

UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI BRESCIA

The logo of the University of Brescia Health & Wealth is a circular emblem. It features a detailed illustration of a cityscape with a prominent cathedral and other buildings. The text "UNIVERSITAS · STUDIORUM · BRIXIAE" is written in a circular path around the central image. The words "HEALTH & WEALTH" are written in a larger, semi-circular arc at the bottom of the emblem.

The Clustered Team Orienteering Problem with Services Sequence

**Angela Beltramelli (704849) – Davide Lonati (705990) – Caterina Pezzaioli (705405) –
Francesco Piazza (77205) – Francesca Varisco (706104) - Giulia Zanoni (706021)**

PROBLEMA INIZIALE

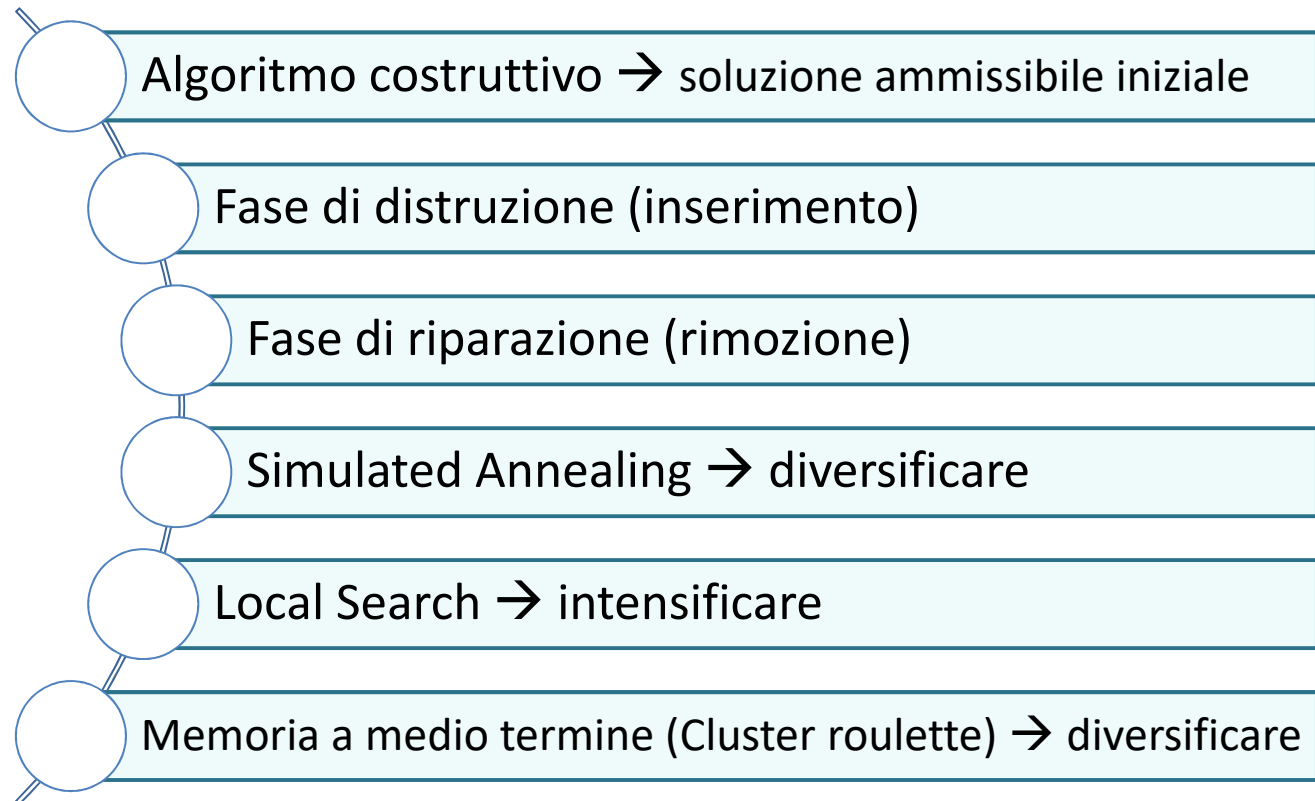
Team Orienteering Problem (TOP)

- Squadre composte da più persone/veicoli.
- Punti di controllo costituiti da più nodi, raggruppati insieme tramite cluster.
- Obiettivo: massimizzazione del punteggio totale
- Rientro al deposito finale entro un tempo prestabilito.



SOLUZIONE PROPOSTA e PUNTI CARDINE DELL'ALGORITMO

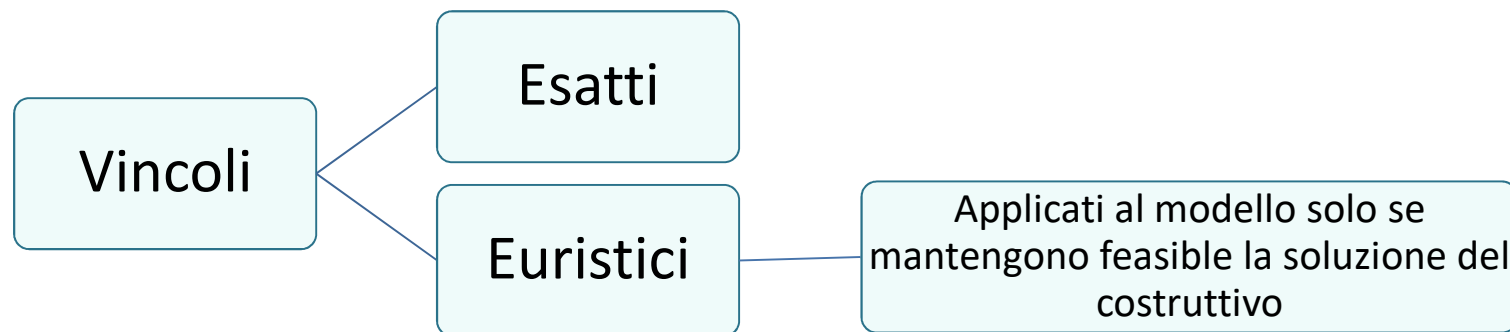
Adaptive Large Neighborhood Search (ALNS)



MIGLIORAMENTO MODELLIZZAZIONE

Inserimento di vincoli aggiuntivi

- Ridurre i tempi computazionali
- Avvicinarsi al *convex hull*

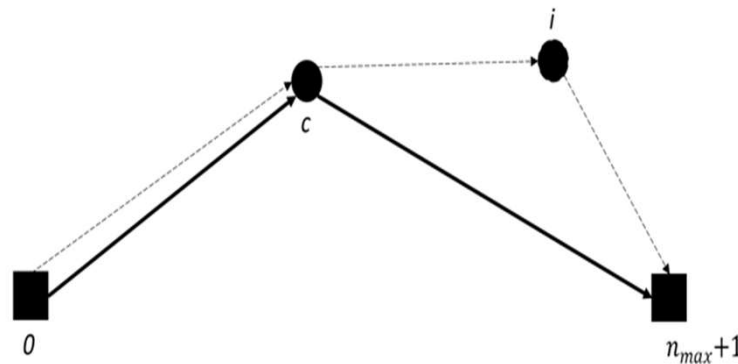


VINCOLI ESATTI

1. Eliminazione cluster sicuramente *infeasible*, ossia quelli per cui vale la **disuguaglianza triangolare**:

$$\text{distanza}(0, c) + \text{distanza}(c, n_{\max} + 1) + \text{durata servizi}(c) > t_{\max}$$

