



Politechnika Wrocławska

Wybrane problemy odpornej optymalizacji dyskretnej z możliwością modyfikacji

Autor: Tomasz Strzałka

Promotor: dr hab. Paweł Zieliński, prof. PWr
Wydział Podstawowych Problemów Techniki

3 lipca 2016



Plan prezentacji

Plan

- ▶ Problem: *Incremental Minimum Spanning Tree*,
 - ▶ idea,
 - ▶ LP a *Binary-Based IMST*.
- ▶ Problem: *Recoverable Robust Minimum Spanning Tree*,
 - ▶ problem: Min-Max,
 - ▶ problem adwersarza.
- ▶ Algorytm: *Tabu Search*.



Plan prezentacji

Plan

- ▶ Problem: *Incremental Minimum Spanning Tree*,
 - ▶ idea,
 - ▶ LP a *Binary-Based IMST*.
- ▶ Problem: *Recoverable Robust Minimum Spanning Tree*,
 - ▶ problem: Min-Max,
 - ▶ problem adwersarza.
- ▶ Algorytm: *Tabu Search*.



Plan prezentacji

Plan

- ▶ Problem: *Incremental Minimum Spanning Tree*,
 - ▶ idea,
 - ▶ LP a *Binary-Based IMST*.
- ▶ Problem: *Recoverable Robust Minimum Spanning Tree*,
 - ▶ problem: Min-Max,
 - ▶ problem adwersarza.
- ▶ Algorytm: *Tabu Search*.



Plan prezentacji

Plan

- ▶ Problem: *Incremental Minimum Spanning Tree*,
 - ▶ idea,
 - ▶ LP a *Binary-Based IMST*.
- ▶ Problem: *Recoverable Robust Minimum Spanning Tree*,
 - ▶ problem: Min-Max,
 - ▶ problem adwersarza.
- ▶ Algorytm: *Tabu Search*.



Plan prezentacji

Plan

- ▶ Problem: *Incremental Minimum Spanning Tree*,
 - ▶ idea,
 - ▶ LP a *Binary-Based IMST*.
- ▶ Problem: *Recoverable Robust Minimum Spanning Tree*,
 - ▶ problem: Min-Max,
 - ▶ problem adwersarza.
- ▶ Algorytm: *Tabu Search*.



Plan prezentacji

Plan

- ▶ Problem: *Incremental Minimum Spanning Tree*,
 - ▶ idea,
 - ▶ LP a *Binary-Based IMST*.
- ▶ Problem: *Recoverable Robust Minimum Spanning Tree*,
 - ▶ problem: Min-Max,
 - ▶ problem adwersarza.
- ▶ Algorytm: *Tabu Search*.



Plan prezentacji

Plan

- ▶ Problem: *Incremental Minimum Spanning Tree*,
 - ▶ idea,
 - ▶ LP a *Binary-Based IMST*.
- ▶ Problem: *Recoverable Robust Minimum Spanning Tree*,
 - ▶ problem: Min-Max,
 - ▶ problem adwersarza.
- ▶ Algorytm: *Tabu Search*.



Incremental Minimum Spanning Tree

Definicja

$$G = (V, E), \quad |V| = n, \quad |E| = m,$$

$$s = [c_1^s, c_2^s, \dots, c_m^s],$$

$$G_s = (V, E, s),$$

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, m\} \quad c_{e_i} = c_i^s.$$

$$\exists s, s' \quad : \quad \exists c_i^s \neq c_i^{s'},$$

$$T_s^* = \min \arg T \in \mathcal{T}(G_s) \sum_{e \in T} c_e.$$



Incremental Minimum Spanning Tree

Definicja

$$G = (V, E), \quad |V| = n, \quad |E| = m,$$

$$\mathbf{s} = [c_1^{\mathbf{s}}, c_2^{\mathbf{s}}, \dots, c_m^{\mathbf{s}}],$$

$$G_{\mathbf{s}} = (V, E, \mathbf{s}),$$

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, m\} \quad c_{e_i} = c_i^{\mathbf{s}}.$$

$$\exists \mathbf{s}, \mathbf{s}' \quad : \quad \exists c_i^{\mathbf{s}} \neq c_i^{\mathbf{s}'},$$

$$T_{\mathbf{s}}^* = \min_{T \in \mathcal{T}(G_{\mathbf{s}})} \sum_{e \in T} c_e.$$



