

Algorytmy Metaheurystyczne Komiwojażer Genetycznie

Gabriel Budziński(254609)
Franciszek Stepek (256310)

Przedmowa

Na samym początku omówimy po krótku naszą implementację, oraz podamy kilka informacji ogólnych. Następnie bardziej szczegółowo opiszemy poszczególne parametry algorytmu, a na koniec przedstawimy wyniki i opis wykonywanych eksperymentów.

1 Informacje ogólne

1.1 Implementacja

Algorytmy implementujemy w języku C/C++, odległości między wierzchołkami są przechowywane jako pełne tablice dwuwymiarowe typu `int`, a trasy (pojedyncze osobniki) są w kontenerach `vector`, co ułatwia operacje odwracania i mieszania. Korzystaliśmy z kompilatora `g++` wraz z użyciem flag `-lSDL2` (używanej przy wizualizacji, wraz z odpowiednim dla danego systemu operacyjnego podlinkowaniem do folderu zawierającego) oraz `-lpthread` (przy korzystaniu z wielowątkowości).

Dodajmy jeszcze tylko, że jako generatora pseudolosowego użyliśmy typu `std::mt19937` zdefiniowanego przez C++.

1.2 Sprzęt

Programy były testowane na dwóch maszynach, laptopie *Lenovo* i komputerze stacjonarnym. Obie jednostki są wyposażone w procesor architektury `x86` marki `intel` oraz 16GB pamięci RAM.

- PC - Komputer stacjonarny posiada procesor sześciordzeniowy `i5-10600K` 4,1 GHz (o obniżonym napięciu operacyjnym).
- Laptop - Laptop posiada procesor czterordzeniowy `i7-6700HQ` 2,6 GHz

1.3 Instancje

Używaliśmy instancji przygotowanych przez TSPLIB, które dzielą się na 2 kategorie:

- 8 instancji symetrycznych:
 - `berlin52.tsp`
 - `st70.tsp`
 - `eil76.tsp`
 - `bier127.tsp`
 - `kroA150.tsp`
 - `lin318.tsp`
 - `linhp318.tsp`
 - `pr439.tsp`
- 8 instancji asymetrycznych:
 - `ftv55.atsp`
 - `ftv64.atsp`

- ftv70.atsp
- kro124p.atsp
- ftv170.atsp
- rbg323.atsp
- rbg358.atsp
- rbg443.atsp

W dalszych częściach, instancje będziemy oznaczać przez liczbę mówiącą o rozmiarze problemu (czyli np. st70.tsp oznaczamy jako $n = 70$, albo po prostu 70) z drobną różnicą - aby rozróżnić lin318 od linhp318, instancję linhp318 będziemy oznaczać liczbą 319.

1.4 Metodologia/cel

Testy przeprowadzono za pomocą zaimplementowanych w tym celu funkcji ku jak największej automatyzacji. Dane o przeprowadzonych testach zapisywano do plików tekstowych w formacie CSV, a następnie poddane analizie. Testy i eksperymenty miały na celu zbadanie wydajności naszej implementacji, oraz znalezienie jak najbardziej optymalnych trybów/hiperparametrów dla przypadku ogólnego.

2 Opis parametrów

W opisie przejdziemy najpierw przez kolejne 'tryby' działania, a następnie omówimy także każdy hiperparametr występujący w naszej implementacji, ale zanim, to wspomnijmy jeszcze tylko, że każda operacja krzyżowania daje nam 2 nowe osobniki.