(con 0 deposito di partenza, $n_{\max} + 1$ deposito di arrivo)



VINCOLI ESATTI

2. Tutti gli archi all'interno di un cluster, eccetto quelli specificati da un vincolo di precedenza, devono essere rimossi.

$$x_{i,j}^v = 0 \quad \forall v \in V, \forall c \in C, \forall i, j \in c : j \neq i, j \neq i + 1$$



VINCOLI EURISTICI

1. Rimozione archi che collegano il deposito iniziale ad altri nodi del cluster, diverso dal primo.

Obbliga i veicoli a cominciare il percorso visitando un cluster diverso ciascuno.

$$x_{0,j}^v = 0 \quad \forall v \in V, \quad \forall c \in C, \quad \forall j \in c \setminus \{\text{nodo iniziale}\}$$

2. Rimozione archi che partono da un qualsiasi nodo di ogni cluster, escluso l'ultimo, e lo collegano al deposito finale.

Impedisce l'introduzione nel percorso di cluster che non saranno completati.

$$x_{i,n_{max}+1}^v = 0 \quad \forall v \in V, \quad \forall c \in C, \quad \forall i \in c \setminus \{\text{nodo finale}\}$$

3. Il numero di cluster serviti deve essere almeno pari al numero di veicoli disponibili. Ogni veicolo che parte dal deposito all'istante $t=0$ deve aprire un nuovo cluster.

$$\sum_{c \in C} y_c \geq |V|$$



VINCOLI EURISTICI

4. Vincolo creato per far sì che le variabili $x_{i,j}$ siano uguali a 0 quando le rispettive variabili $z_{i,j}$ sono uguali a 0.

Migliora il rilassato.

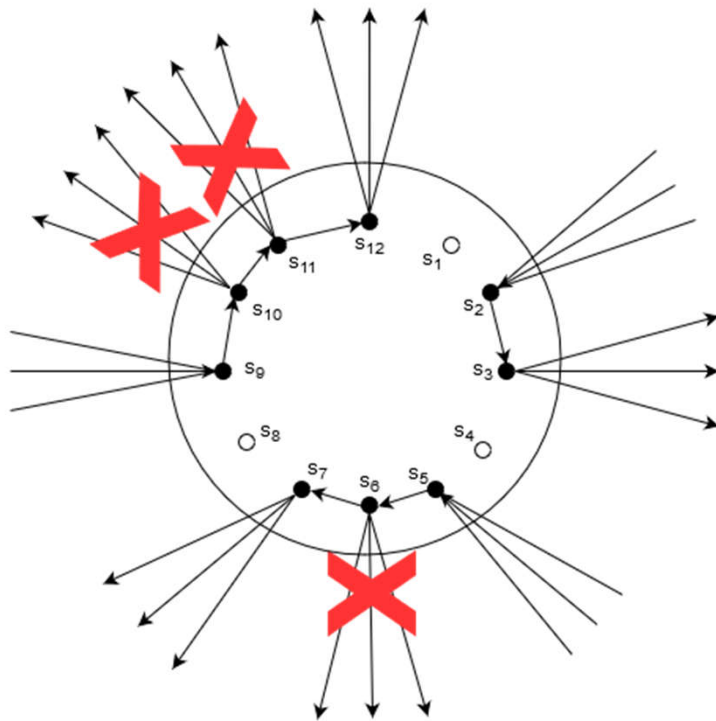
$$\sum_{v \in V} x_{i,j}^v \leq \frac{z_{i,j}}{\varepsilon}$$



VINCOLI EURISTICI

5. Si impone che se un veicolo entra in uno **streak** di servizi di sua competenza, esso non può uscire dal cluster finché non ha finito il servizio.

Streak: insieme di nodi in sequenza servibili da un veicolo v



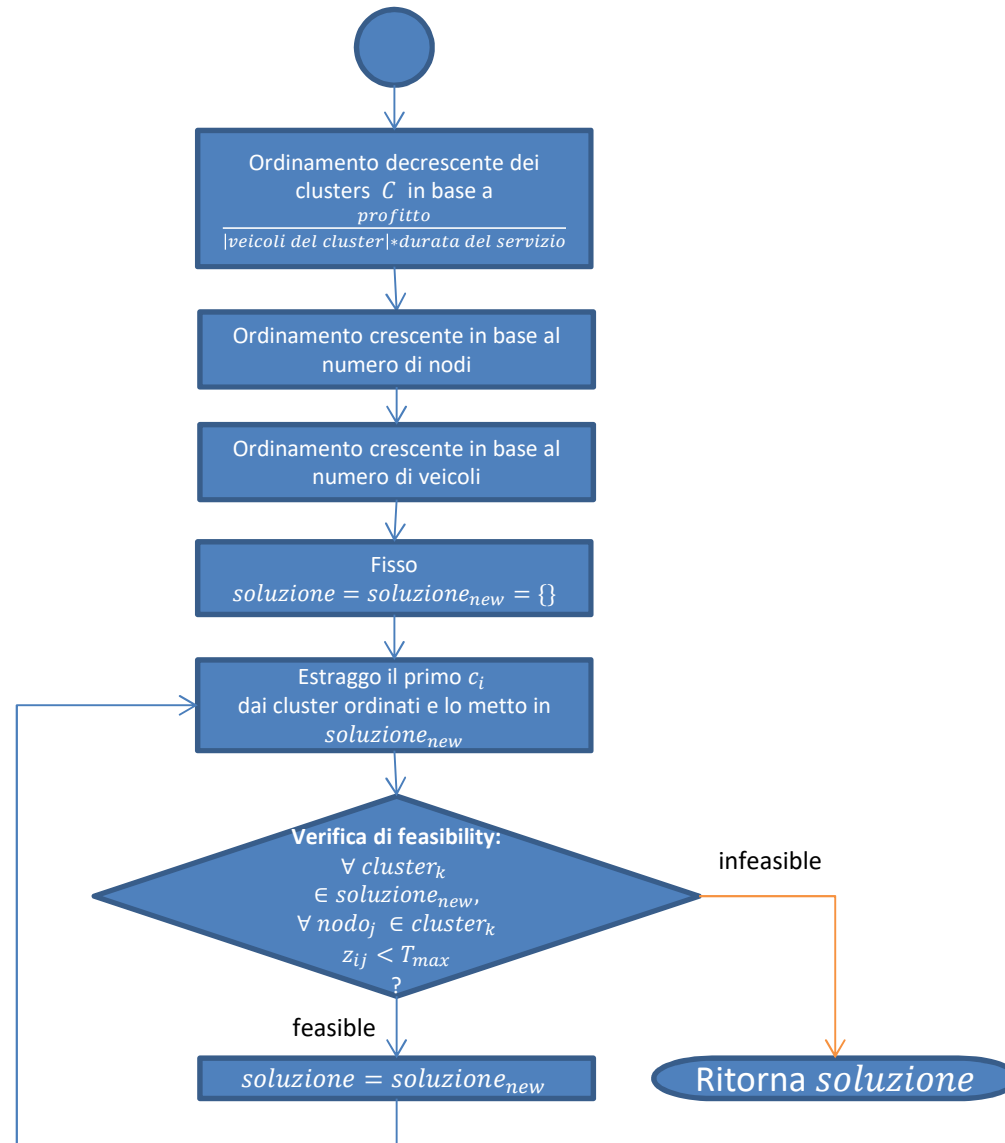
- $\forall \text{cluster} \rightarrow$ lista ordinata di servizi richiesti e
• $\forall \text{veicolo} \rightarrow$ *streaks* che possono essere serviti ininterrottamente in quel cluster da quel veicolo.
- $\forall \text{streak}$ di uno specifico veicolo si rimuovono tutti gli archi che vanno da un nodo (diverso da quello iniziale e quello finale), a un qualsiasi altro nodo, diverso dal successivo in base alle precedenze
- gli archi che incidono sul nodo iniziale e quelli che partono dal nodo finale di uno *Streak* rimangono inalterati.