Incremental Minimum Spanning Tree

Definicja

$$G = (V, E), \quad |V| = n, \quad |E| = m,$$

$$s = [c_1^s, c_2^s, \dots, c_m^s],$$

$$G_s = (V, E, s),$$

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, m\} \quad c_{e_i} = c_i^s.$$

$$\exists s, s' \quad : \quad \exists c_i^s \neq c_i^{s'},$$

$$T_s^* = \min \arg_{T \in \mathcal{T}(G_s)} \sum_{e \in T} c_e.$$



Incremental Minimum Spanning Tree

Definicja

$$\begin{aligned} G &= (V, E), \quad |V| = n, \quad |E| = m, \\ s &= [c_1^s, c_2^s, \dots, c_m^s], \\ G_s &= (V, E, s), \\ \forall i \in \{1, 2, \dots, m\} \quad c_{e_i} &= c_i^s. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \exists s, s' \quad : \quad \exists c_i^s \neq c_i^{s'}, \\ T_s^* = \min_{T \in \mathcal{T}(G_s)} \arg \sum_{e \in T} c_e. \end{aligned}$$



Incremental Minimum Spanning Tree

Definicja

$$\begin{aligned} G &= (V, E), \quad |V| = n, \quad |E| = m, \\ s &= [c_1^s, c_2^s, \dots, c_m^s], \\ G_s &= (V, E, s), \\ \forall i \in \{1, 2, \dots, m\} \quad c_{e_i} &= c_i^s. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \exists s, s' \quad : \quad \exists c_i^s \neq c_i^{s'}, \\ T_s^* = \min_{T \in \mathcal{T}(G_s)} \sum_{e \in T} c_e. \end{aligned}$$



Incremental Minimum Spanning Tree

Definicja

$$\begin{aligned} G &= (V, E), \quad |V| = n, \quad |E| = m, \\ s &= [c_1^s, c_2^s, \dots, c_m^s], \\ G_s &= (V, E, s), \\ \forall i \in \{1, 2, \dots, m\} \quad c_{e_i} &= c_i^s. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \exists s, s' \quad : \quad \exists c_i^s \neq c_i^{s'}, \\ T_s^* = \min \arg T \in \mathcal{T}(G_s) \sum_{e \in T} c_e. \end{aligned}$$



Incremental Minimum Spanning Tree

Definicja c.d.

$$T_s^* = \min \arg_{T \in \mathcal{T}(G)} \sum_{e \in T} c_e^s,$$

$$f : \mathcal{T}(G) \times \mathcal{T}(G) \rightarrow \mathbb{Z}^+,$$

$$f(T, T') = |T \setminus T'| = |T' \setminus T|,$$

$$\mathcal{T}(G, T, k) = \{T' : T' \in \mathcal{T}(G) \wedge f(T, T') \leq k\},$$

$$T^* = \min \arg_{T' \in \mathcal{T}(G, T, k)} \sum_{e \in T'} c_e.$$



Incremental Minimum Spanning Tree

Definicja c.d.

$$T_s^* = \min \arg_{T \in \mathcal{T}(G)} \sum_{e \in T} c_e^s,$$

$$f : \mathcal{T}(G) \times \mathcal{T}(G) \rightarrow \mathbb{Z}^+,$$

$$f(T, T') = |T \setminus T'| = |T' \setminus T|,$$

$$\mathcal{T}(G, T, k) = \{T' : T' \in \mathcal{T}(G) \wedge f(T, T') \leq k\},$$

$$T^* = \min \arg_{T' \in \mathcal{T}(G, T, k)} \sum_{e \in T'} c_e.$$



Incremental Minimum Spanning Tree

Definicja c.d.