2.1 Tryby działania

- StartMode - sposób generowania populacji początkowej:
 - 0 - Każdy osobnik jest wybierany z 10 całkowicie losowych (Chodzi o losowe ermutacje dróg)
 - 1 - Każdy osobnik jest tworzony jako puszczenie algorytmu NearestNeighbor (czyli zachłanne szukanie najbliższego sąsiada z tych co pozostali w każdej iteracji) z losowego punktu startowego
 - 2 - Hybrydowe połączenie 2 poprzednich, gdzie stosunek losowych do NN wynosi 4:1 (Czyli około 20% populacji to osobniki 'względnie dobre').
- SelectionMode - sposób w jaki jest wykonywana selekcja osobników:
 - 0 - Turniejowa, czyli wyieramy najlepszych, a najgorszych odrzucamy
 - 1 - Kwadratowo ruletkowa - najlepszy osobnik przechodzi dalej, a wszystkim pozostałym przyporządkowywane są wagi względem kwadratu pozycji (Czyli jeżeli mamy populację wielkości 15, to najlepszy przechodzi dalej, kolejny ma wagę $14 * 14$, później $13 * 13$ itd., a ostatni ma wagę 1), a następnie zgodnie z nimi jest robione losowanie.
- MutMode - sposób przeprowadzenia mutacji (o jej hiperparametrach będzie później):
 - 0 - Mutacja typu *Invert*
 - 1 - Mutacja typu *Insert*
 - 2 - Mutacja typu *Swap*
 - 3 - W każdej iteracji (co to oznacza będzie powiedziane później) losowe wybranie spośród 3 poprzednich
- crossMode - używany operator do krzyżowania osobników:
 - 0 - *Order Based Crossover*
 - 1 - *Modified Order Based Crossover*
 - 2 - *Partially Mapped Crossover*
- crossType - sposób przeprowadzenia i selekcji osobników do krzyżowania:
 - 0 - Wszystkie osobniki są ustawione losowo, a następnie krzyżujemy ze sobą 1 z 2, 3 z 4.. itd. Jeżeli osobników było nieparzyste, to ostatni osobnik jest dublowany.
 - 1 - W każdej iteracji losowana jest para osobników z całej populacji (Ustalona liczba na sztywno, w testach = 20)
 - 2 - Tak jak poprzednio, ale tym razem liczba losowań jest określona jako rozmiar problemu / 2 (czyli dla $n = 150$ mamy 75 losowań).

2.2 Hiperparametry

- time - czas działania algorytmu - w naszych eksperymentach każde 1 wywołanie trwa 30 sekund
- populationSize - rozmiar populacji początkowej (oraz co za tym idzie - rozmiar w każdej iteracji, ponieważ selekcja redukuje rozmiar do rozmiaru początkowego)
- mutationThreshold - określa z jakim prawdopodobieństwem zachodzi mutacja (mutacja może zajść podczas tworzenia nowych osobników, rozpatrywana dla każdego z osobna)
- mutationIntensification - górne ograniczenie na liczbę pojedynczych mutacji na jednym osobniku (jeżeli zajdzie mutacja, to następnie jest losowana jej intensyfikacja, co najmniej 1, definiuje liczbę iteracji przy mutacji - dlatego przy zastosowaniu MutMode3 może się okazać, że np. wykonają się 3 typu *Invert* oraz 1 typu *Swap*)
- crossSize - wielkość fragmentu podlegająca krzyżowaniu - przy naszych operatorach jest to wielkość 'wycinka', który definiuje operację krzyżowania
- crossCount - wykorzystywane tylko, gdy crossType 1, definiuje liczbę zachodzących krzyżowań

3 Opis eksperymentów

Jako wyniki eksperymentów będziemy pokazywali wartość funkcji celu dla podanych wykonań (Zazwyczaj jako minimum, oraz średnią z 4 wywołań), w formie stosunku wartości względem najlepszej znalezionej (informacja ze strony TSPLIB). Dodatkowo czasami będziemy mówili również o liczbie wykonanych iteracji, aby zastanowić się później nad (ewentualnym) jej wpływem na ostateczny wynik.

3.1 Poszukiwanie I - Tryb

Na samym początku przeprowadzony został eksperyment, który miał na celu znalezienie jak najlepszego zestawu trybów dla naszego algorytmu. Użyliśmy tutaj następującego zestawu hiperparametrów (wybranych empirycznie po kilkunastu przetestowaniach algorytmu):

- `populationSize = 20`
- `mutationThreshold = 0.05`
- `mutationIntensification = 5`
- `crossSize = 7`
- `crossCount = 20`

