

# Problem lokacije k postrojenja sa kapacitetima

Seminarski rad u okviru kursa  
Matematičko programiranje i optimizacija  
Matematički fakultet

Student: Miloš Manić 1087/2014

Nastavnik: dr Zorica Stanimirović

Problem br: 14

Metode: Genetski algoritmi, iterativna lokalna pretraga i njihova hibridizacija

9. april 2015.

## Sažetak

U ovom radu se ispituje primena različitih heurističkih metoda na problem lokacije k postrojenja sa kapacitetima (*eng. Hard capacitated k-facility location problem*). U problemu je dat skup klijenata sa potražnjom i skup postrojenja sa kapacitetima, kao i parametar  $k$ . Cilj pri rešavanju je otvoriti najviše  $k$  postrojenja tako da se opsluže potražnje svih klijenata uz minimizovanje cene otvaranja postrojenja i opsluživanja klijenata.

Za rešavanje se koriste prilagođene metaheuristike koje obuhvataju genetske algoritme i iterativnu lokalnu pretragu. U radu se takođe testiraju dve hibridne metode koje kao sastavne delove sadrže ove dve metode.

Na kraju slede eksperimentalni rezultati, koji prikazuju rezultate testiranja na modifikovanim postojećim instancama za probleme lokacije postrojenja. Analiza rezultata potvrđuje da su hibridne metode skoro generalno bolje rešenje od njihovih jednostavnijih delova, kao i da se za instance problema sa velikim dimenzijama isplati koristiti metaheuristike umesto egzaktnih metoda, kada su resursi ograničeni.

**Ključne reči:** Hard capacitated k-facility location problem, CKFL, CFLP, optimizacija, metaheuristike, genetski algoritmi, iterativna lokalna pretraga, hibridne heuristike

# Sadržaj

<b>1</b>	<b>Problem</b>	<b>3</b>
1.1	Matematička formulacija problema . . . . .	3
1.2	Primena . . . . .	3
1.3	Postojeći načini rešavanja . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Heuristike</b>	<b>4</b>
2.1	Genetski algoritmi . . . . .	4
2.1.1	Prilagođeni genetski algoritam za rešavanje CKFL . . . . .	5
2.2	Iterativna lokalna pretraga . . . . .	6
2.2.1	Prilagođena iterativna lokalna pretraga za rešavanje CKFL . . . . .	7
2.3	Hibridizacija . . . . .	7
<b>3</b>	<b>Eksperimentalni rezultati</b>	<b>8</b>
3.1	Instance . . . . .	8
3.2	Rezultati . . . . .	10
3.3	Analiza rezultata . . . . .	18
<b>4</b>	<b>Zaključak</b>	<b>19</b>
	<b>Literatura</b>	<b>19</b>

# 1 Problem

Za problem lokacije k postrojenja sa kapacitetima( *eng. Capacitated k-facility location problem, CKFL*) dat je skup klijenata  $D$  i skup potencijalnih postrojenja  $F$  (lokacija na kojima se može izgraditi postrojenje) [1].

- a) Svako postrojenje  $i \in F$  ima kapacitet  $s_i$
- b) Izgradnja postrojenja  $i \in F$  košta  $f_i$
- c) Svaki klijent  $j \in D$  ima potražnju  $d_j$
- d) Slanje  $x_{ij}$  jedinica robe od postrojenja  $i$  do klijenta  $j$  košta  $c_{ij}x_{ij}$ , gde je  $c_{ij}$  jedinica cena proporcionalna rastojanju između  $i$  i  $j$
- e) Na svakoj potencijalnoj lokaciji  $i \in F$  može se izgraditi najviše jedno postrojenje
- f) Bez gubitka opštosti može se smatrati da su cene izgradnje  $f_i$ , kapaciteti  $s_i$ , i potražnje  $d_j$  celi brojevi

Cilj je opslužiti sve klijente koristeći najviše  $k$  postrojenja sa što manjim(minimalnim) troškovima izgradnje postrojenja i dopremanja robe.

## 1.1 Matematička formulacija problema

CKFL se može formulisati kao sledeći *Mixed Integer Problem(MIP)* gde promenljiva  $x_{ij}$  označava količinu potražnje klijenta  $j$  koja je opslužena postrojenjem  $i$ , a  $y_i$  označava da li je postrojenje  $i$  otvoreno[1]:

$$\min \sum_{i \in F} \sum_{j \in D} c_{ij}x_{ij} + \sum_{j \in F} f_i y_i \quad (1)$$

$$\text{subject to : } \sum_{i \in F} x_{ij} = d_j, \forall j \in D, \quad (2)$$

$$\sum_{j \in D} x_{ij} \leq s_i y_i, \forall i \in F, \quad (3)$$

$$\sum_{i \in F} y_i \leq k, \quad (4)$$

$$x_{ij} \geq 0, \forall i \in F, \forall j \in D, \quad (5)$$

$$y_i \in \{0, 1\}, \forall i \in F \quad (6)$$

## 1.2 Primena

Kao što ime kaže ovakvi problemi se javljaju prilikom planiranja postavljanja postrojenja i prostornog planiranja.

Neke od primera primena obuhvataju[9]:

- Optimizacija rasporeda zgrada u fabričkom postrojenju,
- Nalaženje rasporeda skladišta nekog prodajnog lanca,
- Planiranje lokacija bitnih gradskih ustanova(bolnice, vatrogasne stanice ...),
- Planiranje lokacija baznih stanica za bežične mreže,
- Raspored elemenata na čipu radi optimalne jačine signala prilikom VLSI dizajna,

### 1.3 Postojeći načini rešavanja

Pored korišćenja egzaktних metoda kao što su metode linearnog programiranja, problem je rešavan raznim heuristikama. Neke od najkorišćenijih pristupa su[8]:

- Lokalna pretraga i varijacije
- Pohlepne heuristike
- Tabu pretraga
- Genetski algoritmi

## 2 Heuristike

U radu će se primeniti jedna P-heuristika, genetski algoritam, jedna S-heuristika, iterativna lokalna pretraga, i dve hibridne, genetski algoritam poboljšan iterativnom lokalnom pretragom u poslednjoj generaciji i na generacijskom nivou.

### 2.1 Genetski algoritmi

Genetski algoritam je metaheuristika inspirisana procesom prirodne selekcije koji pripada klasi evolucionih algoritama. Bazira se na operatorima koji su inspirisani prirodom kao što su mutacija, ukrštanje i selekcija[6].

Genetski algoritam radi nad populacijom kandidata rešenja(jedinke, rešenja, fenotipi) koja imaju određene karakteristike koje se predstavljaju nekim kodiranjem(uobičajeno nizom nula i jedinica) koje se naziva genotip.[10] Prilagođenost(*eng. fitness*) je mera koja se računa u odnosu na problem koji se rešava i u direktnoj je relaciji sa rešenjem problema(uglavnom se na neki pohlepan način dolazi od genotipa do rešenja problema koji se rešava i rešenje problema se, uz neke transformacije koristi kao prilagođenost).