$$T_s^* = \min \arg_{T \in \mathcal{T}(G)} \sum_{e \in T} c_e^s,$$

$$f : \mathcal{T}(G) \times \mathcal{T}(G) \rightarrow \mathbb{Z}^+,$$

$$f(T, T') = |T \setminus T'| = |T' \setminus T|,$$

$$\mathcal{T}(G, T, k) = \{T' : T' \in \mathcal{T}(G) \wedge f(T, T') \leq k\},$$

$$T^* = \min \arg_{T' \in \mathcal{T}(G, T, k)} \sum_{e \in T'} c_e.$$



Incremental Minimum Spanning Tree

Definicja c.d.

$$T_s^* = \min \arg_{T \in \mathcal{T}(G)} \sum_{e \in T} c_e^s,$$

$$f : \mathcal{T}(G) \times \mathcal{T}(G) \rightarrow \mathbb{Z}^+,$$

$$f(T, T') = |T \setminus T'| = |T' \setminus T|,$$

$$\mathcal{T}(G, T, k) = \{T' : T' \in \mathcal{T}(G) \wedge f(T, T') \leq k\},$$

$$T^* = \min \arg_{T' \in \mathcal{T}(G, T, k)} \sum_{e \in T'} c_e.$$



Problem Incremental - LP

Model LP

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{e \in E} c_e \cdot x_e, \\ \text{s.t.} \quad & A \cdot \mathbf{x} = \mathbf{b}, \\ & \sum_{e \in T^* \setminus T_s^*} x_e \leq k, \\ & x_e \geq 0, \forall e \in E, \end{aligned}$$



Problem Incremental - relaksacja

Relaksacja ograniczeń modelu

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{e \in E} c_e \cdot x_e + \lambda \cdot \left(\sum_{e \in T^* \setminus T_s^*} x_e - k \right), \\ \text{s.t.} \quad & A \cdot \mathbf{x} = \mathbf{b}, \\ & x_e \geq 0, \quad \forall e \in E, \end{aligned}$$



Problem Incremental - cel

Definicja c.d.

$$\sum_{e_i \in E \setminus T_s^*} c_i \cdot x_i + \sum_{e_i \in T_s^*} (c_i - \lambda) \cdot x_i,$$

$$f(T^*, T_s^*) \leq k \wedge \lambda = 0 \quad \text{lub} \\ f(T^*, T_s^*) = k \wedge \lambda \neq 0,$$

$$\lambda^* : T' \in \mathcal{T}(G_{s(\lambda^*)}, T, k) \wedge f(T, T') = k,$$



Problem Incremental - cel

Definicja c.d.

$$\sum_{e_i \in E \setminus T_s^*} c_i \cdot x_i + \sum_{e_i \in T_s^*} (c_i - \lambda) \cdot x_i,$$

$$f(T^*, T_s^*) \leq k \wedge \lambda = 0 \quad \text{lub} \\ f(T^*, T_s^*) = k \wedge \lambda \neq 0,$$

$$\lambda^* : T' \in \mathcal{T}(G_{s(\lambda^*)}, T, k) \wedge f(T, T') = k,$$



Problem Incremental - cel

Definicja c.d.

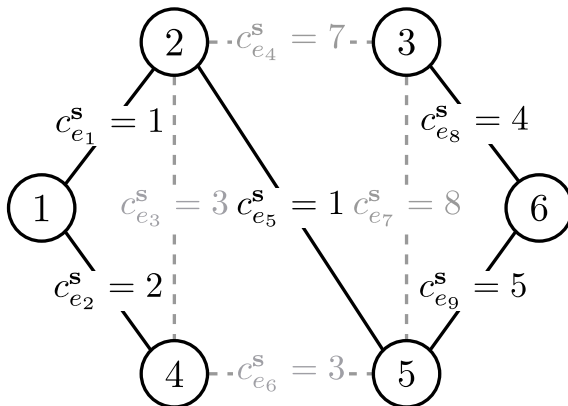
$$\sum_{e_i \in E \setminus T_s^*} c_i \cdot x_i + \sum_{e_i \in T_s^*} (c_i - \lambda) \cdot x_i,$$

