



**Porównanie algorytmów Branch&Bound, TabuSearch,
symulowanego wyżarzania i genetycznego
dla problemu komiwojażera w kontekście optymalizacji
czasu robienia zakupów w sklepie.**

Grupa 3

Prezentacja nr 2 - 27.01.2022

Seminarium - Systemy Wspomagania Decyzji i Symulacja Komputerowa



Konspekt

1. Wstęp
2. Dane wejściowe
3. Algorytmy
4. Symulator
5. Badania
6. Wyniki
7. Diagram Gantt'a
8. Podsumowanie



Wstęp

- Niniejszy projekt zakłada porównanie algorytmów Branch&Bound, TabuSearch, symulowanego wyżarzania i algorytmu genetycznego dla rzeczywistego przykładu problemu komiwojażera zaobserwowanego w życiu codziennym.
- Problemem tym jest optymalizacja czasu robienia zakupów w sklepie.
- Trasa komiwojażera jest cyklem przechodzącym przez każdy wierzchołek grafu dokładnie jeden raz - jest to zatem cykl Hamiltona.
- Celem projektu jest porównanie algorytmów znajdowania optymalnej ścieżki robienia typowych, codziennych zakupów w supermarkecie.



Dane wejściowe

- pliki .txt
- przykłady bazujące na rzeczywistych danych, stworzone na podstawie rzeczywistych list zakupów oraz planów sklepów
- Format pliku:

Pierwsza linia to liczba X (całkowita, dodatnia, różna od zera) oznaczająca ilość miast.

Kolejne linie to macierz X na X , liczby w linijce są oddzielone spacją, zawierają odległości pomiędzy miastami (całkowite, dodatnie, różne od zera). Przekątna macierzy zawiera liczby -1.

Zawartość przykładowego pliku:

```
3
-1 10 15
20 -1 5
25 30 -1
```



Symulator

```
--- TRAVELLING SALESMAN PROBLEM ---  
1. Wczytaj macierz miast z pliku  
2. Generuj losowa macierz miast  
3. Wyświetl macierz miast  
4. Uruchom algorytm Brute-force  
5. Uruchom algorytm Branch and bound  
6. Zmień ustawienia algorytmu Tabu Search  
7. Uruchom algorytm Tabu Search  
8. Zmień ustawienia algorytmu Genetic  
9. Uruchom algorytm Genetic  
S. Uruchom algorytm Simulated Annealing  
F. Testy  
0. Wyjście  
Wybór:
```



Algorytmy

- Branch&Bound,
- TabuSearch,
- Algorytm genetyczny,
- Symulowane wyżarzanie



Branch and bound

- Implementacja na bazie rekurencyjnego algorytmu brute force
- Dolne ograniczenie wyliczane jako suma minimalnego kosztu odwiedzenia pozostałych wierzchołków, wyliczonego ze wzoru:

$$(\min(wagaKrawedziWchodzacej) + \min(wagaKrawedziWychodzacej)) / 2$$



Tabu Search

- otoczenie typu swap (złożoność obliczeniowa jednej iteracji - $O(n^2)$)
- początkowe rozwiązanie znajduwane algorytmem najbliższego sąsiada
- lista tabu to pary miast
- zaimplementowane kryterium aspiracji i dywersyfikacji
- koniec pracy algorytmu to upływanie zadanego czasu

Algorytm genetyczny

- Genotypem osobnika jest trasa komiwojażera
- Fenotypem jest długość tej trasy
- Populacja startowa jest generowana całkowicie losowo
- Zastosowaliśmy algorytm krzyżowania OX (ordered crossover)

Parent 1:	8 4 7 <u>3 6 2 5 1</u> 9 0	8 4 7 3 6 <u>2</u> 5 <u>1</u> 9 0
Parent 2:	0 1 2 3 <u>4</u> <u>5</u> <u>6</u> <u>7</u> 8 9	0 1 2 <u>3</u> <u>4</u> <u>5</u> <u>6</u> <u>7</u> 8 9
Child 1:	0 <u>4</u> <u>7</u> <u>3</u> <u>6</u> <u>2</u> <u>5</u> <u>1</u> 8 9	
Child 2:		8 <u>2</u> <u>1</u> <u>3</u> <u>4</u> <u>5</u> <u>6</u> <u>7</u> 9 0