Opšti koraci u genetskom algoritmu su sledeći:

1. Inicijalizacija:  
Generisanje početnih rešenja(jedinki) koja će se naknadno poboljšavati kroz algoritam,
2. Mutacija:  
Menjanje jednog ili više nasumičnih vrednosti genotipa neke jedinke.  
Primeri:
  - *bit string* mutacija: bitovi genotipa se nasumično menjaju sa određenom verovatnoćom na nasumičnim mestima
  - *uniformna* mutacija: menja se vrednost izabrane jedinke za novu nasumično generisanu jedinku
  - *Swap* mutacija: razmenjuju se vrednosti 2 proizvoljne lokacije
  - *Scramble*: nekoliko spojenih pozicija se permutuje
3. Selekcija:  
Odabir određenih jedinki koje će učestvovati u ukrštanju. Prilagođenost, kao i u prirodi ima veliki uticaj na selekciju. Primeri:
  - Ruletska selekcija: Svaka jedinka dobije verovatnoću odabira proporcionalnu njenoj prilagođenosti
  - Rangovska selekcija: Svaka jedinka dobije verovatnoću odabira proporcionalnu njenom rangom prilagođenosti

- Stohastičko univerzalno sampliranje: Svaka jedinka je jednako verovatno odabrana
  - Turnirska selekcija: Za svaku odabranu jedinku se održava turnir u kome pobeđuje najprilagođenija jedinka
4. Ukrštanje
- Izabrane jedinke se ukrštaju tako što se kombinuju njihovi genotipi za dobijanje novih jedinki. Primeri:
- *one-point* ukrštanje: genomi dve jedinke se seku u jednoj tački i razmenjuju se sadržaji genome- levi deo prve jedinke sa levim druge i desni prve sa desnim druge
  - *n-point* ukrštanje: genotipi se seku u n tačaka i odgovarajući delovi se uzimaju za rezultujuću jedinku naizmenično
  - *uniformno* ukrštanje: za svaku poziciju u reprezentaciji se nasumično bira da li će da bude uzeta od jednog ili drugog roditelja
5. Prekid:
- Proces se prekida kada je neki kriterijum prekida ispunjen. Neki od čestih kriterijuma:
- Fiksni broj generacija je dostignut,
  - Vrednost prilagođenosti je dostigla plato, i naredne iteracije ne daju bolje rezultate,
  - Neki drugi kriterijum je dostignut (dovoljno dobro rešenje je nađeno),
  - Resursi su istrošeni (memorija, vreme izvršavanja ...),
  - Ručni prekid

Obično se koristi neka kombinacija navedenih kriterijuma i drugih.

Koraci 2-4 se ponavljaju sve dok se ne ispunji neki kriterijum prekida.

Jedinke dobijene operatorima se ponekad prilagođavaju, tj od neispravnih rešenja se prave ispravna. Recimo, ako jedinka ima previše jedinica u reprezentaciji smanjuje se njihov broj nekim postupkom, i analogno za nule. Takvi postupci mogu biti deterministički ili stohastički.

Za pravovremenu konvergenciju algoritma takode je bitna strategija zamene jedinki iz generacije u generaciju[3]:

- Generacijski genetski algoritmi - sve jedinke u populaciji se zamenjuju novom generacijom
- Stacionarni genetski algoritmi - samo deo populacije se zamenjuje
- Elitistički genetski algoritmi - odabrane jedinke (elitne) se prebacuju direktno u sledeću generaciju, a sve ostale se menjaju.

### 2.1.1 Prilagođeni genetski algoritam za rešavanje CKFL

Za rešavanje problema je korišćen genetski algoritam sa sledećim osobinama:

- **Generisanje početnih jedinki:** Nasumični nizovi nula i jedinica po uniformnoj raspodeli sve do dobijanja 150 ispravnih jedinki
  - Ako posle 150 pokušaja nije uspeo generisanje nijedne jedinke problem se proglašava za nerešiv
- **Selekcija:** Koristi se rangovska selekcija i bira se 50 jedinki
- **Ukrštanje:** Koristi se uniformno ukrštanje za dobijanje 100 jedinki sa nasumičnim roditeljima

- **Mutacija:** Koristi se bit-string mutacija sa verovatnoćama prelaza sa 0 u 1 i obrnuto jednakim 0.1
- **Prilagodjavanje:** Ako jedinka ima više otvorenih postrojenja nego što je dozvoljeno postrojenja se uklanjaju nasumično sve dok se ne stigne ili do ispravne jedinke ili do jedinke koja ima premali kapacitet. Jedinka koja ima premali kapacitet se smatra neispravnom i ne ispravlja se.
- **Strategija zamene:** Koristi se elitistička strategija sa 10 elitnih jedinki
- **Računanje prilagođenosti:** Prilagođenost se računa na pohlepan način tako što se daje prioritet klijentima sa najmanjom potražnjom
- **Kriterijum zaustavljanja:** Genetski algoritam se zaustavlja posle 50 generacija.

## 2.2 Iterativna lokalna pretraga

Iterativna lokalna pretraga (*eng. iterated local search*) je heuristika koja generiše niz rešenja generisanih unutrašnjom heuristikom (neka varijanta lokalne pretrage), čime se dobijaju kvalitetnija rešenja od prostog ponavljanja te heuristike [5]. Proces se sastoji iz dva globalna koraka:

1. Perturbacija rešenja dobijenog lokalnom pretragom
2. Lokalna pretraga počev od modifikovanog rešenja

Ovi koraci se ponavljaju sve dok se ne dostigne neki kriterijum zaustavljanja (fiksni broj iteracija, dostignut plato minimalne vrednosti ...)

Na kraju svake iteracije je izabrana jedna instanca između modifikovane i instance dobijene u prethodnoj iteraciji. Na osnovu kriterijuma prihvatanja instanci se formira putanja (*eng. walk*) do izabranog najboljeg rešenja, neki od čestih izbora su:

- *Better:* Izabrati uvek bolje rešenje
- *Random:* Izabrati uvek novo rešenje
- *Restart:* Generisati novo rešenje ako se rešenje nije poboljšalo u prethodnih  $n$  iteracija
- Nasumično izabrati jedno od ponuđenih rešenja iz prethodnih  $n$  iteracija.

Prva dva primera kriterijuma prihvatanja su određena samo trenutnim izborom i na njih ne utiču prethodne iteracije. Putanje koje se prave takvim kriterijumima se zovu Markovljeve putanje (*eng. Markovian walks, Markovian chains*). Pošto poslednja dva primera uključuju u odluku prethodnih  $n$  iteracija, oni ne prave Markovljeve putanje.

Snaga i oblik perturbacije su takođe bitni i od njih zavisi uspešnost iterativne lokalne pretrage. Iterativna lokalna pretraga izbegava zadržavanje na istom lokalnom optimumu tako što primenjuje perturbacije. Snaga perturbacije treba biti dovoljna da ne možemo da se lokalnom pretragom vratimo na prethodno rešenje, dakle potrebno je izvršiti modifikaciju koja je većeg reda od lokalne pretrage. S druge strane, ako snaga perturbacije bude prevelika, iterativna lokalna pretraga se ponaša kao multistart pretraga (*eng. Multistart local search*), pa se bolja rešenja nalaze sa manjom verovatnoćom.

Neki od primera za perturbacije nad binarnom reprezentacijom rešenja:

- *n-flip*: Komplementiranje  $n$  nasumičnih bitova u reprezentaciji rešenja (U zavisnosti od lokalne pretrage, na primer ako je prostor lokalne pretrage  $n$ -flip, tada perturbacija mora da bude bar  $n+1$ -flip)
- *n-switch*: zamena vrednosti dva nasumična bita međusobno  $n$  puta
- permutacija  $n$  nasumičnih bitova
- ...

Takodje, perturbacije mogu biti adaptivne tako što se snaga perturbacije određuje na osnovu prethodnih rešenja, recimo, ako se rešenje nije poboljšalo nekoliko iteracija, povećava se snaga iteracije (recimo sa 2-flip na 3-flip).

Dakle, procedura iterativne lokalne pretrage na visokom nivou može se opisati na sledeći način:

---

```

1  procedure IteratedLocalSearch :
2      s_0 ← GenerateInitialSolution ;
3      s* ← LocalSearch (s_0) ;
4      repeat :
5          s' ← Perturbation (s*, history) ;
6          s* ← LocalSearch (s') ;
7          s* ← AcceptanceCriterion (s*, s', history) ;
8      until (termination condition met)
9  end

```

---

Kriterijumi zaustavljanja mogu da budu bazirani na broju iteracija, vremenu ili nekom drugom resursu, platou minimalne vrednosti, itd.