$$f(T^*, T_s^*) \leq k \wedge \lambda = 0 \quad \text{lub} \\ f(T^*, T_s^*) = k \wedge \lambda \neq 0,$$

$$\lambda^* : T' \in \mathcal{T}(G_{s(\lambda^*)}, T, k) \wedge f(T, T') = k,$$

Problem Incremental - przykłady

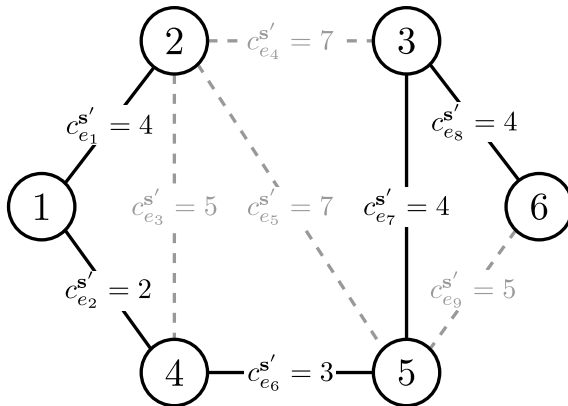
Scenariusz s , $k = 1$, T_s^*





Problem Incremental - przykłady

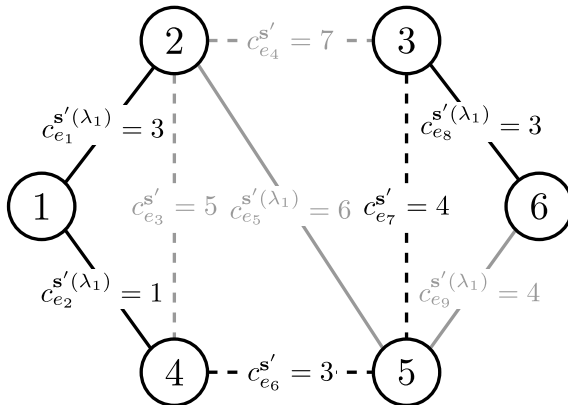
Scenariusz s' , $k = 1$, $T_{s'}^*$





Problem Incremental - przykłady

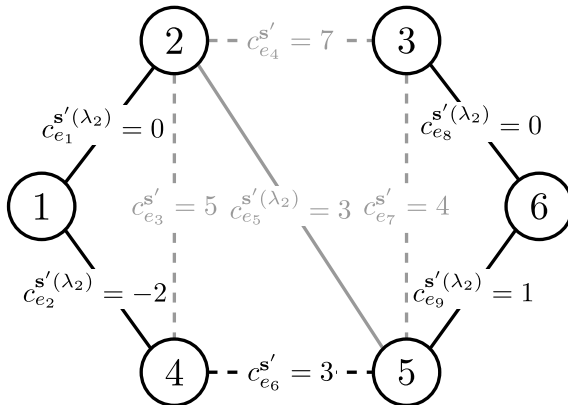
Scenariusz s'_{λ_1} , $k = 1$, $T(\lambda_1)$





Problem Incremental - przykłady

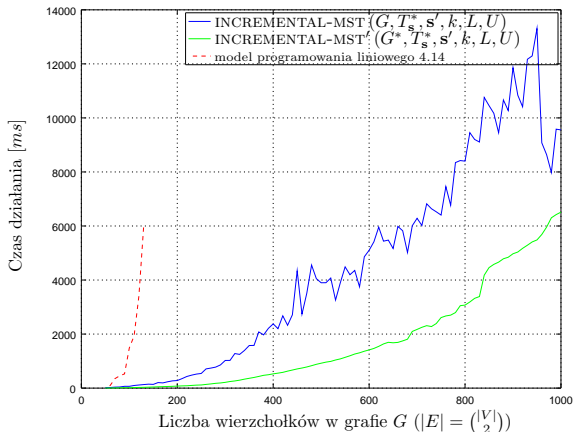
Scenariusz \mathbf{s}'_{λ_2} , $k = 1$, $T(\lambda_2)$