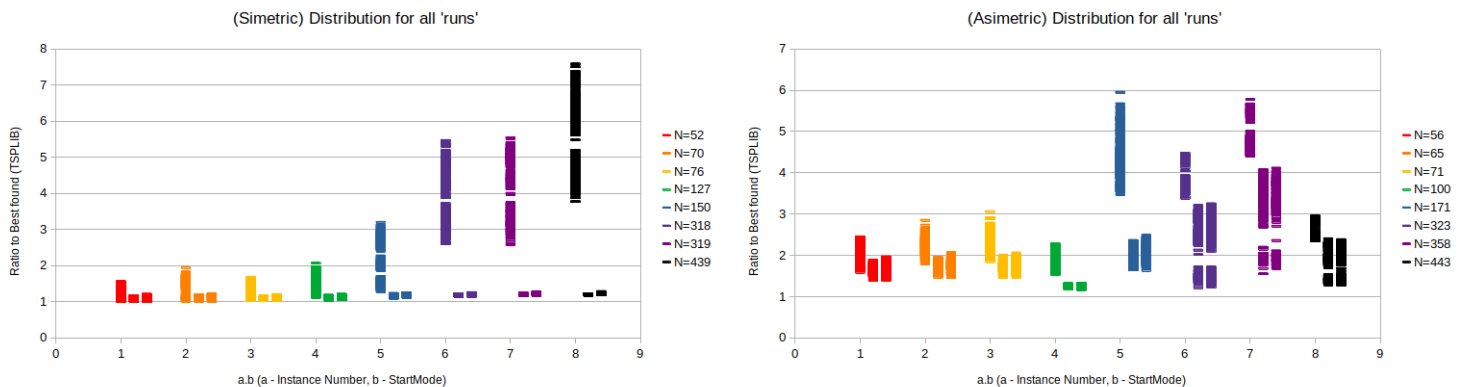
Testy wykonaliśmy dla każdej możliwej kombinacji trybów ($3 \cdot 3 \cdot 2 \cdot 4 \cdot 3 = 216$), dla każdej z 16 badanych instancji. Przypomnijmy, że czas działania ograniczyliśmy do 30 sekund, a żeby odrobinę zredukować losowy wkład metody, każde wywołanie powtórzyliśmy 4 razy. Pokazanie wszystkich wyników w tabeli byłoby dosyć kłopotliwe i nieczytelne, więc ograniczymy się do kilku mniejszych tabel oraz paru wykresów.

3.1.1 Ogólny rozrzut wyników

Na początek przedstawimy wykresy pokazujące rozrzut danych dla testów. Na osi Y wartością jest stosunek $\frac{a}{b}$, gdzie:

- a - wartość funkcji celu dla pojedynczego eksperymentu
- b - najlepsze znalezione rozwiązanie (wg. TSPLIB)

Dodatkowo na wykresie zawarta jest też informacja o trybie startującym, dlatego też dla instancji 'a' dane na osi X są na 3 'poziomach': a.0, a.1, a.2, gdzie kolejno oznacza to StartMode.