### 2.2.1 Prilagođena iterativna lokalna pretraga za rešavanje CKFL

Za rešavanje problema je korišćena iterativna lokalna pretraga sa sledećim karakteristikama:

- **Generisanje početnog rešenja**: Na slučajan način se raspoređuje nasumičan broj jedinica manji od  $k$  po reprezentaciji rešenja.
  - Ako se posle 10000 pokušaja ne dobije rešenje problem se proglašava nerešivim.
- **Lokalna pretraga**: Pretražuje se u okolini rešenja sa jednim različitim bitom u odnosu na početno (*1-flip*)
- **Perturbacija**: Koristi se adaptivna perturbacija sa uzajamnom razmenom dva nasumična bita (*1-switch*) sa 50 maksimalnih perturbacija, verovatnoća sledeće uzastopne perturbacije raste za 0.01 po iteraciji od iteracije u kojoj je dobijeno trenutno maksimalno rešenje
- **Kriterijum prihvatanja**:: Uzima se bolje rešenje (*Better walk*), uz restartovanje posle 500 iteracija platoa vrednosti (*Restart walk*)
- **Kriterijum zaustavljanja**: Zaustavlja se posle 1000 iteracija

## 2.3 Hibridizacija

Genetski algoritmi i iterativna lokalna pretraga se mogu kombinovati na nekoliko načina. Jedan od njih je korišćenje genetskog algoritma za dobijanje populacije rešenja pa korišćenje iterativne lokalne pretrage za poboljšavanje tih rešenja. Drugi način je u poboljšavati deo svake generacije iterativnom lokalnom pretragom i ubacivati poboljšane jedinke u

generaciju, takva varijacija genetskog algoritma se zove memetski algoritam (*eng. Memetic algorithm*) [7]. U ovom radu su prikazani rezultati obe metode. U prvoj metodi se primenjivala iterativna lokalna pretraga na sve jedinke rezultujuće populacije genetskog algoritma. U memetskom algoritmu je zbog performansi izvršavana iterativna lokalna pretraga samo na prvih 10 jedinki, uz pamćenje vrednosti za jedinke koje se održe kroz generacije.

### 3 Eksperimentalni rezultati

Opisani metodi su implementirani u jeziku *c#* i *.NET* okruženju. Za rad je korišćen Visual Studio Ultimate 2013. Za dobijanje egzaktnog rešenja korišćen je *IBM ILOG CPLEX Teaching Edition 12.1*, čije je vreme izvršavanja po instanci ograničeno na 4 sata. Za testiranje je korišćen računar sa *Intel i7* procesorom na *3.1GHz* i *8GB RAM* memorije. Aplikacija je izvršavana na jednom jezgri (bez paralelizacije) zato što strukture korišćene pri implementaciji nisu bile bezbedne za paralelni rad (*thread-safe*).

Sve metode su sa svim instancama testirane po 20 puta sa različitim *random seed* vrednostima. *Random seed* vrednosti su dobijene pomoću drugog nasumičnog niza po sledećoj proceduri:

---

```

1 procedure testing (c):
2     Random a=new Random(c);
3     for 1 to 20 do:
4         Random b=new Random(seed=a.next());
5         test(random=b);
6     end;
7 end.
```

---

#### 3.1 Instance

Korišćene su već postojeće instance za CFL (*capacitated facility location*) problem, uz dodat parametar *k*. Za skup malih instanci i za skup instanci najvećih dimezija je korišćen skup instanci koji je generisan od strane J.E. Beasley-a [2], dok je za skup srednjih instanci korišćen skup generisan od strane K. Holmberg-a, M. Ronnqvist-a i D. Yuan-a [4].

Da bi se izabralo odgovarajuće *k* korišćen je algoritam za izdvajanje optimalnih rešenja za različite vrednosti *k* čiji je pseudokod prikazan:

---

```

1 for each instance
2     bestSolution=executeProblem(k=m);
3     for j=1 to m:
4         sol=executeProblem(k=j);
5         if (unfeasable)
6             continue;
7         if (sol is the optimal solution):
8             if (sol=bestSolution):
9                 break;
10                log(sol);
11    end;
12 end.
```

---

Dalje se na osnovu upisanih rezultata (*log-a*) bira instanca sa odgovarajućom vrednošću parametra *k*. Pošto ima mnogo više potencijalnih instanci nego što je potrebno, instance sa sličnim osobinama i rezultatima se odbacuju, a ako neka instanca ispoljava "zanimljive" osobine, uzima se više puta sa odgovarajućim vrednostima parametra *k*. U tabelama koje



selede su prikazane karakteristike instanci koje su korišćene za testiranje.  
Zvezdicom su označene instance čije rešenje ne postoji.

Tabela 1: Instance malih dimenzija.

Instanca	n	m	k
<i>cap101</i>	50	25	2
<i>cap102</i>	50	25	2
<i>cap103</i>	50	25	2
<i>cap104</i>	50	25	2
<i>cap121</i>	50	50	4
<i>cap122</i>	50	50	4
<i>cap123</i>	50	50	4
<i>cap124</i>	50	50	4
<i>cap131</i>	50	50	2
<i>cap132</i>	50	50	2
<i>cap133</i>	50	50	2
<i>cap134</i>	50	50	2
<i>cap61</i>	50	16	4
<i>cap62</i>	50	16	4
<i>cap63</i>	50	16	4
<i>cap64</i>	50	16	4
<i>cap71</i>	50	16	2
<i>cap72</i>	50	16	2
<i>cap73</i>	50	16	2
<i>cap74</i>	50	16	2
<i>cap91</i>	50	25	4
<i>cap92</i>	50	25	4
<i>cap93</i>	50	25	4
<i>cap94</i>	50	25	4

Tabela 2: Instance srednjih dimenzija.

Instanca	n	m	k
<i>pn56</i>	200	30	16
<i>pn56<sub>1</sub></i>	200	30	20
<i>pn56<sub>2</sub></i>	200	30	30
<i>pn57</i>	200	30	16
<i>pn58</i>	200	30	16
<i>pn59</i>	200	30	16
<i>pn60</i>	200	30	11
<i>pn61</i>	200	30	11
<i>pn62</i>	200	30	11
<i>pn63</i>	200	30	11
<i>pn64</i>	200	30	8
<i>pn65</i>	200	30	8
<i>pn66</i>	200	30	8
<i>pn67</i>	200	30	11
<i>pn68</i>	200	30	9
<i>pn69</i>	200	30	9
<i>pn69<sub>1</sub></i>	200	30	10
<i>pn69<sub>2</sub>*</i>	200	30	8
<i>pn70</i>	200	30	9

Tabela 3: Instance velikih dimenzija.

Instanca	n	m	k
<i>capa1</i>	1000	100	7
<i>capa1<sub>1</sub></i>	1000	100	8
<i>capa1<sub>2</sub></i>	1000	100	9
<i>capa1<sub>3</sub></i>	1000	100	10
<i>capa1<sub>4</sub></i>	1000	100	11
<i>capa1<sub>5</sub></i>	1000	100	100
<i>capa1<sub>6</sub>*</i>	1000	100	6
<i>capa2</i>	1000	100	8
<i>capa2<sub>1</sub></i>	1000	100	100
<i>capa3</i>	1000	100	8
<i>capa3<sub>1</sub></i>	1000	100	100
<i>capa4</i>	1000	100	8
<i>capa4<sub>1</sub></i>	1000	100	100
<i>capb1</i>	1000	100	11
<i>capb1<sub>1</sub></i>	1000	100	100
<i>capb2</i>	1000	100	9
<i>capb2<sub>1</sub></i>	1000	100	100
<i>capb3</i>	1000	100	8
<i>capb3<sub>1</sub></i>	1000	100	100
<i>capb4</i>	1000	100	8

### 3.2 Rezultati

U tabeli 4 su sabrani rezultati testiranja. CPLEX rezultati imaju samo kolonu rešenja i zvezdica pored rešenja označava da je to rešenje dobijeno po isteku 4 sata i nije optimalno.

