()){   //if there are childrens and the population is empty
        newPopulation.add(Nodes.createNewInstance(currentPopulationChildren.get(0),lf)); //adding children population
        currentPopulation.remove(0);
        continue;
      }
      if(currentPopulationChildren.get(0).pathCost<currentPopulation.get(0).pathCost){  //if the children cost is lower than current population cost
        newPopulation.add(Nodes.createNewInstance(currentPopulationChildren.get(0),lf));
        currentPopulationChildren.remove(0);
      }
      else{
        newPopulation.add(Nodes.createNewInstance(currentPopulation.get(0),lf));
        currentPopulation.remove(0);
      }
    }
    return newPopulation;
  }
```

Sorting population from best to worst

```
void sortingPopulation(ArrayList<Nodes> population){          //sort the population from the best to the worst
    for(int i=0;i<population.size();i++){                     //counting value of the path for all population
      population.get(i).countValue(lf);                       //counting cityPath cost method
    }
    Collections.sort(population,Nodes.ValueComparator);       //sorting population ascending
    Collections.reverse(population);                          //reverse the population

  }
```

Crossover PMX

```
ArrayList<Nodes> crossParent(ArrayList<Nodes> parentsPair){                    //crossingover PMX
    int sizeOfTheChildren = parentsPair.get(0).cityPath.size();                //taking number of cities
    int crossPointOne=0;
    int crossPointTwo=0;                                                       //cross point to do the cross
    ArrayList<Integer>child_1 = new ArrayList<>();
    ArrayList<Integer>child_2=new ArrayList<>();
    for(int i=0;i<sizeOfTheChildren;i++){                                      //filing child lists with -1 to fill the whole size
      child_1.add(-1);
      child_2.add(-1);
    }
    Random rand = new Random();
    while(crossPointOne==crossPointTwo){
      crossPointOne=rand.nextInt(sizeOfTheChildren);                           //lottery of cross points in city list(from 0 to city list size)
      crossPointTwo=rand.nextInt(sizeOfTheChildren);
    }
    if(crossPointOne>crossPointTwo){                                           //if the first point is bigger than first --> swap points
      int tmp = crossPointTwo;
      crossPointTwo=crossPointOne;
      crossPointOne=tmp;
    }
    for(int i =crossPointOne;i<crossPointTwo;i++){

      child_1.set(i,Nodes.copyCity(parentsPair.get(1).cityPath,i));            //first child gets some mother genes
      child_2.set(i,Nodes.copyCity(parentsPair.get(0).cityPath,i));            //second child gets some father genes
    }
    for(int i=0;i<sizeOfTheChildren;i++)                                       //filing the genes that are not in collision with the previous one
    {
      for(int j =crossPointOne;j<crossPointTwo;j++) {
        if (!child_1.contains(parentsPair.get(0).cityPath.get(i)))             //if child_1 doesn't contains element --> add
        {
          child_1.set(i,parentsPair.get(0).cityPath.get(i));                   //setting element on free place
        }
      }
      for(int j =crossPointOne;j<crossPointTwo;j++) {
        if (!child_2.contains(parentsPair.get(1).cityPath.get(i)))
        {
          child_2.set(i,parentsPair.get(1).cityPath.get(i));
        }
      }
```

```
}
ArrayList<Integer> helpList_1 = new ArrayList<>();
ArrayList<Integer> citiesThatAreNotInList_1 = new ArrayList<>();
int iterator_1=0;
for(int h=0; h<sizeOfTheChildren;h++)
{
   helpList_1.add(h);                                    //adding list of cities to list
}
for(int h=0; h<sizeOfTheChildren;h++)
{
   if(!child_1.contains(helpList_1.get(h)))                        //if child doesn't have this city-->