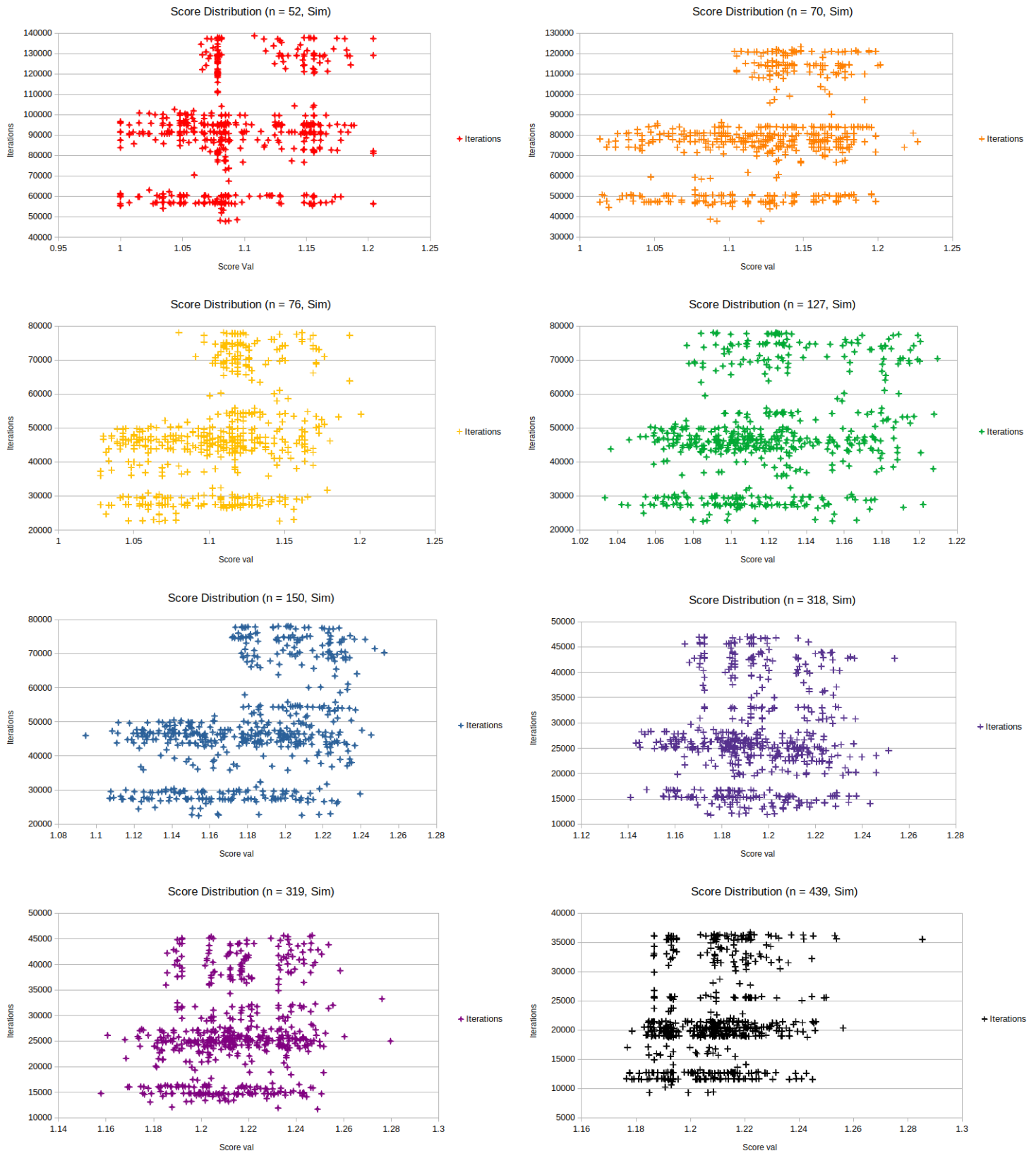
Z podanych wykresów można wyciągnąć dwa zasadnicze wnioski (które aplikują się zarówno do instancji symetrycznych, jak i asymetrycznych):