- Kolona *sol* označava srednju vrednost rešenja u slučaju metaheuristika nađenu iz svih izvršavanja sa različitim *random seed-om*.
- Kolona  $t_{tot}[s]$  sadrži ukupna srednja vremena izvršavanja heuristika,
- Kolona  $t_{best}[s]$  sadrži srednje vreme kada je prvi put dobijen konačan rezultat,
- Kolona *gen* označava srednju vrednost generacije u kojoj je prvi put dobijen konačan rezultat,
- Kolona *eval* označava srednju vrednost ukupnog broja poziva funkcije za evaluaciju rešenja,
- Kolona *caching* označava srednju vrednost broja puta kada je evaluacija dobijena iz heš tabele,
- Kolona *agap* sadrži srednju vrednost apsolutne razlike vrednosti dobijene heuristikama i vrednosti dobijene CPLEX-om,
- Kolona  $\sigma$  sadrži standardnu devijaciju vrednosti koje su dobijene heuristikama u odnosu na CPLEX,
- Kolona *cache* sadrži procenat uzimanja vrednosti iz heš tabele u odnosu na ukupan broj poziva funkcije za evaluaciju.

Tabela 4: Eksperimentalni rezultati.

Instanca	metoda	<i>sol</i>	<i>t<sub>tot</sub></i> [s]	<i>t<sub>best</sub></i> [s]	<i>gen</i>	<i>eval</i>	<i>caching</i>	<i>agap</i>	$\sigma$ [%]	<i>cache</i> [%]
<i>cap101</i>	<i>CPLEX</i>	3883226133.00					-			
	<i>GA</i>	3883226133.00	12.39	0.47	1.57	9404.33	9149.95	0.00	0.00	97.30
	<i>ILS</i>	3904521625.52	0.26	0.21	-	5063.05	4765.14	0.01	0.00	94.12
	<i>GA</i> +	3883226133.00	6.93	0.26	3.05	22656.00	22331.05	0.00	0.00	98.57
	<i>ILS</i> <i>Mem</i>	3883226133.00	37.61	0.40	0.90	279643.00	279318.00	0.00	0.00	99.88
<i>cap102</i>	<i>CPLEX</i>	3883231133.00					-			
	<i>GA</i>	3883231133.00	12.37	0.43	1.57	9404.33	9149.95	0.00	0.00	97.30
	<i>ILS</i>	3904527101.71	0.27	0.22	-	5063.05	4765.14	0.01	0.00	94.12
	<i>GA</i> +	3883231133.00	7.15	0.26	3.05	22656.00	22331.05	0.00	0.00	98.57
	<i>ILS</i> <i>Mem</i>	3883231133.00	38.87	0.41	0.90	279643.00	279318.00	0.00	0.00	99.88
<i>cap103</i>	<i>CPLEX</i>	3883236133.00					-			
	<i>GA</i>	3883236133.00	12.47	0.44	1.57	9404.33	9149.95	0.00	0.00	97.30
	<i>ILS</i>	3904532577.90	0.27	0.22	-	5063.05	4765.14	0.01	0.00	94.12
	<i>GA</i> +	3883236133.00	7.13	0.27	3.05	22656.00	22331.05	0.00	0.00	98.57
	<i>ILS</i> <i>Mem</i>	3883236133.00	39.61	0.41	0.90	279643.00	279318.00	0.00	0.00	99.88
<i>cap104</i>	<i>CPLEX</i>	3883243633.00					-			
	<i>GA</i>	3883243633.00	12.78	0.46	1.57	9404.33	9149.95	0.00	0.00	97.30
	<i>ILS</i>	3904540792.19	0.27	0.22	-	5063.05	4765.14	0.01	0.00	94.12
	<i>GA</i> +	3883243633.00	7.25	0.27	3.05	22656.00	22331.05	0.00	0.00	98.57
	<i>ILS</i> <i>Mem</i>	3883243633.00	39.51	0.42	0.90	279643.00	279318.00	0.00	0.00	99.88
<i>cap121</i>	<i>CPLEX</i>	3283821105.00					-			
	<i>GA</i>	4178119614.29	79.96	17.37	10.14	6786.67	5375.29	0.27	0.00	79.20
	<i>ILS</i>	4765797950.57	0.35	0.29	-	5004.24	4048.90	0.45	0.11	80.91
	<i>GA</i> +	4190159537.76	40.44	31.31	5.19	24694.52	19882.48	0.28	0.00	80.51
	<i>ILS</i> <i>Mem</i>	4148374586.00	75.88	13.87	9.33	275539.33	233691.86	0.26	0.00	84.81
<i>cap122</i>	<i>CPLEX</i>	3283841105.00					-			
	<i>GA</i>	4178139614.29	79.26	17.21	10.14	6786.67	5375.29	0.27	0.00	79.20
	<i>ILS</i>	4765817236.29	0.35	0.29	-	5004.24	4048.90	0.45	0.11	80.91
	<i>GA</i> +	4190179061.57	39.89	30.90	5.19	24694.52	19882.48	0.28	0.00	80.51
	<i>ILS</i> <i>Mem</i>	4148394586.00	74.97	13.62	9.33	275539.33	233691.86	0.26	0.00	84.81
<i>cap123</i>	<i>CPLEX</i>	3283861105.00					-			
	<i>GA</i>	4178159614.29	81.75	18.86	10.14	6786.67	5375.29	0.27	0.00	79.20
	<i>ILS</i>	4765836522.00	0.35	0.29	-	5004.24	4048.90	0.45	0.11	80.91
	<i>GA</i> +	4190198585.38	40.57	31.52	5.19	24694.52	19882.48	0.28	0.00	80.51
	<i>ILS</i> <i>Mem</i>	4148414586.00	76.06	13.71	9.33	275539.33	233691.86	0.26	0.00	84.81
<i>cap124</i>	<i>CPLEX</i>	3283891105.00					-			
	<i>GA</i>	4178189614.29	78.94	17.26	10.14	6784.10	5370.90	0.27	0.00	79.17
	<i>ILS</i>	4765865450.57	0.35	0.29	-	5004.24	4048.90	0.45	0.11	80.91
	<i>GA</i> +	4190227871.10	39.68	30.75	5.19	24694.52	19882.48	0.28	0.00	80.51
	<i>ILS</i> <i>Mem</i>	4148444586.00	73.83	13.57	9.33	275539.33	233691.86	0.26	0.00	84.81