Symulowane wyżarzanie

```
najlepszyKosztGlobalny = INT_MAX
najlepszaKolejnosc
x = losowe_rozwiązanie (np. porządek naturalny)
while (temperatura > temperaturaKońcowa
    while (numerPowtórzenia < liczbaPowtórzeńDlaJednejTemperatury)
        y = stwórzNoweRozwiązanieNaPodstawieObecnego(x)
        yKoszt = obliczKoszt(y)
        if (yKoszt < najlepszyKosztGlobalny)
            najlepszyKosztGlobalny = yKoszt
            najlepszaKolejnosc = y.kolejnosc
        if (yKoszt < obliczKoszt(x) )
            x = y
        else if (exp ((obliczKoszt (x) - yKoszt) / temperatura)) > losowaLiczbaOd0Do1())
            x = y
        numerPowtórzenia++
    temperatura = temperatura * współczynnikStygnięciaAlpha
return najlepszyKosztGlobalny, najlepszaKolejnosc
```



Badania

- Nie wszystkie parametry algorytmów wzięto pod uwagę podczas tworzenia scenariuszy testowych. Niektóre z nich zawsze dają lepsze wyniki, a niektóre z nich mają praktycznie zerowy wpływ na wynik.
- Po wybraniu parametrów badawczych zbadano wpływ zmiany jednego z nich na długość drogi uzyskaną przez algorytm.

Branch&Bound	TabuSearch	Algorytm Genetyczny	Symulowane Wyżarzanie
brak	czas obecności na liście: 0.25n, 0.5n, n, 2n czas pracy: 5s, 10s, 30s	wielkość populacji: 25, 50, 100 współczynnik krzyżowania: 0.33, 0.80, 0.99 czas pracy: 10s, 30s, 60s,	Temperatura początkowa: 1000, 10000, 5000 Temperatura końcowa: 0.1, 0.01, 0.001 Liczba powtórzeń dla jednej T: 25, 50, 100



Wyniki

1. Dla małych zbiorów danych zmiana parametrów nie miała wpływu na osiągnane wyniki.
2. Różnice pojawiały się dla średnich i dużych zestawów.



Wyniki - Branch&Bound

1. Dla średnich zbiorów danych algorytm uzyskiwał gorsze wyniki niż reszta algorytmów. Prawdopodobnie spowodowane jest to dosyć niską złożonością sposobu funkcjonowania algorytmu.

Tabela nr 1 - wyniki dla Branch&Bound

	Wyniki dla poszczególnych plików z zestawami danych			
	12-1.txt	12-2.txt	17.txt	24.txt
Uzyskany wynik	54	47	62	80

Wyniki - TabuSearch

1. Ustawienie kadencji na $0.5 * \text{iloscMiast}$ prowadziło do osiągnięcia o średnio 3% lepszych wyników niż dla kadencji $0.25 * \text{iloscMiast}$, $1.00 * \text{iloscMiast}$ oraz $2.00 * \text{iloscMiast}$. Im większy zbiór danych tym mniejsza różnica.
2. Im dłuższy czas pracy algorytmu tym lepszy wynik udało się osiągnąć.
3. Włączenie aspiracji i dywersyfikacji wpływa pozytywnie na wyniki osiągane przez algorytm.

Tabela nr 2 - wyniki dla [TabuSearch](#)

Parametry algorytmu	Wyniki dla poszczególnych plików z zestawami danych					
	12-1.txt	12-2.txt	17.txt	24.txt	31.txt	50.txt
Kadencja: $0.25 * \text{iloscMiast}$ Czas: 10s Aspiracja: włączona Dywersyfikacja: włączona Iteracje bez poprawy do dywersyfikacji: 10000	54	47	61,1	81	98,14	154
Kadencja: $0.50 * \text{iloscMiast}$ Czas: 10s Aspiracja: włączona Dywersyfikacja: włączona Iteracje bez poprawy do dywersyfikacji: 10000	54	47	61	78,88	94	154
Kadencja: $1.00 * \text{iloscMiast}$ Czas: 10s Aspiracja: włączona Dywersyfikacja: włączona Iteracje bez poprawy do dywersyfikacji: 10000	54	47	61	79,9	98,7	157
Kadencja: $2.00 * \text{iloscMiast}$ Czas: 10s Aspiracja: włączona Dywersyfikacja: włączona Iteracje bez poprawy do dywersyfikacji: 10000	54	47	61	81	98	157
Kadencja: $0.50 * \text{iloscMiast}$ Czas: 5s Aspiracja: włączona Dywersyfikacja: włączona Iteracje bez poprawy do dywersyfikacji: 10000	54	47	61	79,6	94	154
Kadencja: $0.50 * \text{iloscMiast}$ Czas: 10s Aspiracja: włączona Dywersyfikacja: włączona Iteracje bez poprawy do dywersyfikacji: 10000	54	47	61	79,4	94	154
Kadencja: $0.50 * \text{iloscMiast}$ Czas: 30s Aspiracja: włączona Dywersyfikacja: włączona Iteracje bez poprawy do dywersyfikacji: 10000	54	47	61	79	94	153,9