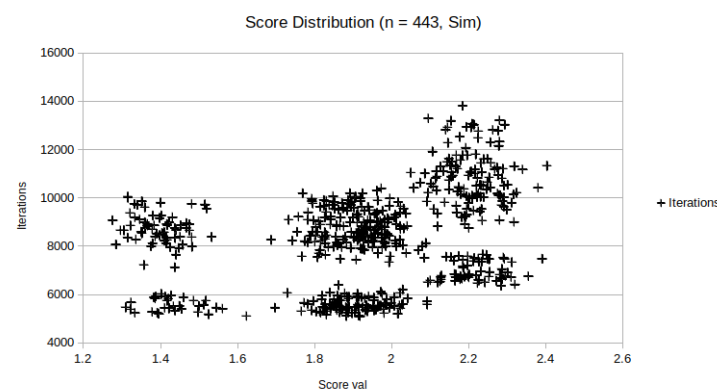
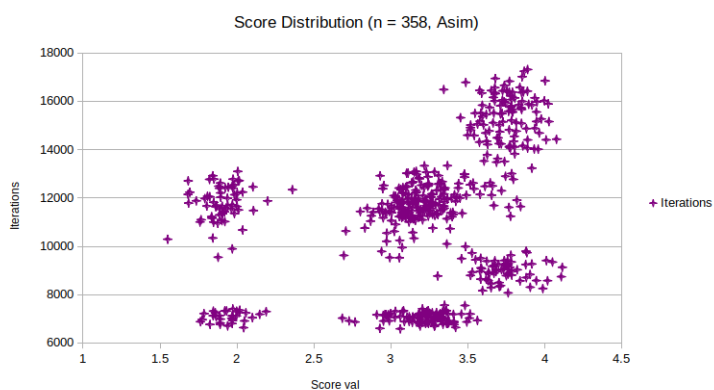
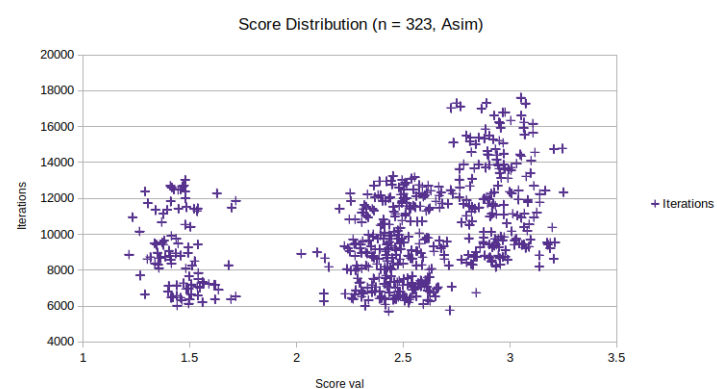
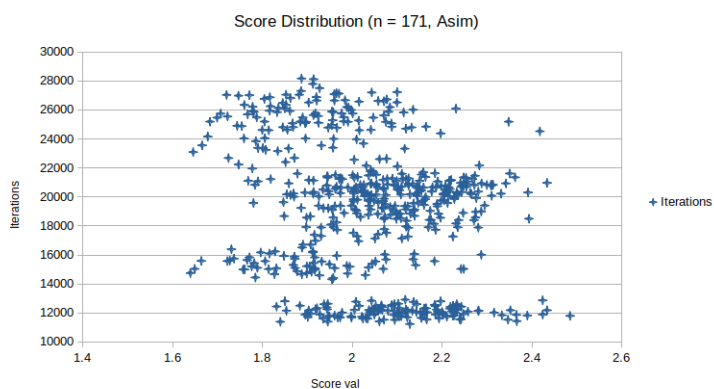
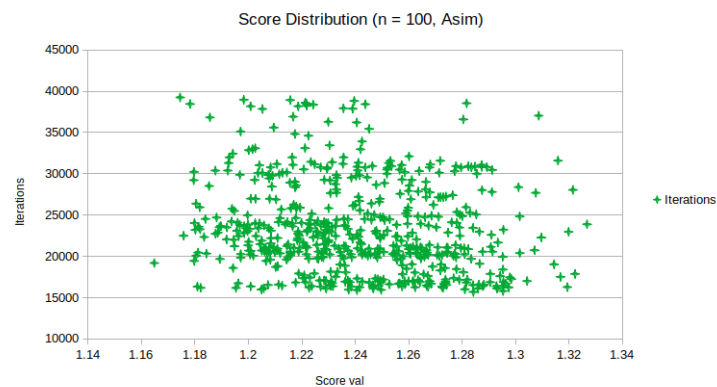
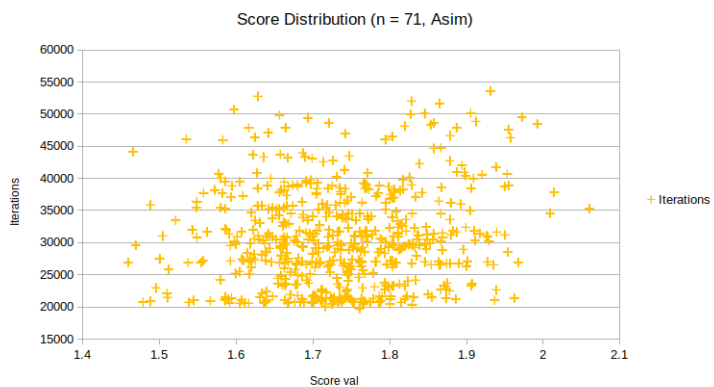
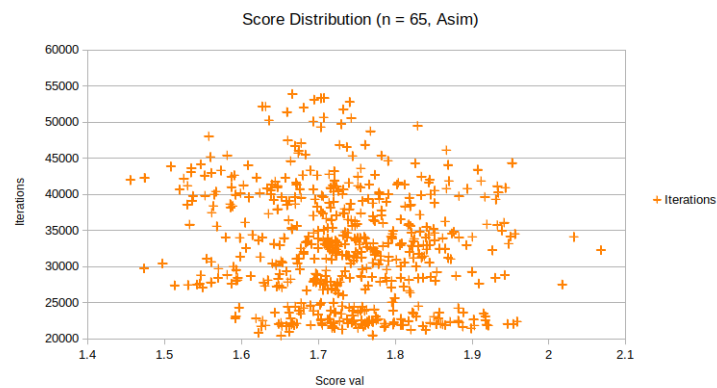
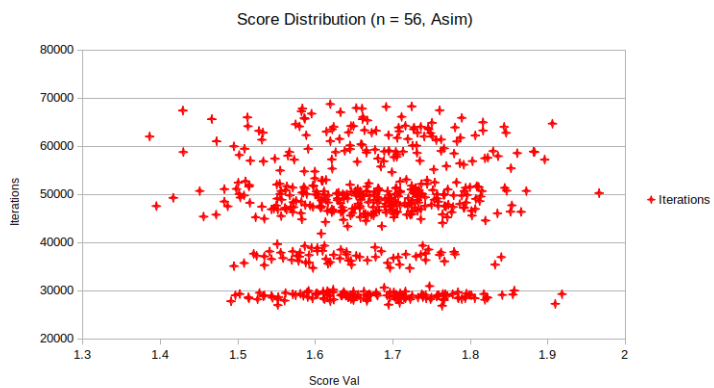
- Jak widać, dla większych instancji algorytm startujący z rozwiązań losowych nie miał wystarczającej ilości czasu, aby dotrzeć do rozwiązań (w sensie wydajności) zbliżonych do pozostałych trybów startowania. Jednak dla instancji mniejszego rozmiaru, z samego tylko wykresu trudno byłoby powiedzieć, czy jego rozwiązania są rzeczywiście gorsze, chociaż jasno widać, że mają one (losowy start) znacznie większy rozrzut.
- Dla większych instancji, pomimo dużego rozrzutu danych, dla samych rozwiązań startujących z całkowicie losowej populacji można wyznaczyć dwie 'grupy', dlatego też zaryzykujemy tu stwierdzenie, że dla pozostałych trybów startu także to zachodzi (choć na razie tego nie widać)