ALGORITMO COSTRUTTIVO

- **OBIETTIVO:** creare rapidamente soluzione *feasible* per il problema di partenza.
- Generalmente, si definisce una soluzione *infeasible* quando aggiungendo un cluster si viola qualche vincolo (il vincolo restrittivo è quello del tempo, T_{max}).



ALGORITMO COSTRUTTIVO



ALGORITMO COSTRUTTIVO - osservazioni

- c_i indica il cluster, con i pari alla sua posizione nella lista ordinata.
- L'ultimo ordinamento compiuto è quello con priorità maggiore.
- I cluster ordinati sono inseriti in una lista dalla quale possono essere estratti solamente una volta.
- La funzione di ordinamento deve essere stabile, ovvero, quando trova due cluster equivalenti su un attributo, mantiene l'ordinamento relativo precedente.



METAEURISTICA

ALNS = *Adaptive Large Neighborhood Search*

+ Vantaggi:

- Anche la prima implementazione di *Ropke e Pisinger* era su un problema con fi^{AB1} tra temporale limitata
- Maggiore flessibilità rispetto a LNS ^{AB2}
- Elevata diversificazione ^{AB3}
- Possibilità di includere altre metaeuristiche ^{AB4}

≠ Differenze:

- Euristiche di distruzione \equiv Euristiche di inserimento ^{AB6}
- Euristiche di riparazione \equiv Euristiche di rimozione

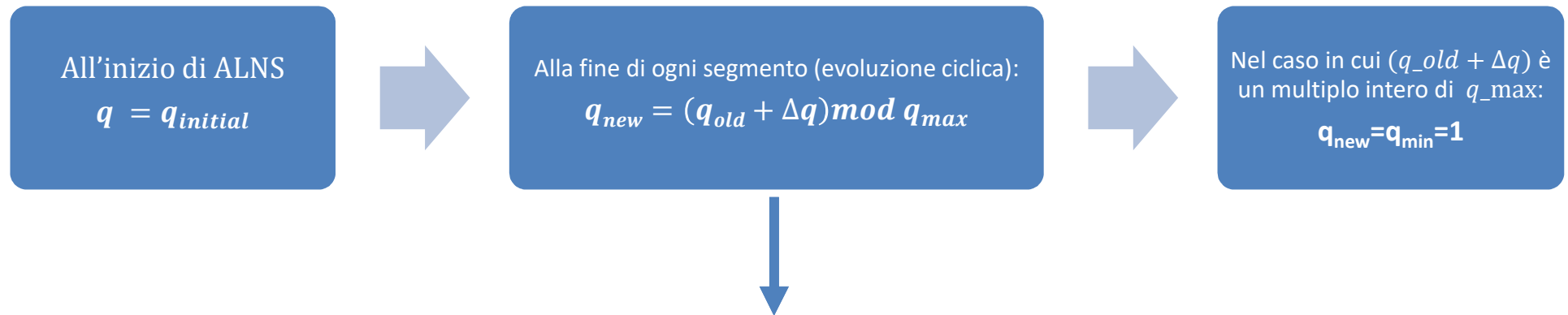


Diapositiva 13

- AB1** Come nel caso del nostro problema. Ropke e Pisinger applicarono la ALNS su un problema di Pickup and Delivery ottenendo eccellenti risultati. Inoltre in letteratura per questa tipologia di problemi si utilizza tipicamente la Tabu search --> abbiamo diversificato.
Angela Beltramelli; 30/01/2018
- AB2** Grazie alla possibilità di usare più euristiche
Angela Beltramelli; 30/01/2018
- AB3** 30-40 % ad ogni passo
Angela Beltramelli; 30/01/2018
- AB4** come alns
Angela Beltramelli; 30/01/2018
- AB6** La ragione di questa variazione è dovuta al fatto che le euristiche di inserimento portano le soluzioni verso l'infeasibility. L'inserimento di un numero eccessivo di cluster da visitare non consente infatti il soddisfacimento del vincolo di tempo.
Angela Beltramelli; 30/01/2018

DEFINIZIONE DI q (grado di distruzione)

q = numero di cluster rimossi ad ogni iterazione



Un segmento termina quando si verifica una di queste:

- Raggiungimento del massimo numero di iterazioni per un segmento
- Raggiungimento del massimo numero di iterazioni senza miglioramento
- xOld ha dimensione nulla
- È finito il tempo concesso all'esecuzione



ESPLORAZIONE PIÙ EFFICIENTE DELLO SPAZIO DELLA RICERCA

Algoritmi di ottimizzazione



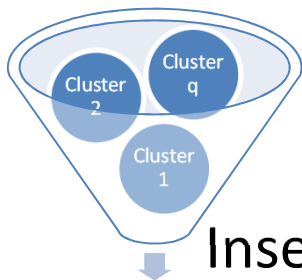
EURISTICHE DI DISTRUZIONE (1/5)

Best Insertion



Inclusione nella soluzione di q cluster in base al rapporto:

$$\frac{\textit{profitto}(c_i)}{\textit{costoTotale}(c_i)}$$



In soluzione

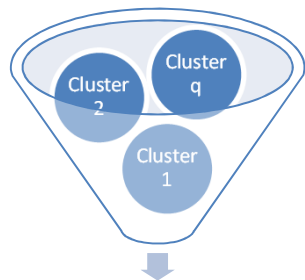
Inserimento dei primi q cluster con rapporto maggiore.

EURISTICHE DI DISTRUZIONE (2/5)

Cost Insertion



Inclusione nella soluzione di q cluster in base al valore:



In soluzione

$costoTotale(c_i)$

Inserimento dei primi q cluster con valore minore.

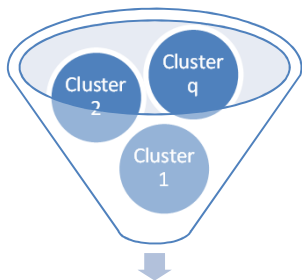
EURISTICHE DI DISTRUZIONE (3/5)

Profit Insertion



Inclusione nella soluzione di q cluster in base al valore:

profitto(c_i)



In soluzione

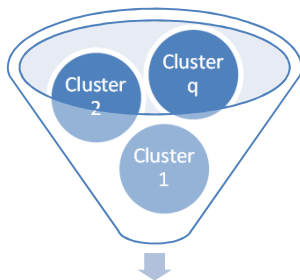
Inserimento dei primi q cluster con valore maggiore.