Problem Incremental - czas działania

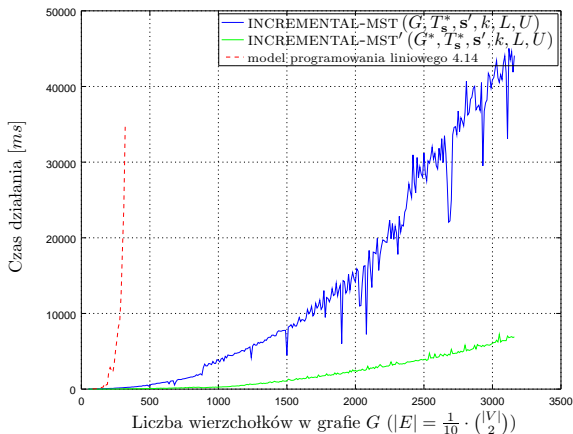
Algorytmy iteracyjne a model LP





Problem Incremental - czas działania

Algorytmy iteracyjne a model LP





Problem Recoverable - idea

Min-Max

$$\min_{\mathbf{x} \in X} \max_{\mathbf{s} \in S} v(\mathbf{x}, \mathbf{s})$$
$$\mathbf{s} \in S = \{\mathbf{s}^1, \mathbf{s}^2, \dots, \mathbf{s}^n\}$$

Recoverable Robust

$$\min_{\mathbf{x} \in X} \left(v(\mathbf{x}, \mathbf{s}) + \max_{\mathbf{s}' \in S} \min_{\mathbf{y} \in S_{\mathbf{x}}} v(\mathbf{y}, \mathbf{s}') \right)$$



Problem Recoverable dla IMST - idea

Problem adwersarza

$$\max_{s' \in S} \min_{y \in S_x} v(y, s')$$

Recoverable Robust Incr. Minimum Spanning Tree

$$\min_{T \in \mathcal{T}(G)} \left(\sum_{e \in T} c_e^s + \max_{s' \in S} \min_{T' \in \mathcal{T}(G_{s'}, T, k)} \sum_{e' \in T'} c_{e'}^{s'} \right)$$



Tabu Search

Recoverable Robust Incr. Minimum Spanning Tree

Problem NP-trudny, nieaproxymowalny.

Dowód poprzez sprowadzenie problemu decyzyjnego Minimum Degree Spanning Tree (NP-trudny) do RRIMST.

*Adam Kasperski, Adam Kurpisz, and Paweł Zieliński.
Recoverable Robust Combinatorial Optimization Problems,
strony 147--153. Springer International Publishing, Cham, 2014.*



Tabu Search - idea

Kroki

- ▶ Weź losowy punkt z przestrzeni dopuszczalnych rozwiązań,
- ▶ wykonaj **ruch** w **otoczeniu** obecnego rozwiązania na podstawie **funkcji oceny ruchu**,
- ▶ powtarzaj aż nie zajdzie pewien warunek,
- ▶ wybierz inne losowe rozwiązanie, dalekie od tego, wybranego na początku,
- ▶ powtarzaj powyższe kroki aż do momentu, gdy zajdzie pewien warunek końca.



Tabu Search - idea

Kroki

- ▶ Weź losowy punkt z przestrzeni dopuszczalnych rozwiązań,
- ▶ wykonaj **ruch** w **otoczeniu** obecnego rozwiązania na podstawie **funkcji oceny ruchu**,
- ▶ powtarzaj aż nie zajdzie pewien warunek,
- ▶ wybierz inne losowe rozwiązanie, dalekie od tego, wybranego na początku,
- ▶ powtarzaj powyższe kroki aż do momentu, gdy zajdzie pewien warunek końca.