3.1.2 Rozrzut wyników dla poszczególnych instancji

Jeszcze więcej wykresików!!!

Pokażemy teraz dystrybucję wyniku względem liczby iteracji osobno dla każdej instancji. Jednak, nie zawrzemy tutaj wyników, które zostały otrzymane przez użycie całkowicie losowej populacji początkowej, ponieważ tak jak zauważyliśmy na poprzednich wykresach, odbiegają znacznie od pozostałych 2 trybów startujących.





Z tych wykresów wyciągnijmy jeszcze kilka wniosków:

- Wniosek 1
- Wniosek 2
- Wniosek 3
- Wniosek 4

- Wniosek 5
- Wniosek 6

3.1.3 Tryby pod względem jednostkowym

Pokażemy teraz tabele podsumowującą wszystkie instancje symetryczne, oraz asymetryczne, w której to zawrzemy informacje o minimum i średniej rozwiązań w rozbiciu o każdy tryb (to znaczy, że będziemy patrzeć na całą naszą przestrzeń rozwiązań, a następnie będziemy ją dzielić na rozwiązania względem danego trybu, zatem najpierw (w pierwszych 3 wierszach) podzielimy całość na 3 metody startowe, następnie całość podzielimy na 2 metody selekcji, itd.), z czego wyciągniemy informacje, jakie wartości danych trybów są ogółem najlepsze gdy się nie bierze pod uwagę kombinacji innych.

Tabela 1. Tryb	Wartość trybu	Min (Sym)	Avg (Sym)	Min (Asym)	Avg (Asym)
StartMode	0	1	2.751	1.533	2.988
	1	1	1.144	1.175	1.981
	2	1	1.165	1.164	2.008
SelectionMode	0	1	1.682	1.174	2.321
	1	1	1.691	1.164	2.331
MutMode	0	1.020	1.562	1.164	2.275
	1	1	1.736	1.179	2.338
	2	1.067	1.851	1.174	2.336
	3	1	1.597	1.175	2.330
crossMode	0	1.065	1.819	1.174	2.419
	1	1	1.616	1.180	2.277
	2	1	1.625	1.164	2.281
crossType	0	1	1.697	1.178	2.326
	1	1	1.671	1.164	2.324
	2	1	1.692	1.174	2.328

Z obu powyższych tabel możemy wyciągnąć następujące wnioski:

- Wniosek 1
- Wniosek 2
- Wniosek 3

3.1.4 10 najlepszych kombinacji

Teraz spójrzmy jeszcze na ranking 10 najlepszych zestawów parametrów zebranych ze wszystkich instancji. Ranking stworzony został w następujący sposób:

- W obrębie każdej instancji:
 - Najpierw policzyliśmy minimum oraz średnią z 4 wywołań każdej kombinacji
 - Później zsumowaliśmy ze sobą obie otrzymane wartości
 - Następnie posortowaliśmy kombinacje rosnąco względem otrzymanej sumy
 - Teraz przyporządkowaliśmy miejsca do otrzymanego porządku (przy dublowaniu któregoś z miejsc omijaliśmy kolejne: 32, 32, 34)
- W obrębie typu instancji (symetryczne / asymetryczne), a później globalnie (wszystkie 16 razem)
 - Zsumowaliśmy zajęte miejsca dla każdej kombinacji
 - posortowaliśmy rosnąco otrzymując ostateczny 'ranking' dla wszystkich kombinacji w obrębie danego typu.

Oto 'główki' dla otrzymanych wyników:

Z powyższych 3 tabel możemy wyciągnąć następujące wnioski:

- Wniosek 1
- Wniosek 2
- Wniosek 3

Tabela 2. Sym. Id	StartMode	SelectionMode	MutMode	CrossMode	CrossType	Sum	Avg
107	1	0	3	2	2	98	12.25
102	1	0	3	1	0	124	15.5
106	1	0	3	2	1	127	15.875
103	1	0	3	1	1	141	17.625
142	1	1	3	2	1	161	20.125
139	1	1	3	1	1	163	20.375
140	1	1	3	1	2	188	23.5
143	1	1	3	2	2	197	24.625
138	1	1	3	1	0	202	25.25
104	1	0	3	1	2	206	25.75

Tabela 3. Asym. Id	StartMode	SelectionMode	MutMode	CrossMode	CrossType	Sum	Avg
77	1	0	0	1	2	193	24.125
75	1	0	0	1	0	225	28.125
149	2	0	0	1	2	227	28.375
76	1	0	0	1	1	250	31.25
115	1	1	0	2	1	267	33.375
114	1	1	0	2	0	270	33.75
112	1	1	0	1	1	274	34.25
185	2	1	0	1	2	276	34.5
80	1	0	0	2	2	278	34.75
113	1	1	0	1	2	289	36.125

Tabela 4. Wspólne Id	StartMode	SelectionMode	MutMode	CrossMode	CrossType	Sum	Avg
76	1	0	0	1	1	461	28.8125
75	1	0	0	1	0	471	29.4375
77	1	0	0	1	2	494	30.875
115	1	1	0	2	1	494	30.875
113	1	1	0	1	2	522	32.625
112	1	1	0	1	1	536	33.5
114	1	1	0	2	0	546	34.125
103	1	0	3	1	1	579	36.1875
116	1	1	0	2	2	590	36.875
111	1	1	0	1	0	596	37.25

3.1.5 Ostatecznie wybrane najlepsze

Udało się nam teraz wyłonić potencjalnie najlepsze kombinacje trybów (które będziemy stosować później):

- Dla wariantu symetrycznego:
- Dla wariantu asymetrycznego:
- Globalnie:

3.2 Poszukiwanie II - hiperparametry

Po wyznaczeniu rokujących zestawów trybów, przeszliśmy do wyznaczenia jak najlepszych hiperparametrów. W tym celu wyznaczyliśmy 1 zestaw (najlepszy pod względem średniej) dla wariantu symetrycznego, 1 analogicznie dla asymetrycznego, oraz 1 wspólny, który dla obu był w pierwszej 3 (był tylko 1 taki zestaw).

Poprzez metodę losowego próbkowania dla każdego hiperparametru (losowy z zakresu podanego zaraz), wykonaliśmy 100 kombinacji, gdzie każdą testowaliśmy 4 razy.

Badane instancje:

- st70.tsp - sym.
- lin318.tsp - sym.
- ftv70.atsp - asym.
- rbg323.atsp - asym.

Badany zakres hiperparametrów:

- populationSize : [10; 100]
- mutationThreshold : [0.0; 1.0]
- mutationIntensification : [1; 20]
- crossSize : [2; 20]
- crossCount : [10; 200]

Z przeprowadzonych eksperymentów otrzymaliśmy następujące wyniki:

3.3 Badanie wpływu zastosowania 'lokalnej poprawy'

Przy zastosowaniu wyników z 2 poprzednich eksperymentów postanowiliśmy zbadać wpływ działania mechanizmu 'lokalnej poprawy' na wyniki.