EURISTICHE DI DISTRUZIONE (4/5)

Random Insertion



Inclusione nella soluzione di q cluster in modo casuale:



In soluzione

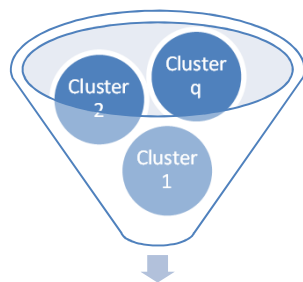


EURISTICHE DI DISTRUZIONE (5/5)

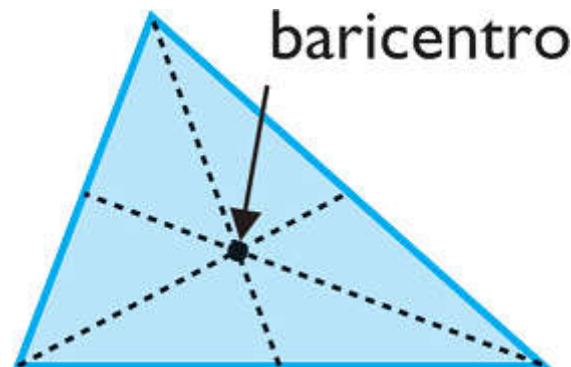
Close to Barycenter Insertion ^{AB8}



Inclusione di q cluster più vicini al baricentro della soluzione da distruggere:



In soluzione



Diapositiva 19

AB8

È un'euristica che consente anche di risolvere, in parte, il problema della generazione di soluzioni infeasible causate dall'inserimento di un cluster così lontano da richiedere la rimozione di un numero eccessivo di cluster per soddisfare i vincoli di tempo.

Angela Beltramelli; 30/01/2018

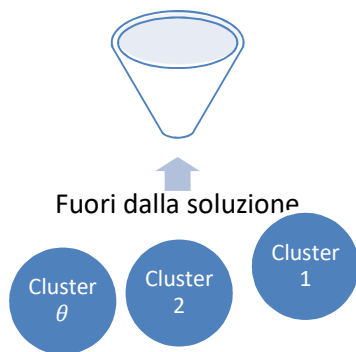
EURISTICHE DI RIPARAZIONE (1/5)

Worst removal



Rimozione dalla soluzione di cluster in base al rapporto:

$$\frac{\text{profitto}(c_i)}{\text{costoTotale}(c_i)}$$



Rimozione dei cluster con rapporto minore.

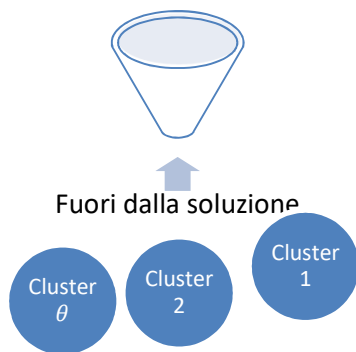
EURISTICHE DI RIPARAZIONE (2/5)

High Cost removal



Rimozione dalla soluzione di cluster in base al valore:

$$\text{costoTotale}(c_i)$$



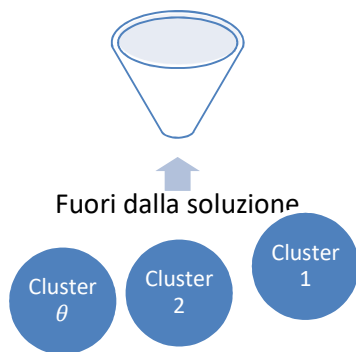
Rimozione dei cluster con valore maggiore.

EURISTICHE DI RIPARAZIONE (3/5)

Random Removal



Rimozione dalla soluzione di cluster in modo casuale:



EURISTICHE DI RIPARAZIONE (4/5)

Travel Time

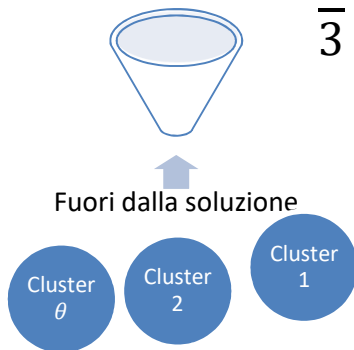


Eliminazione del 1° cluster c_i in base al *Worst removal*,
eliminazione dei $\theta - 1$ cluster che sono più simili al primo scelto (c_i).

Rimozione dalla soluzione di θ cluster in base al rapporto di relatività:

$$\frac{1}{3} (d(i, j) + d(\text{depositoIniziale}, j) + d(j, \text{depositoFinale}))$$

$\begin{cases} i = \text{primo cluster rimosso dalla soluzione} \\ j = \text{cluster su cui valutare la rimozione} \\ d(x, y) = \text{distanza tra } x \text{ e } y \end{cases}$



EURISTICHE DI RIPARAZIONE (5/5)

Vehicle Time



Eliminazione del 1° cluster c_i in base al *Worst removal*,
Rimozione dalla soluzione di $\theta - 1$ cluster in base alla misura di relatività così definita:

1. Per il primo cluster c_i
 $v :=$ veicolo col tempo di servizio massimo in c_i

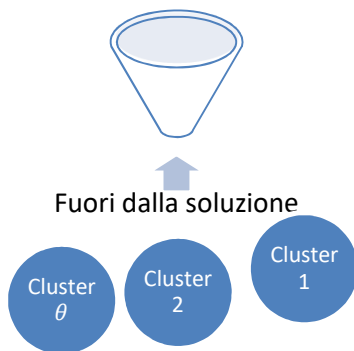
$$ratio(c_i) := \frac{maxCost(v, c_i)}{1 + totalCost(c_i)}$$

2. Per ogni altro cluster c_j con $j \neq i$ in soluzione

$$ratio(c_j) := \frac{maxCost(v, c_j)}{1 + totalCost(c_j)}$$

3. Misura di somiglianza

$$similarity(c_j) = |ratio(c_i) - ratio(c_j)|$$



PESI delle EURISTICHE

All'inizio della ricerca (primo segmento), per ogni euristica
 $P = 1$

Ad ogni iterazione:

$$P_{new} = \lambda P_{old} + (1 - \lambda)\Psi$$

All'inizio di ogni segmento:

$$\begin{aligned} P_{other\ heuristics} &= 1 \\ P_{best\ segment\ heuristics} &= RewardForBestSegmentHeuristics \\ P_{worst\ segment\ heuristics} &= PunishmentForWorstSegmentHeuristics \end{aligned}$$

Dove Ψ è calcolato in funzione dei seguenti parametri:

$$\Psi = \max \begin{cases} \omega_1 & \text{se la nuova soluzione è un ottimo globale} \\ \omega_2 & \text{se la nuova soluzione è migliore di quella corrente} \\ \omega_3 & \text{se la soluzione non è migliore di quella corrente, ma è comunque accettata} \\ \omega_4 & \text{se la soluzione non è migliore di quella corrente e viene rifiutata} \end{cases}$$

CLUSTER ROULETTE (1/4)

Problema riscontrato: tendenza delle funzioni euristiche di destroy/repair a ciclare su soluzioni già viste o non ammissibili