Instanca	metoda	<i>sol</i>	$t_{tot}[s]$	$t_{best}[s]$	<i>gen</i>	<i>eval</i>	<i>caching</i>	<i>agap</i>	$\sigma[\%]$	<i>cache</i> [%]
<i>cap131</i>	<i>CPLEX</i>	3883226133.00					-			
	<i>GA</i>	3891758483.33	12.74	0.98	3.48	9401.95	8956.67	0.00	0.00	95.26
	<i>ILS</i>	3983814322.62	0.33	0.28	-	5112.24	4415.90	0.03	0.00	86.38
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	3883226133.00	7.60	0.96	5.86	22295.29	21095.71	0.00	0.00	94.62
	<i>Mem</i>	3883226133.00	41.27	0.95	1.76	278702.00	277427.62	0.00	0.00	99.54
<i>cap132</i>	<i>CPLEX</i>	3883231133.00					-			
	<i>GA</i>	3891763959.52	12.86	1.00	3.48	9401.95	8956.67	0.00	0.00	95.26
	<i>ILS</i>	3983820751.19	0.33	0.27	-	5112.24	4415.90	0.03	0.00	86.38
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	3883231133.00	7.62	0.96	5.86	22295.29	21095.71	0.00	0.00	94.62
	<i>Mem</i>	3883231133.00	41.29	0.96	1.76	278702.00	277427.62	0.00	0.00	99.54
<i>cap133</i>	<i>CPLEX</i>	3883236133.00					-			
	<i>GA</i>	3891769435.71	12.78	1.00	3.48	9401.95	8956.67	0.00	0.00	95.26
	<i>ILS</i>	3983827179.76	0.33	0.27	-	5112.24	4415.90	0.03	0.00	86.38
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	3883236133.00	7.58	0.96	5.86	22295.29	21095.71	0.00	0.00	94.62
	<i>Mem</i>	3883236133.00	40.87	0.93	1.76	278702.00	277427.62	0.00	0.00	99.54
<i>cap134</i>	<i>CPLEX</i>	3883243633.00					-			
	<i>GA</i>	3891777650.00	12.78	1.00	3.48	9401.95	8956.67	0.00	0.00	95.26
	<i>ILS</i>	3983836822.62	0.34	0.28	-	5112.24	4415.90	0.03	0.00	86.38
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	3883243633.00	7.59	0.97	5.86	22295.29	21095.71	0.00	0.00	94.62
	<i>Mem</i>	3883243633.00	41.30	0.95	1.76	278702.00	277427.62	0.00	0.00	99.54
<i>cap61</i>	<i>CPLEX</i>	4245260995.00					-			
	<i>GA</i>	4688622204.00	75.46	6.84	4.19	6867.14	6397.62	0.10	0.00	93.16
	<i>ILS</i>	4854559833.29	0.25	0.21	-	5002.19	4270.29	0.14	0.00	85.37
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	4688622204.00	38.41	2.21	3.90	21656.05	20119.57	0.10	0.00	92.91
	<i>Mem</i>	4688622204.00	68.64	1.52	1.38	275794.24	273974.24	0.10	0.00	99.34
<i>cap62</i>	<i>CPLEX</i>	4245280995.00					-			
	<i>GA</i>	4688642204.00	75.78	6.81	4.19	6867.14	6397.62	0.10	0.00	93.16
	<i>ILS</i>	4854577690.43	0.24	0.21	-	5002.19	4270.29	0.14	0.00	85.37
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	4688642204.00	38.25	2.25	3.90	21656.05	20119.57	0.10	0.00	92.91
	<i>Mem</i>	4688642204.00	68.35	1.53	1.38	275794.24	273974.24	0.10	0.00	99.34
<i>cap63</i>	<i>CPLEX</i>	4245300995.00					-			
	<i>GA</i>	4688662204.00	74.93	6.74	4.19	6867.14	6397.62	0.10	0.00	93.16
	<i>ILS</i>	4854595547.57	0.24	0.21	-	5002.19	4270.29	0.14	0.00	85.37
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	4688662204.00	38.27	2.27	3.90	21656.05	20119.57	0.10	0.00	92.91
	<i>Mem</i>	4688662204.00	68.87	1.54	1.38	275794.24	273974.24	0.10	0.00	99.34
<i>cap64</i>	<i>CPLEX</i>	4245330995.00					-			
	<i>GA</i>	4688692204.00	76.09	6.82	4.19	6867.14	6397.62	0.10	0.00	93.16
	<i>ILS</i>	4854622333.29	0.24	0.21	-	5002.19	4270.29	0.14	0.00	85.37
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	4688692204.00	38.55	2.29	3.90	21656.05	20119.57	0.10	0.00	92.91
	<i>Mem</i>	4688692204.00	68.72	1.56	1.38	275794.24	273974.24	0.10	0.00	99.34
<i>cap71</i>	<i>CPLEX</i>	4879355523.00					-			
	<i>GA</i>	4879355523.00	12.45	0.27	1.05	9366.52	9235.00	0.00	0.00	98.60
	<i>ILS</i>	4879704188.14	0.25	0.20	-	5044.19	4916.86	0.00	0.00	97.48
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	4879355523.00	6.61	0.02	1.05	18682.48	18546.48	0.00	0.00	99.27
	<i>Mem</i>	4879355523.00	37.46	0.02	0.05	280240.90	280104.90	0.00	0.00	99.95

Instanca	metoda	<i>sol</i>	$t_{tot}[s]$	$t_{best}[s]$	<i>gen</i>	<i>eval</i>	<i>caching</i>	<i>agap</i>	$\sigma[\%]$	<i>cache</i> [%]
<i>cap72</i>	<i>CPLEX</i>	4879360523.00					-			
	<i>GA</i>	4879360523.00	12.39	0.27	1.05	9366.52	9235.00	0.00	0.00	98.60
	<i>ILS</i>	4879709664.33	0.25	0.20	-	5044.19	4916.86	0.00	0.00	97.48
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	4879360523.00	6.60	0.02	1.05	18682.48	18546.48	0.00	0.00	99.27
	<i>Mem</i>	4879360523.00	37.31	0.02	0.05	280240.90	280104.90	0.00	0.00	99.95
<i>cap73</i>	<i>CPLEX</i>	4879365523.00					-			
	<i>GA</i>	4879365523.00	12.42	0.27	1.05	9366.52	9235.00	0.00	0.00	98.60
	<i>ILS</i>	4879715140.52	0.25	0.20	-	5044.19	4916.86	0.00	0.00	97.48
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	4879365523.00	6.57	0.02	1.05	18682.48	18546.48	0.00	0.00	99.27
	<i>Mem</i>	4879365523.00	37.34	0.02	0.05	280240.90	280104.90	0.00	0.00	99.95
<i>cap74</i>	<i>CPLEX</i>	4879373023.00					-			
	<i>GA</i>	4879373023.00	12.38	0.27	1.05	9366.52	9235.00	0.00	0.00	98.60
	<i>ILS</i>	4879723354.81	0.25	0.20	-	5044.19	4916.86	0.00	0.00	97.48
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	4879373023.00	6.56	0.02	1.05	18682.48	18546.48	0.00	0.00	99.27
	<i>Mem</i>	4879373023.00	37.23	0.02	0.05	280240.90	280104.90	0.00	0.00	99.95
<i>cap91</i>	<i>CPLEX</i>	3283822555.00					-			
	<i>GA</i>	4150265271.33	76.91	12.28	7.81	6823.52	5933.57	0.26	0.00	86.96
	<i>ILS</i>	4402295331.62	0.26	0.23	-	5004.29	4093.81	0.34	0.00	81.81
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	4149585026.43	37.93	10.32	9.81	21743.48	18391.81	0.26	0.00	84.59
	<i>Mem</i>	4148374586.00	69.64	4.16	3.29	275610.48	263494.33	0.26	0.00	95.60
<i>cap92</i>	<i>CPLEX</i>	3283842555.00					-			
	<i>GA</i>	4150285271.33	77.27	12.49	7.81	6823.52	5933.57	0.26	0.00	86.96
	<i>ILS</i>	4402313664.95	0.26	0.23	-	5004.29	4093.81	0.34	0.00	81.81
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	4149605026.43	37.83	10.37	9.81	21743.48	18391.81	0.26	0.00	84.59
	<i>Mem</i>	4148394586.00	1784.72	4.19	3.29	275610.48	263494.33	0.26	0.00	95.60
<i>cap93</i>	<i>CPLEX</i>	3283862555.00					-			
	<i>GA</i>	4150305271.33	76.93	12.43	7.81	6823.52	5933.57	0.26	0.00	86.96
	<i>ILS</i>	4402331998.29	0.26	0.23	-	5004.29	4093.81	0.34	0.00	81.81
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	4149625026.43	37.94	10.32	9.81	21743.48	18391.81	0.26	0.00	84.59
	<i>Mem</i>	4148414586.00	69.66	4.16	3.29	275610.48	263494.33	0.26	0.00	95.60
<i>cap94</i>	<i>CPLEX</i>	3283892555.00					-			
	<i>GA</i>	4150335271.33	77.07	12.54	7.81	6823.52	5933.57	0.26	0.00	86.96
	<i>ILS</i>	4402359498.29	0.26	0.23	-	5004.29	4093.81	0.34	0.00	81.81
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	4149655026.43	2148.74	2120.82	9.81	21743.48	18391.81	0.26	0.00	84.59
	<i>Mem</i>	4148444586.00	68.78	4.17	3.29	275610.48	263494.33	0.26	0.00	95.60
<i>capa1</i>	<i>CPLEX</i>	594677483.00*					-			
	<i>GA</i>	616369039.90	87.61	69.15	38.43	6488.10	2027.62	0.04	0.33	31.25
	<i>ILS</i>	702525534.90	1.09	0.92	-	5004.90	4046.90	0.18	0.01	80.86
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	616188764.67	48.34	35.23	10.00	30580.19	23278.90	0.04	0.00	76.12
	<i>Mem</i>	591324553.00	114.60	86.67	38.14	275382.43	223235.90	0.01	0.00	81.06
<i>capa1<sub>1</sub></i>	<i>CPLEX</i>	563820503.00*					-			
	<i>GA</i>	566495461.90	39.15	30.85	35.48	8521.38	3168.81	0.01	0.29	37.19
	<i>ILS</i>	633275467.71	1.24	1.05	-	5355.29	4182.33	0.12	0.01	78.10
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	565900691.00	29.95	23.55	2.14	44713.71	32608.62	0.01	0.00	72.93
	<i>Mem</i>	549621303.95	93.72	78.17	41.95	281667.81	227524.29	0.03	0.00	80.78