  {
      citiesThatAreNotInList_1.add(helpList_1.get(h));              //add to the second help list

  }
}
for(int i=0;i<sizeOfTheChildren;i++)                               //adding rest of the cities
{
   if(child_1.get(i)==-1){
       child_1.set(i,citiesThatAreNotInList_1.get(iterator_1));
       iterator_1++;
   }
}

ArrayList<Integer> helpList_2 = new ArrayList<>();
ArrayList<Integer> citiesThatAreNotInList_2 = new ArrayList<>();
int iterator_2=0;
for(int h=0; h<sizeOfTheChildren;h++)
{
   helpList_2.add(h);
}
for(int h=0; h<sizeOfTheChildren;h++)
{
   if(!child_2.contains(helpList_2.get(h)))
   {
      citiesThatAreNotInList_2.add(helpList_2.get(h));

   }
}

for(int i=0;i<sizeOfTheChildren;i++)
```

```
    {


        if(child_2.get(i)==-1){
            child_2.set(i,citiesThatAreNotInList_2.get(iterator_2));
            iterator_2++;
        }
    }
    ArrayList<Nodes> newNodeList = new ArrayList<>();                    //adding new nodes to the list
    Nodes newNode = new Nodes(child_1,lf);
    newNodeList.add(Nodes.createNewInstance(newNode,lf));
    newNode = new Nodes(child_2,lf);
    newNodeList.add(Nodes.createNewInstance(newNode,lf));
    return newNodeList;
}
```

3 Wyniki

ftv47.atsp		Populacja: 10	
Mutacja: transposition		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
2021	59	1776	13,79504505
2001	26	1776	12,66891892
2245	54	1776	26,40765766
2021	58	1776	13,79504505
2245	48	1776	26,40765766
1888	53	1776	6,306306306
1852	48	1776	4,279279279
1986	42	1776	11,82432432
1995	48	1776	12,33108108
1898	58	1776	6,869369369
ftv47.atsp		Populacja: 100	
Mutacja: transposition		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
1889	57	1776	6,362612613
1845	53	1776	3,885135135
1799	59	1776	1,295045045
2021	56	1776	13,79504505
2146	52	1776	20,83333333
1888	51	1776	6,306306306
1852	57	1776	4,279279279
1856	29	1776	4,504504505
1797	57	1776	1,182432432
1867	42	1776	5,123873874

ftv47.atsp		Populacja: 1000	
Mutacja: transposition		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
1826	52	1776	2,815315315
1798	54	1776	1,238738739
1796	43	1776	1,126126126
1995	53	1776	12,33108108
2050	44	1776	15,42792793
1887	56	1776	6,25
1835	56	1776	3,322072072
1792	59	1776	0,900900901
1883	53	1776	6,024774775
1879	51	1776	5,79954955

ftv47.atsp		Populacja: 10	
Mutacja: insertion		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
2524	57	1776	42,11711712
2322	48	1776	30,74324324
2299	53	1776	29,4481982
2355	55	1776	32,60135135
2188	56	1776	23,1981982
2223	56	1776	25,16891892
2118	54	1776	19,25675676
2304	47	1776	29,72972973
2139	50	1776	20,43918919
2382	50	1776	34,12162162

ftv47.atsp		Populacja: 100	
Mutacja: insertion		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
2050	57	1776	15,42792793
2300	59	1776	29,5045045
2192	52	1776	23,42342342
2225	37	1776	25,28153153
1999	52	1776	12,55630631
2223	49	1776	25,16891892
1986	51	1776	11,82432432
1899	58	1776	6,925675676
2137	41	1776	20,32657658
2060	59	1776	15,99099099

ftv47.atsp		Populacja: 1000	
Mutacja: insertion		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
1889	58	1776	6,362612613
1798	46	1776	1,238738739
2050	51	1776	15,42792793
1888	38	1776	6,306306306
1897	40	1776	6,813063063
1987	45	1776	11,88063063
1799	55	1776	1,295045045
1898	48	1776	6,869369369
1948	46	1776	9,684684685
2030	51	1776	14,3018018

Podsumowując wyniki dla 47 miast można dojść do wniosku, iż obydwie metody mutacji dają zbliżone wyniki. Bez względu na wielkość populacji czas znalezienia najlepszego wyniku oscyluje w granicach 35-59 sekund. Wielkość populacji ma wpływ na dokładność wyniku. Im większa populacja tym wynik jest lepszy. Najlepszy znaleziony wynik to 1799 co daje błąd względny na poziomie 1,2%.