Wyniki - Alg. Genetyczny

1. Im większa populacja tym lepszy wynik.
2. Im wyższy współczynnik krzyżowania tym lepszy wynik.
3. Dłuższa praca algorytmu prowadziła do nieznacznego pogorszenia wyniku.

Tabela nr 3 - wyniki dla Algorytmu Genetycznego

Parametry algorytmu	Wyniki dla poszczególnych plików z zestawami danych					
	12-1.txt	12-2.txt	17.txt	24.txt	31.txt	50.txt
Czas: 30s Populacja: 25 Współczynnik krzyżowania: 0.8 Współczynnik mutacji 0.01 Mutacja: wierzchołkowa	54	47	63.2	88.8	113	184.7
Czas: 30s Populacja: 50 Współczynnik krzyżowania: 0.8 Współczynnik mutacji 0.01 Mutacja: wierzchołkowa	54	47	62.8	87.8	107.3	176
Czas: 30s Populacja: 100 Współczynnik krzyżowania: 0.8 Współczynnik mutacji 0.01 Mutacja: wierzchołkowa	54	47	61.8	83.9	104	169.1
Czas: 30s Populacja: 50 Współczynnik krzyżowania: 0.33 Współczynnik mutacji 0.01 Mutacja: wierzchołkowa	54	47	62.7	87.5	109.4	179.8
Czas: 30s Populacja: 50 Współczynnik krzyżowania: 0.80 Współczynnik mutacji 0.01 Mutacja: wierzchołkowa	54	47	62.6	87	108.1	177.4
Czas: 30s Populacja: 50 Współczynnik krzyżowania: 0.99 Współczynnik mutacji 0.01 Mutacja: wierzchołkowa	54	47	62.4	83.8	107.8	174.1
Czas: 10s Populacja: 50 Współczynnik krzyżowania: 0.80 Współczynnik mutacji 0.01 Mutacja: wierzchołkowa	54	47	63	85.8	107.3	177.7
Czas: 30s Populacja: 50 Współczynnik krzyżowania: 0.80 Współczynnik mutacji 0.01 Mutacja: wierzchołkowa	54	47	63.7	85.9	109.5	176.8
Czas: 60s Populacja: 50 Współczynnik krzyżowania: 0.80 Współczynnik mutacji 0.01 Mutacja: wierzchołkowa	54	47	63	86.1	110	179.6

Wyniki - Sym. Wyżarzanie

1. Wzrost temperatury początkowej zwykle powodował nieznaczne pogorszenie wyników osiąganých przez algorytm.
2. Spadek temperatury końcowej zwykle powodował nieznaczne polepszenie wyników osiąganých przez algorytm.
3. Zwiększanie ilości powtórzeń pozytywnie wpływało na wyniki osiąganę przez algorytm.