➡ **Soluzione proposta**: meccanismo di memoria a medio termine che renda meno probabili i cicli

Idee di base:

1. **Limitare i cluster a disposizione** per le **euristiche di inserimento** (destroy)
2. Associare ad ogni cluster una **probabilità di estrazione dinamica**
3. **Promuovere molto** l'inserimento di cluster che **migliorano la soluzione**
4. **Promuovere leggermente** i cluster **non inseriti di recente**
5. **Penalizzare molto** i cluster che **peggiorano la soluzione**
6. **Penalizzare leggermente** i cluster **inseriti di recente**
7. **Evitare completamente** i cluster che portano all'**infeasibility**

CLUSTER ROULETTE (2/4)

Nerf Candidates e penalità

⇒ **Nerf Candidates:** clusters che si sono *comportati male*, e che sono stati dunque penalizzati per la maggior parte del tempo

⇒ Si definiscono Nerf candidate se:

$P \leq \text{media} [\text{Probabilità}]$
per una % di tempo pari al *NerfBarrier%* del segmento

⇒ Al segmento successivo inizieranno con una probabilità pari a $\gamma_{punishment}$



CLUSTER ROULETTE (3/4)

Evoluzione dinamica delle probabilità di estrazione

1. Probabilità inizialmente unitaria $P = 1 \quad \forall cluster$;
2. Ad ogni iterazione, dopo destroy & repair:

↓ **a) Cooldown**: per i cluster appena inseriti (**hot cluster**) o rimossi

$$P_{new} = (1 - \gamma_{cooldown}) * P_{old}$$

↑ **b) Warmup**: per i cluster non inseriti (**cold cluster**)

$$P_{new} = (1 - \gamma_{warmup}) * P_{old}$$

3. Alla fine di ogni segmento:

↑ **a) Rimozione di un cooldown** per i clusters che hanno determinato una soluzione migliorativa nella local search

↓↓ **b) Punishment per i nerf candidates**

$$P_{new} = \gamma_{punishment}$$

c) Reset della probabilità per gli altri clusters

$$P_{new} = 1.0$$

CLUSTER ROULETTE (4/4)

Estrazione dei cluster disponibili per un'euristica di inserimento

1. Ad ogni cluster è associata la sua **probabilità di essere disponibile**
2. Valuto la disponibilità ogni cluster con un test
$$random(0,1) \geq p(c_i) ?$$
3. Se supera il test e non è già in soluzione, il cluster è introdotto nella lista

⇒ Cosa succede se la lista è vuota?

- ⇒ Seleziono tutti i clusters che non sono **nerf candidates**
- ⇒ **Nerf candidate** := probabilità minore della media per più di un certo tempo (nel segmento)

⇒ Cosa succede se la lista è *ancora* vuota?

- ⇒ Seleziono tutti i clusters che attualmente hanno una probabilità maggiore della media
- ⇒ Se è ancora vuota, seleziona tutti i cluster non in soluzione
- ⇒ Se tutto il resto fallisce, ritorna una lista vuota

SIMULATED ANNEALING

All'inizio della ricerca:

$$T = T_{iniziale}$$

dove $T_{iniziale}$ pari al doppio della funzione obiettivo della soluzione ottima del rilassamento continuo

Ad ogni iterazione:

$$P_{accettazione} = e^{\frac{c(x^t) - c(x)}{T}}$$

Al termine di ogni iterazione:

$$T_{new} = \alpha \cdot T_{old}$$

Al termine di ogni segmento:

$$T = T_{iniziale}$$

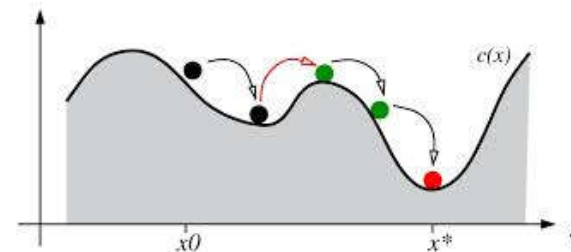
x^t = soluzione trovata

x = soluzione iterazione precedente

$c(x^t) > c(x)$ soluzione migliore $P \geq 1$

$c(x^t) \leq c(x)$ soluzione peggiore $P < 1$

- α troppo grande → discesa rapida senza diversificazione
- α troppo piccolo → discesa lenta senza intensificazione
- $\Rightarrow \alpha$ va commisurato anche alla lunghezza del segmento!



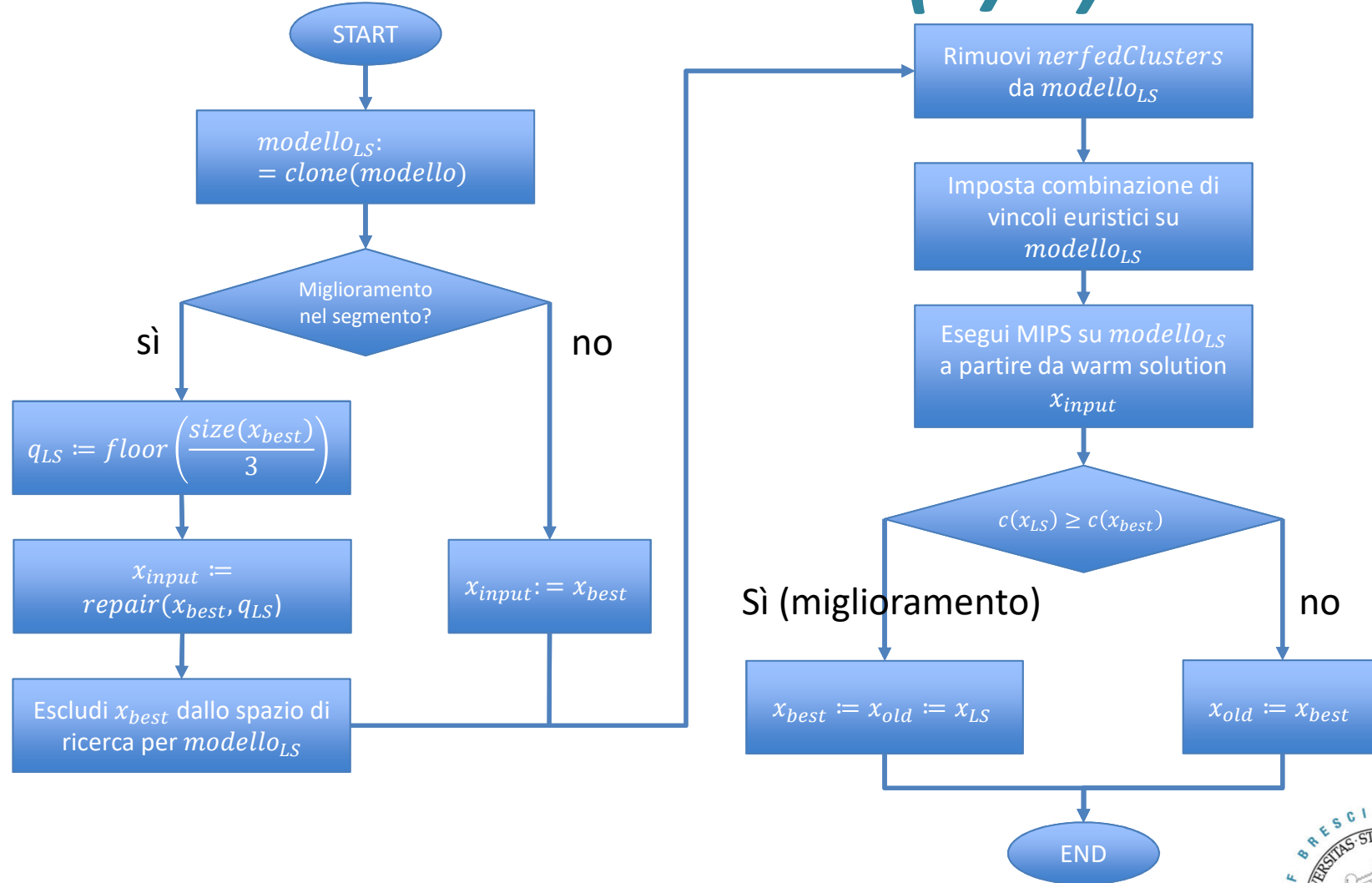
LOCAL SEARCH (1/2)