ftv170.atsp		Populacja: 10	
Mutacja: transposition		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
3000	57	2755	8,89292196
3012	48	2755	9,328493648
2992	53	2755	8,602540835
2985	55	2755	8,34845735
3015	56	2755	9,43738657
3215	56	2755	16,6969147
3333	54	2755	20,9800363
3546	47	2755	28,71143376
3597	50	2755	30,56261343
2999	50	2755	8,856624319

ftv170.atsp		Populacja: 100	
Mutacja: transposition		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
2899	48	2755	5,226860254
3001	48	2755	8,929219601
2989	42	2755	8,493647913
2987	54	2755	8,421052632
2968	58	2755	7,731397459
2846	59	2755	3,303085299
2895	35	2755	5,081669691
2986	49	2755	8,384754991
3002	59	2755	8,965517241
2989	46	2755	8,493647913
ftv170.atsp		Populacja: 1000	
Mutacja: transposition		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
2799	43	2755	1,597096189
2789	59	2755	1,234119782
2856	48	2755	3,666061706
2854	56	2755	3,593466425
2836	55	2755	2,940108893
2899	48	2755	5,226860254
2789	43	2755	1,234119782
2888	57	2755	4,827586207
2999	51	2755	8,856624319
2874	49	2755	4,319419238
ftv170.atsp		Populacja: 10	
Mutacja:insert		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
3222	48	2755	16,95099819
3248	54	2755	17,89473684
2989	47	2755	8,493647913
3521	45	2755	27,80399274
3944	59	2755	43,15789474
3032	53	2755	10,05444646
3512	47	2755	27,47731397
3356	49	2755	21,81488203
3498	56	2755	26,96914701
3000	51	2755	8,89292196

ftv170.atsp		Populacja: 100	
Mutacja:insert		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
2999	49	2755	8,856624319
2984	56	2755	8,31215971
3023	54	2755	9,727767695
3000	51	2755	8,89292196
3221	47	2755	16,91470054
2899	53	2755	5,226860254
2998	45	2755	8,820326679
2864	49	2755	3,956442831
2799	39	2755	1,597096189
3002	46	2755	8,965517241
ftv170.atsp		Populacja: 1000	
Mutacja:insert		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
2888	49	2755	4,827586207
2874	46	2755	4,319419238
2799	43	2755	1,597096189
2768	54	2755	0,471869328