Tabela nr 4 - wyniki dla Symulowanego Wyżarzania

Parametry algorytmu	Wyniki dla poszczególnych plików z zestawami danych					
	12-1.txt	12-2.txt	17.txt	24.txt	31.txt	50.txt
Temperatura początkowa: 1000 Temperatura końcowa: 0.01 Ilość powtórzeń: 25 Współczynnik alpha: 0.999	54	47	61,1	78,7	94,2	144,1
Temperatura początkowa: 5000 Temperatura końcowa: 0.01 Ilość powtórzeń: 25 Współczynnik alpha: 0.999	54	47	61,1	78,7	93,6	144,3
Temperatura początkowa: 10000 Temperatura końcowa: 0.01 Ilość powtórzeń: 25 Współczynnik alpha: 0.999	54	47	61,2	78,8	93,7	143,2
Temperatura początkowa: 1000 Temperatura końcowa: 0.1 Ilość powtórzeń: 25 Współczynnik alpha: 0.999	54	47	61	78,7	94,5	144,6
Temperatura początkowa: 1000 Temperatura końcowa: 0.01 Ilość powtórzeń: 25 Współczynnik alpha: 0.999	54	47	61	78,6	94	143,9
Temperatura początkowa: 1000 Temperatura końcowa: 0.001 Ilość powtórzeń: 25 Współczynnik alpha: 0.999	54	47	61	79	94	143,8
Temperatura początkowa: 1000 Temperatura końcowa: 0.01 Ilość powtórzeń: 25 Współczynnik alpha: 0.999	54	47	61,2	79	93,9	144,5
Temperatura początkowa: 1000 Temperatura końcowa: 0.01 Ilość powtórzeń: 50 Współczynnik alpha: 0.999	54	47	61	78,4	93,8	142,2
Temperatura początkowa: 1000 Temperatura końcowa: 0.01 Ilość powtórzeń: 100 Współczynnik alpha: 0.999	54	47	61	78,4	93,2	141,7

Wyniki - zbiorcze

Obok zaprezentowano zbiorczą dla wszystkich algorytmów tabelę (tabela nr 5) zawierającą zwycięskie (cehujące się najlepszymi wynikami) konfiguracje każdego algorytmu dla poszczególnych zestawów danych.

Na podstawie tabeli zostały sporządzone wykresy obrazujące różnice pomiędzy wynikami osiągniętymi przez algorytmy - zostaną zaprezentowane na kolejnych slajdach.

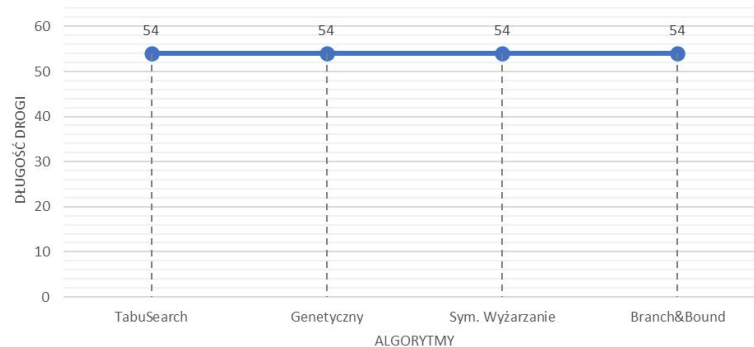
Tabela nr 5 - konfiguracje algorytmów, które osiągnęły najlepsze wyniki

Plik (zestaw danych)	Wynik oraz konfiguracja algorytmu			
	TabuSearch	Algorytm Genetyczny	Symulowane Wymarzenie	Branch&Bound
12-1.txt	Wynik: 54 Konfiguracje osiągnęły ten sam wynik	Wynik: 54 Konfiguracje osiągnęły ten sam wynik	Wynik: 54 Konfiguracje osiągnęły ten sam wynik	Wynik: 54 Brak konfiguracji
12.2.txt	Wynik: 47 Konfiguracje osiągnęły ten sam wynik	Wynik: 47 Konfiguracje osiągnęły ten sam wynik	Wynik: 47 Konfiguracje osiągnęły ten sam wynik	Wynik: 47 Brak konfiguracji
17.txt	Wynik: 61 Kadencja: <u>0.50</u> *IloscMiast Czas: 10s Aspiracja: tak Dywersyfikacja: tak Iteracje bez poprawy do dywersyfikacji: 10000	Wynik: 61,8 Czas: 30s <u>Populacja: 100</u> Współczynnik krzyżowania: 0.8 Współczynnik mutacji 0.01 Mutacja: wierzchołkowa	Wynik: 61 Temperatura początkowa: 1000 <u>Temperatura końcowa: 0.1</u> Ilość powtórzeń: 100 Współczynnik alpha: 0.999	Wynik: 62 Brak konfiguracji
24.txt	Wynik: 78,88 Kadencja: <u>0.50</u> *IloscMiast Czas: 10s Aspiracja: tak Dywersyfikacja: tak Iteracje bez poprawy do dywersyfikacji: 10000	Wynik: 83,8 Czas: 30s Populacja: 50 <u>Współczynnik krzyżowania: 0.99</u> Współczynnik mutacji 0.01 Mutacja: wierzchołkowa	Wynik: 78,4 Temperatura początkowa: 1000 Temperatura końcowa: 0.01 <u>Ilość powtórzeń: 100</u> Współczynnik alpha: 0.999	Wynik: 80 Brak konfiguracji
31.txt	Wynik: 94 Kadencja: <u>0.50</u> *IloscMiast Czas: 10s Aspiracja: tak Dywersyfikacja: tak Iteracje bez poprawy do dywersyfikacji: 10000	Wynik: 104 Czas: 30s <u>Populacja: 100</u> Współczynnik krzyżowania: 0.8 Współczynnik mutacji 0.01 Mutacja: wierzchołkowa	Wynik: 93,2 Temperatura początkowa: 1000 Temperatura końcowa: 0.01 <u>Ilość powtórzeń: 100</u> Współczynnik alpha: 0.999	
50.txt	Wynik: 153,9 Kadencja: <u>0.50</u> *IloscMiast <u>Czas: 30s</u> Aspiracja: tak Dywersyfikacja: tak Iteracje bez poprawy do dywersyfikacji: 10000	Wynik: 169,1 Czas: 30s <u>Populacja: 100</u> Współczynnik krzyżowania: 0.8 Współczynnik mutacji 0.01 Mutacja: wierzchołkowa	Wynik: 141,7 Temperatura początkowa: 1000 Temperatura końcowa: 0.01 <u>Ilość powtórzeń: 100</u> Współczynnik alpha: 0.999	