Applicata **alla fine di ogni segmento** sulla migliore soluzione *feasible xBest* individuata per intensificare la ricerca.

- Modellizzazione matematica di partenza aggiungendo vincoli esatti
- Uso di una **combinazione di vincoli euristici** *feasible* per la sol. costruttiva
- Le **soluzioni dichiarate infeasible con ALNS** sono escluse dallo spazio di ricerca
- I **nerfed clusters** del segmento **sono esclusi** da quelli selezionabili
- Warm start a partire da una porzione di *xBest*

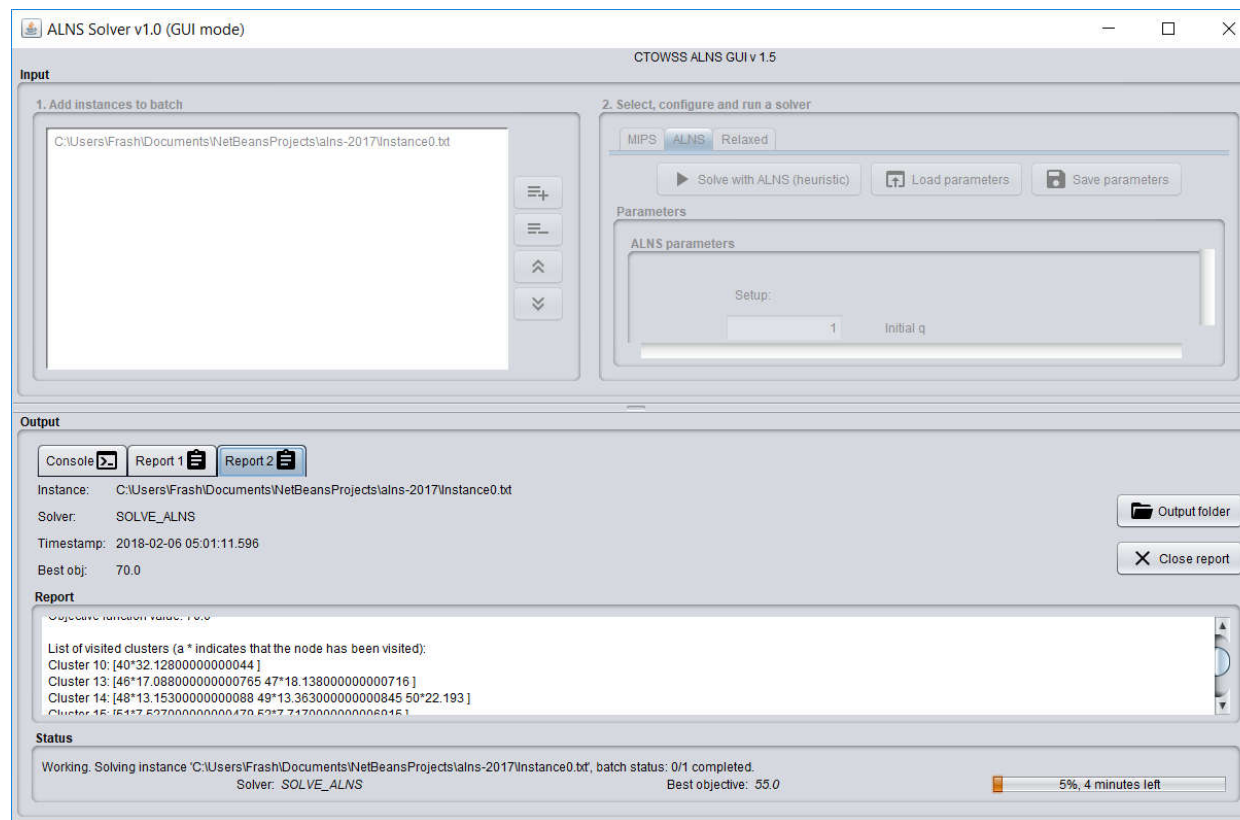


LOCAL SEARCH (2/2)



Interfaccia grafica

- Per agevolare il lavoro dei miei colleghi ho prodotto una GUI
- Essa sarà oggetto di studio nel corso *Interazione Uomo Macchina*



Algoritmi di ottimizzazione

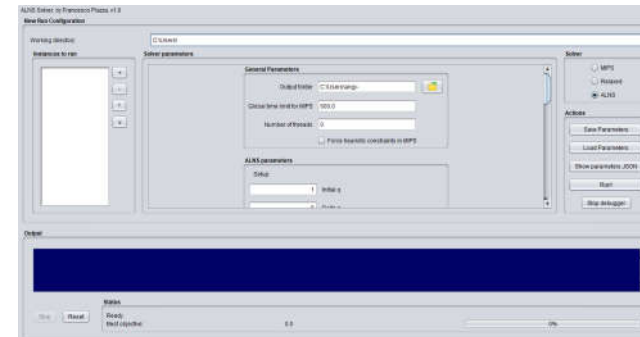


TARATURA DEI PARAMETRI (1/4)

Parametro	Valore	Parametro	Valore
<i>Initial q</i>	1	<i>Nerf Barrier</i>	0,38
<i>Delta q</i>	2	<i>Local search time limit</i>	200
<i>Max Iterations per segment</i>	50	<i>Max MIPS nodes to solve in feasibility check</i>	10000
<i>Max Iterations w/o improvement in a segment</i>	16	<i>Heuristics scores w1</i>	2
<i>Lambda</i>	0,7	<i>Heuristics scores w2</i>	1,5
<i>Alpha</i>	0,7	<i>Heuristics scores w3</i>	0,5
<i>Punishment Gamma</i>	0,6	<i>Heuristics scores w4</i>	0,1
<i>Cooldown Gamma</i>	0,05	<i>Reward for best segment heuristics</i>	1,4
<i>Warmup Gamma</i>	0,005	<i>Punishment for worst segment heuristics</i>	0,6

Criteri della taratura:

- Testato su 2 o 3 valori;
- Tempo del test 600 sec ~ 10 min;
- Parametro di riferimento = miglioramento rispetto al benchmark;
- **Benchmark:** valore della funzione obiettivo fornitaci per le varie istanze
- Ordine di analisi non casuale → prima i parametri più indipendenti.