Tabu Search - idea

Kroki

- ▶ Weź losowy punkt z przestrzeni dopuszczalnych rozwiązań,
- ▶ wykonaj **ruch** w **otoczeniu** obecnego rozwiązania na podstawie **funkcji oceny ruchu**,
- ▶ powtarzaj aż nie zajdzie pewien warunek,
- ▶ wybierz inne losowe rozwiązanie, dalekie od tego, wybranego na początku,
- ▶ powtarzaj powyższe kroki aż do momentu, gdy zajdzie pewien warunek końca.



Tabu Search - idea

Kroki

- ▶ Weź losowy punkt z przestrzeni dopuszczalnych rozwiązań,
- ▶ wykonaj **ruch** w **otoczeniu** obecnego rozwiązania na podstawie **funkcji oceny ruchu**,
- ▶ powtarzaj aż nie zajdzie pewien warunek,
- ▶ wybierz inne losowe rozwiązanie, dalekie od tego, wybranego na początku,
- ▶ powtarzaj powyższe kroki aż do momentu, gdy zajdzie pewien warunek końca.



Tabu Search - idea

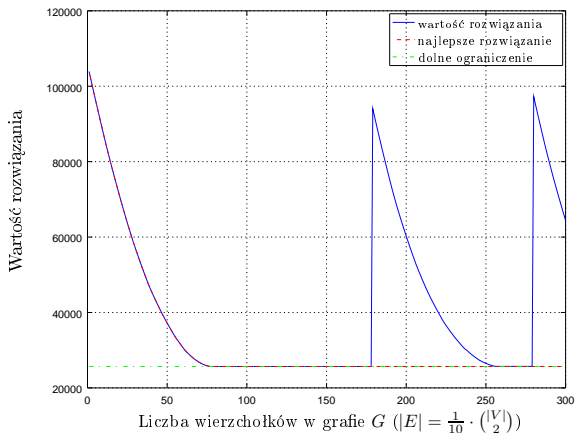
Kroki

- ▶ Weź losowy punkt z przestrzeni dopuszczalnych rozwiązań,
- ▶ wykonaj **ruch** w **otoczeniu** obecnego rozwiązania na podstawie **funkcji oceny ruchu**,
- ▶ powtarzaj aż nie zajdzie pewien warunek,
- ▶ wybierz inne losowe rozwiązanie, dalekie od tego, wybranego na początku,
- ▶ powtarzaj powyższe kroki aż do momentu, gdy zajdzie pewien warunek końca.



Tabu Search - wyniki

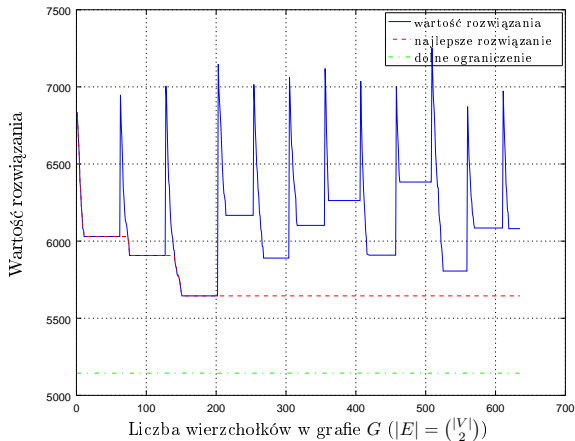
Funkcja oceny ruchu - różnica wartości rozwiązań