2998	39	2755	8,820326679
2777	38	2755	0,798548094
2899	45	2755	5,226860254
2798	58	2755	1,560798548
2768	57	2755	0,471869328
2847	46	2755	3,33938294

Podsumowując obliczenia dla 170 miast można dojść do wniosku, iż czas znalezienia najlepszej drogi oscyluje między 45-59 sekund. Rodzaj mutacji nie dał odmiennych wyników i bez względu na jej wybór dają podobne rezultaty. Największy wpływ na wynik algorytmu na wybór populacji. Im większa tym wynik dokładniejszy co można zobaczyć, po wielkości błędu względnego. Najlepszy wynik jaki udało się znaleźć to 2768 co daje błąd względny 0,47% czyli bardzo blisko wyniku optymalnego.

rgb403.atsp		Populacja: 10	
Mutacja:transposition		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
6740	60	2465	173,4279919
6969	60	2465	182,7180527
6851	60	2465	177,9310345
6909	59	2465	180,2839757
6579	39	2465	166,8965517
6351	56	2465	157,6470588
6910	54	2465	180,3245436
6784	58	2465	175,2129817
6819	56	2465	176,63286
6435	59	2465	161,0547667
rgb403.atsp		Populacja: 100	
Mutacja:transposition		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
4869	60	2465	97,52535497
4857	56	2465	97,03853955
4358	45	2465	76,79513185
5867	43	2465	138,0121704
3254	56	2465	32,00811359
3222	53	2465	30,70993915
3045	57	2465	23,52941176
4435	58	2465	79,9188641
3586	35	2465	45,47667343
3956	59	2465	60,48681542
rgb403.atsp		Populacja: 1000	
Mutacja:transposition		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
2999	43	2465	21,663286
3221	53	2465	30,6693712
3896	42	2465	58,05273834
2658	46	2465	7,829614604
2768	56	2465	12,29208925
2956	53	2465	19,9188641
2867	45	2465	16,30831643
2786	58	2465	13,02231237
2999	45	2465	21,663286
3054	39	2465	23,89452333

rgb403.atsp		Populacja: 10	
Mutacja:insertion		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
6759	57	2465	174,198783
5968	60	2465	142,1095335
5468	54	2465	121,8255578
5387	45	2465	118,5395538
5777	45	2465	134,3610548
5458	53	2465	121,4198783