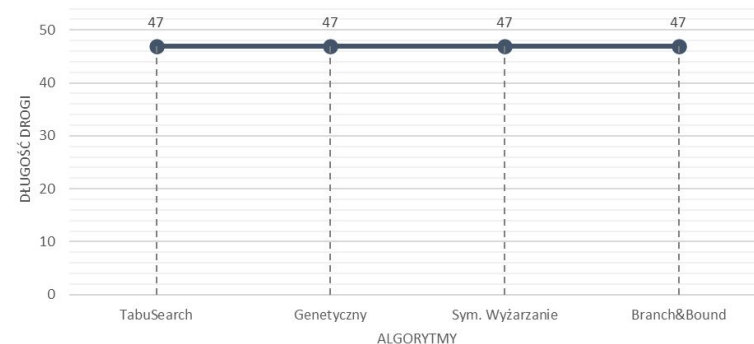
Wyniki - zbiorcze

Jak widać na wykresach obok, dla mniejszych zestawów danych (z plików 12-1.txt oraz 12-2.txt) algorytmy osiągnęły te same wyniki. Warto jednak podkreślić, że nasza implementacja Symulowanego Wyżarzania osiągnęła wynik znacznie szybciej od pozostałych algorytmów.

Wyniki dla 12-1.txt



Wyniki dla 12-2.txt



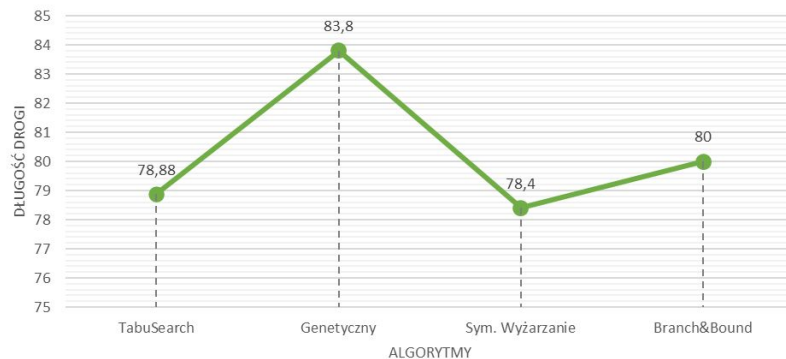
Wyniki - zbiorcze

Jak widać na wykresach obok dla średnich zestawów danych (z plików 17.txt i 24.txt) najgorszy okazał się algorytm genetyczny. Pozostałe algorytmy osiągnęły podobne wyniki. Różnica pomiędzy TabuSearch oraz Symulowanym Wyżarzaniem była szczególnie mała. Najlepszy okazało się jednak Symulowane Wyżarzanie. Dodatkowo, to właśnie ten algorytm znalazł optymalny wynik najszybciej.