TARATURA DEI PARAMETRI (2/4)

Initial q

è il grado di distruzione, è alla base di tutta la metaeuristica.



Parametrizzazione:

- a) valore di base 1
- b) 10% del n° di cluster dell'istanza;
- c) 25% del n° di cluster dell'istanza;
- d) 50% del n° di cluster dell'istanza.



Risultati:

- 80% delle istanze → migliore il valore base 1 di q
- 20% delle istanze → migliore il valore pari al 10% del numero di cluster.

Miglioramento medio con la variazione del parametro Initial q = 55%.

Delta q



Parametrizzazione:

- a) valore di base 2
- b) Valore unitario 1
- c) $\Delta q = arr. eccesso \left(\frac{Initial\ q}{(1 + \%rispettoc)} \right) \begin{cases} \%rispettoc\ noto & \text{se } Initial\ q \neq \text{valore base} \\ \Delta q = Initial\ q & \text{se } Initial\ q = \text{valore base} \end{cases}$



Risultati:

- 73,3% delle istanze → migliore il valore base 2 di Delta q
- 3 istanze → migliore il valore unitario
- 4 istanze → migliore il valore in funzione dell' Initial q.

Algoritmi di ottimizzazione



TARATURA DEI PARAMETRI (3/4)

Max Iterations w/o improvement in a segment



Parametrizzazione:

- a) valore di base 16
- b) $MIw/oI = arrotonda(50 \cdot \% \cdot 2)$ $\left\{ \begin{array}{l} \% = \frac{60 \cdot 30}{w \cdot 50 \cdot 20} = \frac{\text{tempo disponibile}}{\text{tempo necessario}} \\ w = arr.ecc\left(\frac{\text{numero di custer} - Initialq}{Deltaq}\right) \rightarrow \text{cluster mancanti} \end{array} \right.$
- c) Valore pari a 5 in base all'istanza 6.2.n



Risultati:

- 60% delle istanze → migliore il valore base 1 di q
- 3 istanze → migliore il valore in funzione di w
- 3 istanze → migliore il valore pari a 5.

Lambda



Parametrizzazione:

- a) valore di base 0,7
- b) $\left\{ \begin{array}{l} se\ MIw/oI \geq 16 \rightarrow \lambda = 0,85 \\ se\ MIw/oI < 16 \rightarrow \lambda = 0,50 \end{array} \right.$
- c) $\left\{ \begin{array}{l} se\ \lambda = 0,50 \rightarrow \lambda = 0,30 \\ se\ \lambda \neq 0,50 \rightarrow \lambda = 0,50 \end{array} \right. \rightarrow \text{decadimento più rapido}$



Risultati:

- 60% delle istanze → migliore il valore base 0,7
- tre istanze → risultati migliori con $\lambda=0,5$
- due istanze → risultati migliori con $\lambda=0,3$
- un'istanza → risultati migliori con $\lambda=0,85$.

Algoritmi di ottimizzazione



TARATURA DEI PARAMETRI (4/4)

Alpha



Parametrizzazione:

- a) valore di base 0,7
- b) $\begin{cases} \text{se } MIw/ol \geq 16 \rightarrow \alpha = 0,85 \\ \text{se } MIw/ol < 16 \rightarrow \alpha = 0,50 \end{cases}$
- c) $\begin{cases} \text{se } \lambda = 0,50 \rightarrow \alpha = 0,30 \\ \text{se } \lambda \neq 0,50 \rightarrow \alpha = 0,50 \end{cases}$



Risultati:

- Nessun miglioramento

Cooldown Gamma e Warmup Gamma



Parametrizzazione:

- a) valore di base 0,05
- b) $\begin{cases} \text{se } miglioram_{base} < miglioram_{medio} \rightarrow = 0,1 \\ \text{se } miglioram_{base} \geq miglioram_{medio} \rightarrow = 0,025 \end{cases}$
- c) $\begin{cases} \text{se } miglioram_{base} < miglioram_{medio} \rightarrow = 0,2 \\ \text{se } miglioram_{base} \geq miglioram_{medio} \rightarrow = 0,0125 \end{cases}$



Risultati:

- 73,3% delle istanze \rightarrow migliore il valore base 0,05
- 4 istanze \rightarrow migliore il valore determinato con c)

Parametrizzazione:

- a) valore di base 0,005
- b) $\begin{cases} \text{se } miglioram_{base} \geq miglioram_{medio} \rightarrow = 0,01 \\ \text{se } miglioram_{base} < miglioram_{medio} \rightarrow = 0,0025 \end{cases}$
- c) $\begin{cases} \text{se } miglioram_{base} \geq miglioram_{medio} \rightarrow = 0,02 \\ \text{se } miglioram_{base} < miglioram_{medio} \rightarrow = 0,00125 \end{cases}$

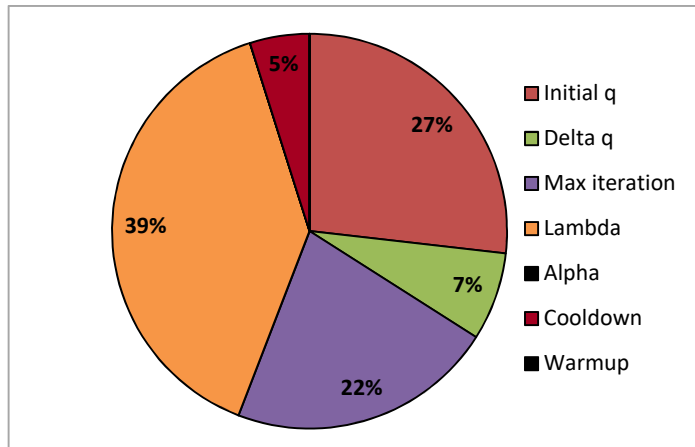
Risultati:

- Nessun miglioramento



TARATURA

RISULTATI COMPLESSIVI



La parametrizzazione di *Alpha* e *Warmup Gamma* non ha portato ad alcun miglioramento!

		Delta q		Max Iteration w/o		Lambda	
		Base	36%	Base	38%	Base	46%
Initial q		Valore=1	12%	In funzione di w	27%	In funzione di Max iter	25%
Base	27%	in funzione di %rispettoc	14%	Valore =5	20%	In base al valore precedente	45%
10%	7%	Alpha		CooldownGamma		Warmup Gamma	
25%	-7%	Base	58%	Base	58%	Base	58%
50%	-14%	In funzione di Max iter	22%	In funzione di miglioramento%	36%	In funzione di miglioramento%	40%
		In base al valore precedente	15%	In funzione di miglioramento%	24%	In funzione di miglioramento%	21%