5689	48	2465	130,7910751
5687	53	2465	130,7099391
5783	47	2465	134,6044625
4558	46	2465	84,90872211
rgb403.atsp		Populacja: 100	
Mutacja:insertion		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
4356	45	2465	76,71399594
4586	60	2465	86,04462475
4773	56	2465	93,63083164
4583	59	2465	85,92292089
3576	39	2465	45,07099391
4537	48	2465	84,05679513
3576	55	2465	45,07099391
3567	58	2465	44,70588235
3941	44	2465	59,87829615
4586	39	2465	86,04462475
rgb403.atsp		Populacja: 1000	
Mutacja:insertion		czas: 1min	
Koszt znaleziony	Moment znalezienia(s)	Koszt optymalny	Błąd względny(%)
2786	45	2465	13,02231237
2867	60	2465	16,30831643
2968	54	2465	20,40567951
2786	58	2465	13,02231237
2864	59	2465	16,18661258
3023	52	2465	22,63691684
2969	45	2465	20,44624746
3567	56	2465	44,70588235
3456	48	2465	40,20283976
3564	56	2465	44,5841785

Podsumowując wyniki dla 403 miast można dojść do wniosku, że i tym razem wybór metody mutacji nie robi zbyt dużej różnicy w wynikach. Czas oscyluje w granicach 45-60 sekund. Głównym czynnikiem wpływającym na wynik jest liczba populacji. Przy populacjach 10 i 100

wyniki znacząco odbiegają od najkrótszej drogi. Dopiero przy 1000 populacji wynik zbliża się do rozwiązania optymalnego, jednak nadal błąd oscyluje w granicach 10-35%.

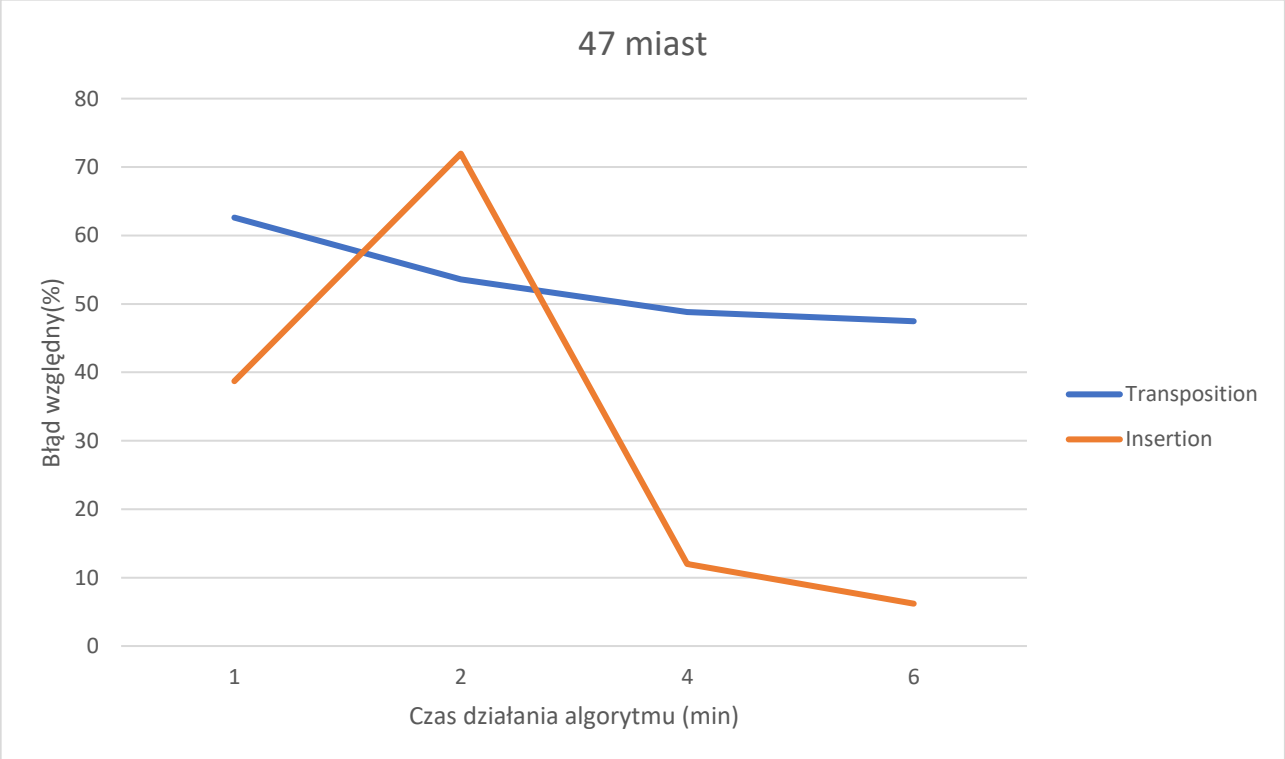
Porównanie do Tabu Search		
Ilość miast	Najlepszy wynik TS	Najlepszy wynik AG
47	1797	1792
170	4365	2768
403	2524	2956

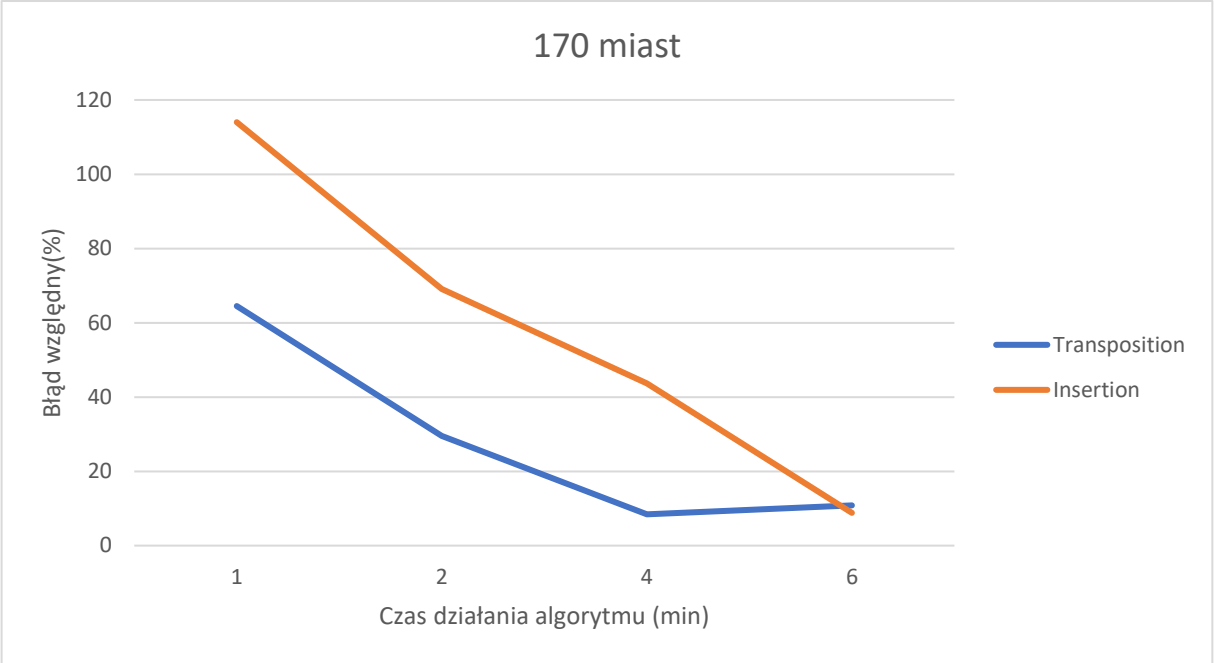
Porównując oba algorytmy pominąłem rodzaje sąsiedztwa i mutacje i wybrałem wyniki najlepsze dla danej ilości miast. Porównując wyniki ogółem mogę stwierdzić, iż w tabu search wyniki są mniej chaotyczne niż w algorytmie genetycznym. Najlepszy wynik ogółem udało się znaleźć używając AG, jednakże wyniki tak zbliżone do optymalnego pojawiają się rzadko w przeciwieństwie do tabu search, w którym to wyniki mocno przybliżone (przynajmniej dla malej liczby miast) występują dużo częściej.