Wyniki dla 17.txt



Wyniki dla 24.txt

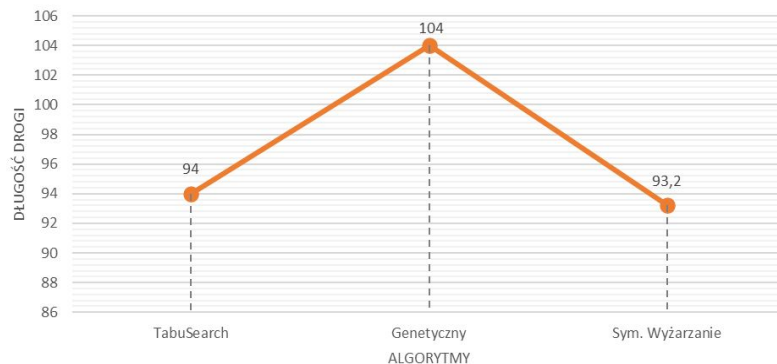


Wyniki - zbiorcze

Dla dużych zbiorów danych zrezygnowano z testów algorytmu Branch&Bound, ponieważ czas działania algorytmu był zbyt długi - co znacząco obniża użyteczność oraz sens wykorzystywania algorytmu. W tym przypadku ponownie najlepszy okazał się algorytm Symulowanego Wyżarzania z małą stratą dla TabuSearch.

Dodatkowo zaobserwowano, że im większy zbiór danych tym różnica pomiędzy wynikami TabuSearch i Symulowanego Wyżarzania jest większa na korzyść drugiego z algorytmów.

Wyniki dla 31.txt



Wyniki dla 50.txt

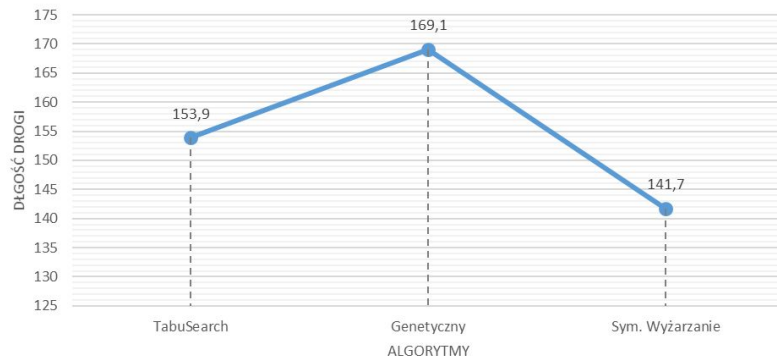




Diagram Gantt



kliknij, by otworzyć



Podsumowanie

- Na podstawie zaprojektowanych badań przeprowadzonych z wykorzystaniem autorskiego symulatora udało się stwierdzić, która z autorskich implementacji algorytmów rozwiązujących problem komiwojażera osiągał najlepsze wyniki. Najlepsze - zarówno pod względem osiągniętego wyniku jak i szybkości działania - okazało się Symulowane Wyżarzanie.
- W przyszłości w celu dalszego rozwoju projektu można by udoskonalić implementację algorytmu Branch&Bound. Dzięki temu mógłby on pełnić rolę benchmarka w eksperymencie. Być może dobrym pomysłem byłoby także rozszerzenie testów o dodatkowe algorytmy. Warto byłoby również pomyśleć o jeszcze większym zróżnicowaniu zbiorów danych testowych. Istnieje wtedy możliwość na zbadanie wszystkich algorytmów w szerszym zakresie danych i odkrycie ich cech ujawniających się dopiero na specyficznych zbiorach danych.



Literatura - źródła

1. R. Ahuja, O. Ergun, J. Orlin, A. Punnen, A survey of very large-scale neighborhood search techniques, *Discrete Applied Mathematics* 123 (2002) 75–102.
2. S. Kirkpatrick, C.D. Gelatt Jr., M.P. Vecchi, Optimization by Simulated Annealing, *Science* 220 (1983) 671–680.
3. F. Glover, T. Laguna, *Tabu search*, Kluwer Academic Publishers, 1997.
4. R. Wieczorkowski, Algorytmy stochastyczne w optymalizacji dyskretnej przy zaburzonych wartościach funkcji, *Matematyka Stosowana* 38 (1995) 119–153.
5. Balas, Egon, and Paolo Toth. "Branch and bound methods for the traveling salesman problem." (1983).
6. Zaawansowane programowanie, Wykład 5: Algorytmy Dokładne, prof. dr hab. inż. Marta Kasprzak, Instytut Informatyki, Politechnika Poznańska