Lokalna poprawa - z pewnym prawdopodobieństwem (określanym parametrem *enhanceChance*) po skończonej mutacji (czyli po szystkich iteracjach) na osobniku wykonujemy algorytm lokalnej poprawy, czyli iteracyjnie przechodzimy przez piątki kolejnych miast i tak modyfikujemy trasę, aby w każdej z tych iteracji przejście było minimalne - zatem najpierw 'poprawiamy' miasta 1-5, potem 2-6 itd. Takich możliwych przejść jest 6 (ponieważ zaczynamy zawsze z 1 i kończymy na 5), zatem jest to w miarę szybkie (dzieje się w czasie liniowym względem liczby miast) i nie powinno znacząco wpływać na liczbę wykonywanych iteracji.

W testach wykonaliśmy 10 powtórzeń dla każdej wartości parametru z zakresu [0.05; 1.0] ze skokiem o 0.05. Wyniki przedstawimy na wykresie:

3.4 Badanie wpływu 'wieku' osobników

Eksperyment analogiczny do poprzedniego (w sensie metodologii), jednak tym razem badaliśmy wpływ zastosowania wieku na rozwiązanie. Oznaczyliśmy go jako *AgeMax*, przy czym oznacza to, że osobnik będący w populacji dłużej niż *AgeMax* w procesie selekcji jest 'usuwany' z populacji. Zastosowaliśmy tutaj jednak pewną formę elitaryzmu, ponieważ podczas każdej selekcji 'zerujemy' wiek najlepszego osobnika (Najlepszy ma prawo *Picia ze źródła wiecznej młodości*), dzięki czemu go nie tracimy.

W testach wykonaliśmy 10 powtórzeń dla każdej wartości z zakresu [1; 20], a wyniki przedstawiamy na wykresie:

3.5 Porównanie najlepszych wyników z algorytmem TabuSearch

Aby jakoś porównać działanie naszego algorytmu, zestawimy go tutaj z zaimplementowanym algorytmem *TabuSearch*, gdzie Tabu będzie miało następujące parametry:

- par1
- par2

Natomiast *Genetic* otrzymane z eksperymentów z poszukiwaniami. Dla przypomnienia:

- par1

- par2

Testowaliśmy każdą z 16 badanych instancji, oraz każdemu z algorytmów daliśmy budżet czasu równy 90 sekund. Aby jednak dać jakąś szansę (i odrobinę zredukować losowość) algorytmowi genetycznemu, wykonaliśmy dla niego 3 iteracje po 30 sekund. W ten sposób jego wyniki mają szansę być nieco bardziej miarodajne. Wyniki przedstawmy w tabeli: Oraz jeszcze zobaczmy, co Wilcoxon nam o tym mówi:

3.6 Badania nad Modelem Wyspowym

4 Drobne podsumowanie; Tabele dodatkowe

Zawrzemy tutaj niepokazane wcześniej tabele z wynikami, oraz pokusimy się o podsumowanie naszych eksperymentów.

Tabela 2 Pisemnie Id	StartMode	SelectionMode	MutMode	CrossMode	CrossType	Sum	Avg
107	Hybryda	Turniej	Losowa	Part.Map.	Size/2	98	12.25
102	Hybryda	Turniej	Losowa	Mod.Ord.B.	All Par	124	15.5
106	Hybryda	Turniej	Losowa	Part.Map.	Size/2	127	15.875
103	Hybryda	Turniej	Losowa	Mod.Ord.B.	Pop=20	141	17.625
142	Hybryda	Ruletka	Losowa	Part.Map.	Pop=20	161	20.125
139	Hybryda	Ruletka	Losowa	Mod.Ord.B.	Pop=20	163	20.375
140	Hybryda	Ruletka	Losowa	Mod.Ord.B.	Size/2	188	23.5
143	Hybryda	Ruletka	Losowa	Part.Map.	Size/2	197	24.625
138	Hybryda	Ruletka	Losowa	Mod.Ord.B.	All Par	202	25.25
104	Hybryda	Turniej	Losowa	Mod.Ord.B.	Size/2	206	25.75