Tabu Search - wyniki

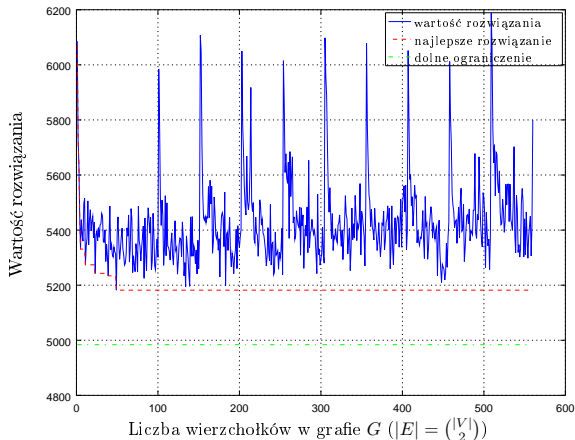
$k = 1$





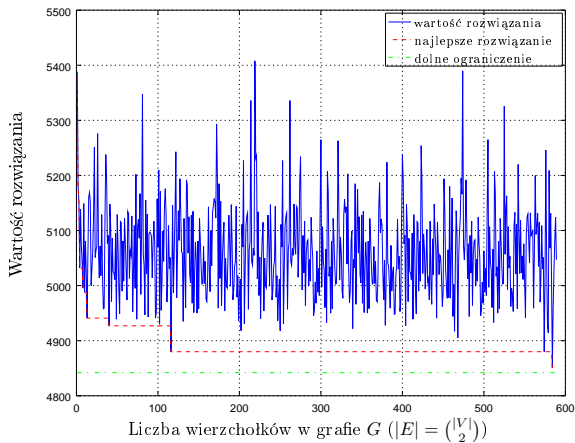
Tabu Search - wyniki

$k = 7$





Tabu Search - wyniki





Tabu Search - wyniki

#	$v_{ts}(T, S)$	$\frac{v_{ts}(T, S) - v_{ts}^{LB*}}{v_{ts}^{LB*}}$
1	5388	11,28%
3	5151	6,38%
8	4996	3,18%
10	4988	3,02%
13	4941	2,04%
40	4927	1,76%
116	4880	0,78%
584	4851	0,19%



Tabu Search - parametry

Funkcje oceny ruchu

$$\begin{aligned} Mval(T, T_1) &= v_{RRIMST}(T, S) - v_{RRIMST}(T_1, S), \\ Mval(T, T_1) &= \alpha_1 \cdot (v_{RRIMST}(T, S) - v_{RRIMST}(T_1, S)) + \\ &+ \alpha_2 \cdot \frac{R[i, j]}{it} + \alpha_3 \cdot \frac{R[k, l]}{it} + \alpha_4 \cdot MR[i, j] + \alpha_5 \cdot MR[k, l] \end{aligned}$$

Tabu Search - parametry

Funkcje oceny ruchu

$$\begin{aligned} Mval(T, T_1) &= v_{RRIMST}(T, S) - v_{RRIMST}(T_1, S), \\ Mval(T, T_1) &= \alpha_1 \cdot (v_{RRIMST}(T, S) - v_{RRIMST}(T_1, S)) + \\ &+ \alpha_2 \cdot \frac{R[i, j]}{it} + \alpha_3 \cdot \frac{R[k, l]}{it} + \alpha_4 \cdot MR[i, j] + \alpha_5 \cdot MR[k, l] \end{aligned}$$



Tabu Search - parametry

Dolne ograniczenie

$$\begin{aligned} |S| = 1 &\rightarrow \min_{\mathbf{x} \in X} v(\mathbf{x}, \mathbf{s}) + \max_{\mathbf{s}' \in S} \min_{\mathbf{y} \in X_{\mathbf{x}}^k} v(\mathbf{y}, \mathbf{s}') \equiv \\ &\equiv \min_{\mathbf{x} \in X} v(\mathbf{x}, \mathbf{s}) + \min_{\mathbf{y} \in X_{\mathbf{x}}^k} v(\mathbf{y}, \mathbf{s}'), \\ \text{LB} &\leq \text{LB}^* = \max_{\text{LB} \in \mathcal{LB}} \text{LB} \leq v_{\text{RRIMST}}^*. \end{aligned}$$