Instancia	metoda	<i>sol</i>	$t_{tot}[s]$	$t_{best}[s]$	<i>gen</i>	<i>eval</i>	<i>caching</i>	<i>agap</i>	$\sigma[\%]$	<i>cache</i> [%]
<i>capa1<sub>2</sub></i>	<i>CPLEX</i>	521553548.00*					-			
	<i>GA</i>	531570878.86	14.72	12.10	30.90	9517.52	3761.00	0.02	0.30	39.52
	<i>ILS</i>	565441416.76	1.35	1.13	-	5656.57	4341.81	0.08	0.00	76.76
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	532169050.52	21.02	15.26	0.00	50586.57	36279.52	0.02	0.00	71.72
	<i>Mem</i>	518350102.71	84.49	71.56	42.76	283245.00	228061.10	0.01	0.00	80.52
<i>capa1<sub>3</sub></i>	<i>CPLEX</i>	496579947.00*					-			
	<i>GA</i>	506104329.86	7.52	6.23	27.90	9812.29	3825.24	0.02	0.25	38.98
	<i>ILS</i>	537370924.24	1.43	1.24	-	5895.81	4462.48	0.08	0.00	75.69
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	507266089.14	18.08	11.27	0.00	52023.38	37065.24	0.02	0.00	71.25
	<i>Mem</i>	495464523.19	81.40	69.81	43.48	284529.38	228806.52	0.00	0.00	80.42
<i>capa1<sub>4</sub></i>	<i>CPLEX</i>	469927010.00*					-			
	<i>GA</i>	483949529.48	6.01	5.07	33.14	9879.19	3407.00	0.03	0.44	34.49
	<i>ILS</i>	519298279.05	1.50	1.17	-	6007.62	4526.43	0.11	0.00	75.34
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	487386654.76	17.72	11.55	2.33	54265.00	38655.19	0.04	0.00	71.23
	<i>Mem</i>	473581945.00	82.08	71.12	43.95	285606.57	229094.81	0.01	0.00	80.21
<i>capa1<sub>5</sub></i>	<i>CPLEX</i>	314581276.00					-			
	<i>GA</i>	317338972.33	5.95	5.45	26.00	9911.05	5063.29	0.01	0.07	51.09
	<i>ILS</i>	338665967.76	3.83	3.57	-	9049.81	6131.76	0.08	0.00	67.76
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	318639803.90	14.29	8.23	0.00	30097.43	19921.48	0.01	0.00	66.19
	<i>Mem</i>	314750523.86	128.53	68.14	21.43	400674.52	328073.90	0.00	0.00	81.88
<i>capa1<sub>6</sub></i>	<i>CPLEX</i>	-					-			
	<i>GA</i>	-	1.77	-	-	-	-	-	-	-
	<i>ILS</i>	-	0.07	-	-	-	-	-	-	-
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	-	11.81	-	-	-	-	-	-	-
	<i>Mem</i>	-	11.19	-	-	-	-	-	-	-
<i>capa2</i>	<i>CPLEX</i>	558508425.00*					-			
	<i>GA</i>	561361679.29	12.82	10.23	29.62	9581.29	4393.67	0.01	0.22	45.86
	<i>ILS</i>	594619740.57	1.36	1.10	-	5572.19	4304.57	0.06	0.00	77.25
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	560281456.90	21.15	13.67	1.38	53681.43	39019.00	0.01	0.00	72.69
	<i>Mem</i>	548265149.76	84.96	69.38	41.19	282434.48	227731.62	0.02	0.00	80.63
<i>capa2<sub>1</sub></i>	<i>CPLEX</i>	314581276.00					-			
	<i>GA</i>	317338972.33	6.05	5.54	26.00	9911.05	5063.29	0.01	0.07	51.09
	<i>ILS</i>	338665967.76	3.89	3.63	-	9049.81	6131.76	0.08	0.00	67.76
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	318639803.90	14.59	8.42	0.00	30097.43	19921.48	0.01	0.00	66.19
	<i>Mem</i>	314750523.86	127.46	68.12	21.43	400674.52	328073.90	0.00	0.00	81.88
<i>capa3</i>	<i>CPLEX</i>	560795680.00*					-			
	<i>GA</i>	561213640.43	6.16	5.11	29.76	9847.71	4131.43	0.01	0.16	41.95
	<i>ILS</i>	603883158.29	1.39	1.17	-	5768.05	4405.81	0.08	0.01	76.38
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	560516601.76	16.83	9.02	1.19	52593.57	37994.10	0.01	0.00	72.24
	<i>Mem</i>	548122581.00	79.68	67.56	43.19	282669.71	227784.76	0.02	0.00	80.58
<i>capa3<sub>1</sub></i>	<i>CPLEX</i>	314581276.00					-			
	<i>GA</i>	317338972.33	5.94	5.45	26.00	9911.05	5063.29	0.01	0.07	51.09
	<i>ILS</i>	338665967.76	3.84	3.57	-	9049.81	6131.76	0.08	0.00	67.76
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	318639803.90	14.51	8.40	0.00	30097.43	19921.48	0.01	0.00	66.19
	<i>Mem</i>	314750523.86	2153.62	2094.56	21.43	400674.52	328073.90	0.00	0.00	81.88