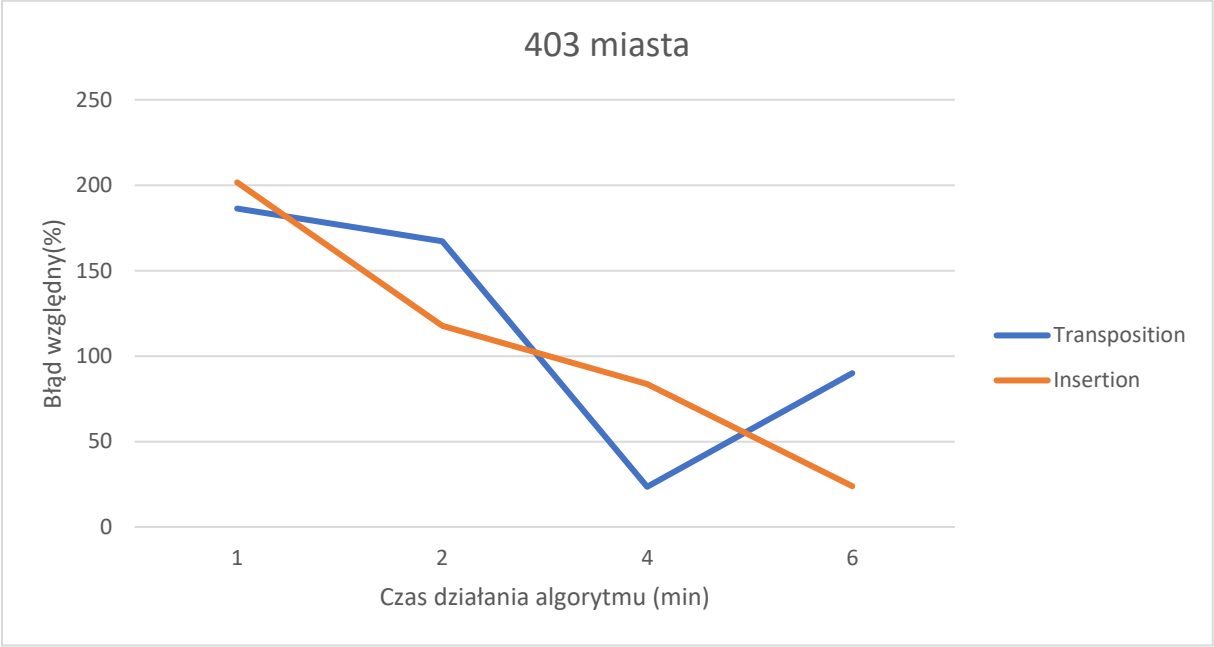
Wykresy funkcji od czasu

ftv47.atsp		Mutacja:transposition	Populacja:1000
Koszt znaleziony	Koszt optymalny	Błąd względny (%)	Czas (min)
2888	1776	62,61261261	1
2728	1776	53,6036036	2
2643	1776	48,81756757	4
2619	1776	47,46621622	6
ftv170.atsp		Mutacja:transposition	Populacja:1000
Koszt znaleziony	Koszt optymalny	Błąd względny (%)	Czas (min)
4532	2755	64,50090744	1
3568	2755	29,50998185	2
2987	2755	8,421052632	4
3054	2755	10,85299456	6
403rgb.atsp		Mutacja:transposition	Populacja:1000
Koszt znaleziony	Koszt optymalny	Błąd względny (%)	Czas (min)
7058	2465	186,3286004	1
6587	2465	167,2210953	2
3045	2465	23,52941176	4
4685	2465	90,06085193	6

ftv47.atsp		Mutacja:insertion	Populacja:1000
Koszt znaleziony	Koszt optymalny	Błąd względny (%)	Czas (min)
2463	1776	38,68243243	1
3054	1776	71,95945946	2
1989	1776	11,99324324	4
1886	1776	6,193693694	6
ftv170.atsp		Mutacja:insertion	Populacja:1000
Koszt znaleziony	Koszt optymalny	Błąd względny (%)	Czas (min)
5896	2755	114,0108893	1
4658	2755	69,07441016	2
3958	2755	43,66606171	4
2998	2755	8,820326679	6
403rgb.atsp		Mutacja:insertion	Populacja:1000
Koszt znaleziony	Koszt optymalny	Błąd względny (%)	Czas (min)
7435	2465	201,6227181	1
5369	2465	117,8093306	2
4526	2465	83,61054767	4
3054	2465	23,89452333	6