Da un miglioramento medio del 27% rispetto al benchmark



a un miglioramento del 58%

Algoritmi di ottimizzazione

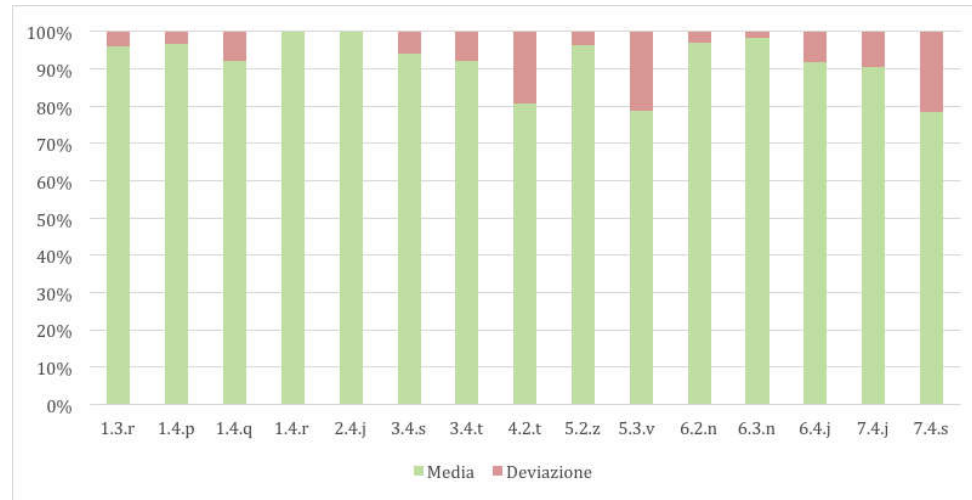


ANALISI (1/4)

- 3 test di 30 minuti per ogni istanza.
- Per ogni istanza calcolo di media e deviazione standard dei tre valori ottenuti della funzione obiettivo.

→ Poca variabilità

→ Dev. max 27% rispetto alla media



Analisi più approfondita

→ Miglioramento medio rispetto al benchmark

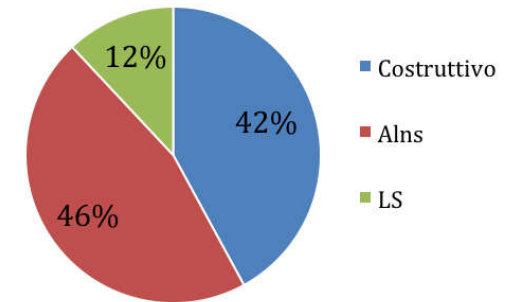
- + 62,27% considerando la soluzione migliore per ciascuna istanza
- + 46,76% nel caso in cui si considerino i valori medi.

→ 2 istanze non raggiungono mai il benchmark (istanze piccole)

ANALISI (2/4)

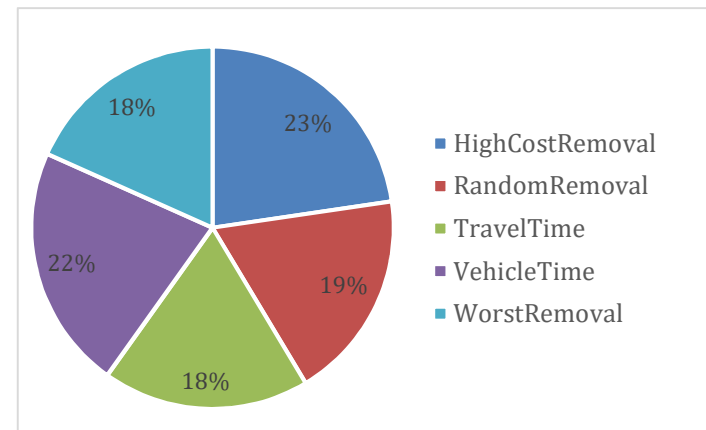
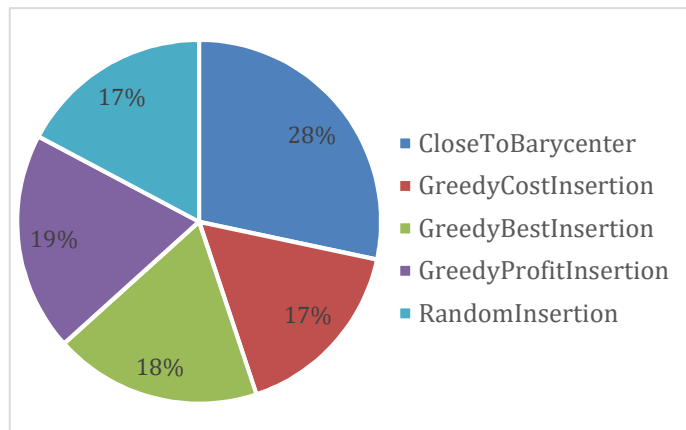
Impatto sulla determinazione della soluzione finale:

- ALNS fondamentale per raggiungimento delle soluzioni ottenute.
- Algoritmo costruttivo compromesso tra efficacia ed efficienza
- Influenza Local Search limitata (intensificazione)



Approfondimento performance ALNS:

- Omogeneità di selezione euristiche di inserimento e rimozione.
- Operatori random influenza più contenuta rispetto a quelli tradizionali.



Algoritmi di ottimizzazione

ANALISI (3/4)

Analisi meccanismo di aggiornamento dei punteggi delle euristiche:








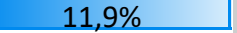









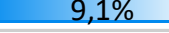






- Forte omogeneità dei pesi
- Penalizzazione degli operatori random, “WorstRemoval” e “GreedyBestInsertion”
- Favorite le euristiche più conformate al problema.

<i>Euristiche di Rimozione</i>	<i>Peso new</i>	<i>Euristiche di Inserimento</i>	<i>Peso New</i>
HighCostRemoval	0,94	CloseToBarycenter	0,95
RandomRemoval	0,83	GreedyCostInsertion	0,83
TravelTime	0,86	GreedyBestInsertion	0,68
VehicleTime	0,86	GreedyProfitInsertion	0,91
WorstRemoval	0,81	RandomInsertion	0,81
Soluzioni peggiori accettate		42,96%	
Soluzioni peggiori non accettate		57,04%	

Simulated Annealing → rispettato l’obiettivo di diversificare la ricerca all’inizio di ogni segmento → accettazione di soluzioni peggiorative.

ANALISI (4/4)

Valutazione efficacia di ciascuna coppia di euristiche che hanno comportato un miglioramento della funzione obiettivo, estratta durante la ricerca.

	HighCostRemoval	RandomRemoval	TravelTime	VehicleTime	WorstRemoval
CloseToBarycenter	 3,7%	 6,4%	 8,1%	 4,0%	 2,7%
GreedyCostInsertion	 0,5%	-	 1,4%	 11,9%	 5,0%
GreedyBestInsertion	 1,3%	 5,0%	 2,1%	 2,4%	 4,0%
GreedyProfitInsertion	 2,8%	 3,7%	 2,0%	 9,1%	 10,2%
RandomInsertion	 2,4%	 2,8%	 1,2%	 5,3%	 2,1%

UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI BRESCIA

The logo of the University of Brescia Health & Wealth is a circular emblem. It features a detailed illustration of a cityscape with various buildings, including a prominent church with a dome and a tower. The text "UNIVERSITAS · STUDIORUM · BRIXTAE" is inscribed within the inner circle of the emblem. Surrounding this inner circle is a larger ring containing the text "UNIVERSITY OF BRESCIA - HEALTH & WEALTH".

**Grazie per
l'attenzione**

**Angela Beltramelli (704849) – Davide Lonati (705990) – Caterina Pezzaioli (705405) –
Francesco Piazza (77205) – Francesca Varisco (706104) - Giulia Zanoni (706021)**