Instancia	metoda	<i>sol</i>	$t_{tot}[s]$	$t_{best}[s]$	<i>gen</i>	<i>eval</i>	<i>caching</i>	<i>agap</i>	$\sigma[\%]$	<i>cache</i> [%]
<i>capa4</i>	<i>CPLEX</i>	560311003.00*					-			
	<i>GA</i>	561800985.71	4.67	3.70	30.19	9911.38	4033.81	0.01	0.29	40.70
	<i>ILS</i>	612912376.48	1.39	1.12	-	5861.48	4459.24	0.09	0.01	76.08
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	558656212.10	15.53	9.72	0.00	51465.33	37171.14	0.01	0.00	72.23
	<i>Mem</i>	548462866.43	78.11	68.05	44.29	282779.14	227967.62	0.02	0.00	80.62
<i>capa4<sub>1</sub></i>	<i>CPLEX</i>	314581276.00					-			
	<i>GA</i>	317338972.33	6.18	5.67	26.00	9911.05	5063.29	0.01	0.07	51.09
	<i>ILS</i>	338665967.76	3.83	3.57	-	9049.81	6131.76	0.08	0.00	67.76
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	318639803.90	14.15	8.15	0.00	30097.43	19921.48	0.01	0.00	66.19
	<i>Mem</i>	314750523.86	125.56	66.93	21.43	400674.52	328073.90	0.00	0.00	81.88
<i>capb1</i>	<i>CPLEX</i>	457944484.00					-			
	<i>GA</i>	507479803.81	95.55	79.63	40.86	6312.86	900.05	0.11	1.61	14.26
	<i>ILS</i>	577406500.29	3.42	3.17	-	5007.19	4055.33	0.26	0.00	80.99
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	503960186.90	53.19	42.50	17.52	33202.52	24969.62	0.10	0.00	75.20
	<i>Mem</i>	478925174.29	122.34	105.77	43.71	275337.76	222649.38	0.05	0.00	80.86
<i>capb1<sub>1</sub></i>	<i>CPLEX</i>	252484290.00					-			
	<i>GA</i>	254105609.86	6.71	6.20	25.33	9911.81	5160.05	0.01	0.06	52.06
	<i>ILS</i>	302944428.14	4.20	4.09	-	9462.95	6352.76	0.20	0.01	67.13
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	254683463.38	15.27	10.15	0.00	27202.95	17690.95	0.01	0.00	65.03
	<i>Mem</i>	252586862.00	138.43	84.29	25.71	403280.95	332670.05	0.00	0.00	82.49
<i>capb2</i>	<i>CPLEX</i>	503585967.00*					-			
	<i>GA</i>	552072029.81	94.23	74.23	38.62	6383.90	1348.81	0.10	1.53	21.13
	<i>ILS</i>	643794838.95	1.38	1.22	-	5005.76	4049.62	0.28	0.01	80.90
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	557042494.67	51.69	34.86	15.19	32792.48	24888.38	0.11	0.00	75.90
	<i>Mem</i>	512478179.48	119.78	101.47	42.52	275360.86	222814.62	0.02	0.00	80.92
<i>capb2<sub>1</sub></i>	<i>CPLEX</i>	252484290.00					-			
	<i>GA</i>	254066439.38	6.73	6.23	25.57	9911.90	5144.10	0.01	0.06	51.90
	<i>ILS</i>	302679781.90	4.16	4.03	-	9482.19	6361.43	0.20	0.01	67.09
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	254683463.38	1877.97	10.05	0.00	27202.95	17690.95	0.01	0.00	65.03
	<i>Mem</i>	252586862.00	138.45	84.51	25.71	403280.95	332670.05	0.00	0.00	82.49
<i>capb3</i>	<i>CPLEX</i>	554485028.00*					-			
	<i>GA</i>	578737279.10	91.00	67.08	36.14	6452.71	1739.62	0.04	0.29	26.96
	<i>ILS</i>	670231951.81	1.23	1.06	-	5004.19	4048.67	0.21	0.01	80.91
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	577341004.43	49.93	38.90	5.48	31204.90	23706.95	0.04	0.00	75.97
	<i>Mem</i>	552832223.14	118.63	98.95	42.05	275374.81	223048.05	0.00	0.00	81.00
<i>capb3<sub>1</sub></i>	<i>CPLEX</i>	252484290.00					-			
	<i>GA</i>	254066439.38	6.79	6.29	25.57	9911.90	5144.10	0.01	0.06	51.90
	<i>ILS</i>	302679781.90	4.22	4.09	-	9482.19	6361.43	0.20	0.01	67.09
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	254683463.38	15.31	10.16	0.00	27202.95	17690.95	0.01	0.00	65.03
	<i>Mem</i>	252586862.00	139.03	83.84	25.71	403280.95	332670.05	0.00	0.00	82.49
<i>capb4</i>	<i>CPLEX</i>	552392632.00*					-			
	<i>GA</i>	560300594.95	39.05	29.35	32.90	8551.76	3170.05	0.02	0.49	37.07
	<i>ILS</i>	611376446.14	1.25	1.04	-	5361.38	4184.24	0.11	0.01	78.04
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	555200494.10	30.87	26.25	0.00	45275.24	32892.05	0.01	0.00	72.65
	<i>Mem</i>	540367922.24	95.51	80.17	42.33	281564.86	227608.38	0.02	0.00	80.84

Instanca	metoda	<i>sol</i>	$t_{tot}[s]$	$t_{best}[s]$	<i>gen</i>	<i>eval</i>	<i>caching</i>	<i>agap</i>	$\sigma[\%]$	<i>cache</i> [%]
<i>pn56</i>	<i>CPLEX</i>	516804.00					-			
	<i>GA</i>	543115.47	84.50	40.75	22.12	6518.47	3016.88	0.05	0.03	46.28
	<i>ILS</i>	556310.94	15.42	0.81	-	5004.41	4067.88	0.08	0.00	81.29
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	542657.71	51.24	35.56	15.59	30562.88	24104.00	0.05	0.00	78.87
	<i>Mem</i>	539603.41	85.01	31.04	14.82	275402.41	231353.76	0.04	0.00	84.01
<i>pn56<sub>1</sub></i>	<i>CPLEX</i>	469776.00					-			
	<i>GA</i>	473762.96	3.64	3.26	17.24	9806.84	4666.20	0.01	0.00	47.58
	<i>ILS</i>	479528.36	15.22	1.23	-	5323.68	4190.36	0.02	0.00	78.71
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	474047.64	7.20	2.77	13.16	48813.60	36967.88	0.01	0.00	75.73
	<i>Mem</i>	473513.00	39.20	6.32	7.56	291786.52	249737.68	0.01	0.00	85.59
<i>pn56<sub>2</sub></i>	<i>CPLEX</i>	420850.00					-			
	<i>GA</i>	420850.00	3.14	2.93	5.43	9808.24	8080.48	0.00	0.00	82.38
	<i>ILS</i>	461554.57	0.43	0.36	-	5718.48	4535.90	0.10	0.00	79.32
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	420850.00	2.79	0.48	9.05	26257.62	23796.86	0.00	0.00	90.63
	<i>Mem</i>	420850.00	34.71	2.06	3.10	312974.71	308895.76	0.00	0.00	98.70
<i>pn57</i>	<i>CPLEX</i>	521604.00					-			
	<i>GA</i>	547915.47	84.14	41.00	22.12	6518.47	3016.88	0.05	0.03	46.28
	<i>ILS</i>	561110.94	15.54	0.79	-	5004.41	4067.88	0.08	0.00	81.29
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	547457.71	51.20	35.50	15.59	30562.88	24104.00	0.05	0.00	78.87
	<i>Mem</i>	544403.41	83.54	31.11	14.82	275402.41	231353.76	0.04	0.00	84.01
<i>pn58</i>	<i>CPLEX</i>	532804.00					-			
	<i>GA</i>	559337.63	82.28	36.93	20.44	6521.50	3042.19	0.05	0.03	46.65
	<i>ILS</i>	571311.13	14.97	0.81	-	5004.56	4068.50	0.07	0.00	81.30
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	558505.19	50.61	35.70	15.44	30546.44	24084.25	0.05	0.00	78.84
	<i>Mem</i>	555606.06	83.93	31.14	14.94	275402.81	231361.19	0.04	0.00	84.01
<i>pn59</i>	<i>CPLEX</i>	525536.00					-			
	<i>GA</i>	551335.81	83.45	43.38	24.44	6499.25	2872.88	0.05	0.03	44.20
	<i>ILS</i>	567118.88	18.26	1.78	-	5004.38	4061.13	0.08	0.00	81.15
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	551094.00	50.81	33.67	19.31	30098.88	23782.00	0.05	0.00	79.01
	<i>Mem</i>	548481.13	85.36	36.87	18.19	275383.81	230982.69	0.04	0.00	83.88
<i>pn60</i>	<i>CPLEX</i>	604184.00					-			
	<i>GA</i>	622606.84	82.10	28.14	15.81	6627.66	3527.34	0.03	0.54	53.22
	<i>ILS</i>	651456.19	13.58	5.12	-	5004.56	4056.72	0.08	0.00	81.06
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	623703.22	2453.32	2431.28	17.25	29714.56	23492.06	0.03	0.00	79.06
	<i>Mem</i>	619478.22	77.05	30.46	20.13	275435.03	228597.06	0.03	0.00	82.99
<i>pn61</i>	<i>CPLEX</i>	607484.00					-			
	<i>GA</i>	625837.75	80.98	28.81	16.60	6625.65	3477.30	0.03	0.57	52.48
	<i>ILS</i>	654124.80	11.89	5.04	-	5005.50	4058.35	0.08	0.00	81.08
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	627461.60	40.80	22.87	17.40	29682.20	23427.15	0.03	0.00	78.93
	<i>Mem</i>	623240.35	75.85	27.47	18.10	275443.30	228656.80	0.03	0.00	83.01
<i>pn62</i>	<i>CPLEX</i>	615184.00					-			
	<i>GA</i>	633537.75	80.25	28.40	16.60	6625.65	3477.30	0.03	0.56	52.48
	<i>ILS</i>	661824.80	11.64	5.08	-	5005.50	4058.35	0.08	0.00	81.08
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	635161.60	40.82	22.82	17.40	29682.20	23427.15	0.03	0.00	78.93
	<i>Mem</i>	630940.35	75.66	26.78	18.10	275443.30	228656.80	0.03	0.00	83.01