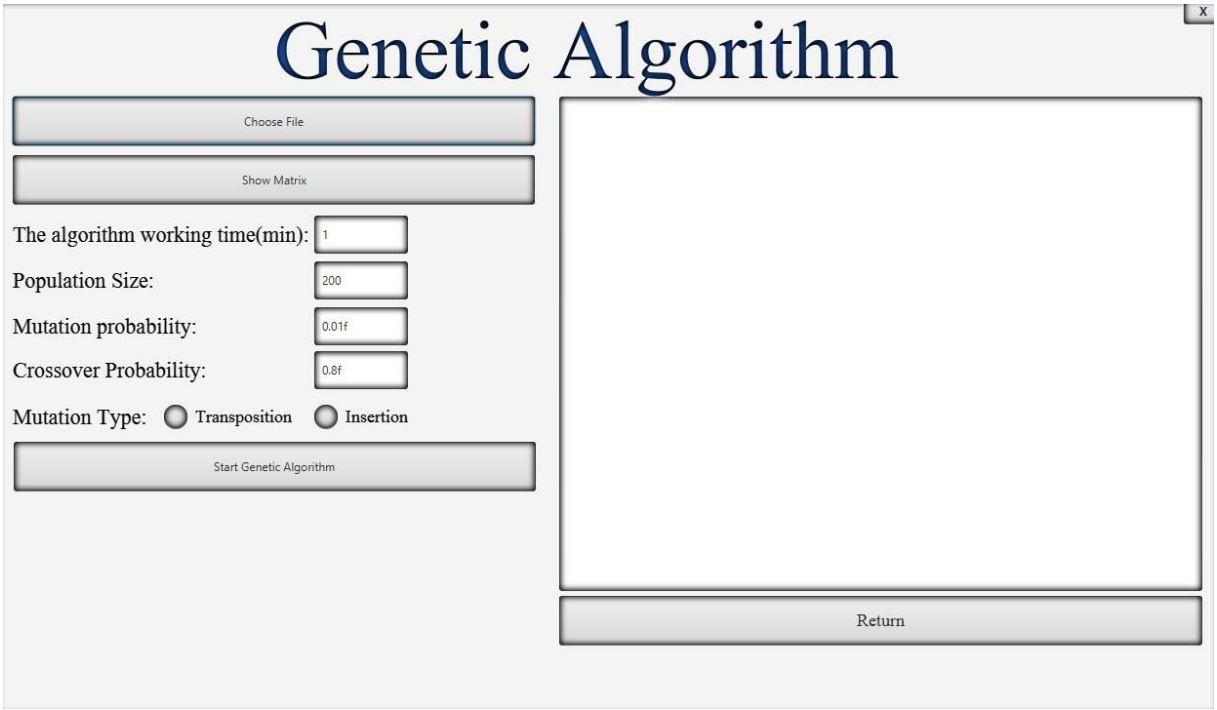




Analizując wykresy błędu względnego od czasu można zauważyć, że algorytm im dłużej działa tym lepszy wynik daje na koniec. Jest to obarczone pewną losowością, dlatego błąd względny nie maleje zawsze, gdy czas rośnie, jednak czas przeszukiwania ma duży wpływ na końcowy wynik działania algorytmu.

4 Implementacja Graficzna

W celu łatwiejszego dokonywania pomiarów stworzony został przyjazny użytkownikowi interfejs graficzny wykonany w technologii JavaFX.



5 Uwagi końcowe

Ze względu na to, iż projekt był pisany w języku Java możliwe są błędy w wynikach spowodowane działaniem maszyny wirtualnej (zawyżone/zaniżone wyniki). Komentarze w kodzie są wykonane w języku angielskim, gdyż są to komentarze, które pisałem podczas wykonywania projektu.

6 Źródła

http://algorytmy.ency.pl/tutorial/problem_komiwojazera_algorytm_genetyczny?fbclid=IwAR3GypfmBZZYP1jO64Xjytavi-3P3QjXcR8FPcMyWjqRZz7R8j3mhPOITJw

http://home.agh.edu.pl/~vlsi/AI/gen_t/?fbclid=IwAR2YDfa_8mDHkcfjOt0G3eCBwg9qbxVi8f2ecuN1kIk3isXynpn8voeb9gA

https://towardsdatascience.com/evolution-of-a-salesman-a-complete-genetic-algorithm-tutorial-for-python-6fe5d2b3ca35?fbclid=IwAR0F7-B57LOWN5AjdGPOnbiafDtrTRglunPEfKzSDUgbAxGwUBVEnVRMm2I

https://pl.wikipedia.org/wiki/Algorytm_genetyczny