Instancia	metoda	<i>sol</i>	$t_{tot}[s]$	$t_{best}[s]$	<i>gen</i>	<i>eval</i>	<i>caching</i>	<i>agap</i>	$\sigma[\%]$	<i>cache</i> [%]
<i>pn63</i>	<i>CPLEX</i>	610622.00					-			
	<i>GA</i>	626498.05	80.48	26.67	15.55	6626.45	3571.70	0.03	0.41	53.90
	<i>ILS</i>	657965.15	12.19	4.19	-	5005.60	4058.00	0.08	0.00	81.07
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	630339.80	41.28	20.28	18.35	29728.00	23513.10	0.03	0.00	79.09
	<i>Mem</i>	624338.00	76.62	23.91	15.80	275426.30	228446.30	0.02	0.00	82.94
<i>pn64</i>	<i>CPLEX</i>	704423.00					-			
	<i>GA</i>	724108.25	79.47	27.83	16.70	6690.10	4162.50	0.03	0.00	62.22
	<i>ILS</i>	765742.25	0.45	0.40	-	5005.45	4061.55	0.09	0.00	81.14
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	725206.10	40.40	20.06	11.00	27520.70	21742.40	0.03	0.00	79.00
	<i>Mem</i>	720930.00	74.23	14.96	10.00	275479.55	229162.80	0.02	0.00	83.19
<i>pn65</i>	<i>CPLEX</i>	706823.00					-			
	<i>GA</i>	726508.25	80.21	27.80	16.70	6690.10	4162.50	0.03	0.00	62.22
	<i>ILS</i>	768142.25	0.44	0.40	-	5005.45	4061.55	0.09	0.00	81.14
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	727606.10	40.87	20.48	11.00	27520.70	21742.40	0.03	0.00	79.00
	<i>Mem</i>	723330.00	75.78	15.25	10.00	275479.55	229162.80	0.02	0.00	83.19
<i>pn66</i>	<i>CPLEX</i>	712423.00					-			
	<i>GA</i>	732108.25	80.00	27.81	16.70	6690.10	4162.50	0.03	0.00	62.22
	<i>ILS</i>	773742.25	0.45	0.41	-	5005.45	4061.55	0.09	0.00	81.14
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	733206.10	40.77	20.65	11.00	27520.70	21742.40	0.03	0.00	79.00
	<i>Mem</i>	728930.00	74.49	14.93	10.00	275479.55	229162.80	0.02	0.00	83.19
<i>pn67</i>	<i>CPLEX</i>	592118.00					-			
	<i>GA</i>	611657.45	79.57	28.31	16.35	6663.90	3813.25	0.03	0.00	57.22
	<i>ILS</i>	648708.75	10.72	4.76	-	5005.60	4062.70	0.10	0.00	81.16
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	611505.45	40.32	18.28	16.05	28000.10	22057.10	0.03	0.00	78.78
	<i>Mem</i>	607508.00	73.44	12.81	8.65	275503.15	229300.15	0.03	0.00	83.23
<i>pn68</i>	<i>CPLEX</i>	683299.00					-			
	<i>GA</i>	705866.45	81.51	27.95	14.60	6535.40	4771.00	0.03	0.00	73.00
	<i>ILS</i>	719435.35	6.79	1.77	-	5003.25	4341.85	0.05	0.00	86.78
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	703984.95	43.25	19.49	10.15	27866.45	23576.85	0.03	0.00	84.61
	<i>Mem</i>	702643.00	75.26	8.75	4.40	275510.25	254360.10	0.03	0.00	92.32
<i>pn69</i>	<i>CPLEX</i>	685999.00					-			
	<i>GA</i>	708566.45	82.75	28.41	14.60	6535.40	4771.00	0.03	0.00	73.00
	<i>ILS</i>	722135.35	6.79	1.78	-	5003.25	4341.85	0.05	0.00	86.78
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	706684.95	42.80	19.04	10.15	27866.45	23576.85	0.03	0.00	84.61
	<i>Mem</i>	705343.00	76.01	9.01	4.40	275510.25	254360.10	0.03	0.00	92.32
<i>pn69<sub>1</sub></i>	<i>CPLEX</i>	643407.00					-			
	<i>GA</i>	659962.65	37.78	15.27	13.40	8429.80	5319.30	0.03	0.00	63.10
	<i>ILS</i>	685654.95	4.11	2.81	-	5084.75	4080.25	0.07	0.00	80.24
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	659738.40	22.63	12.15	11.95	39475.60	31063.60	0.03	0.00	78.69
	<i>Mem</i>	659572.00	55.93	9.17	7.85	280715.45	234338.10	0.03	0.00	83.48
<i>pn69<sub>2</sub></i>	<i>CPLEX</i>	-					-			
	<i>GA</i>	-	2.15	-	-	-	-	-	-	-
	<i>ILS</i>	-	0.05	-	-	-	-	-	-	-
	<i>GA</i> + <i>ILS</i>	-	12.25	-	-	-	-	-	-	-
	<i>Mem</i>	-	12.25	-	-	-	-	-	-	-

Instanca	metoda	<i>sol</i>	$t_{tot}[s]$	$t_{best}[s]$	<i>gen</i>	<i>eval</i>	<i>caching</i>	<i>agap</i>	$\sigma[\%]$	<i>cache</i> [%]
<i>pn70</i>	<i>CPLEX</i>	692299.00					-			
	<i>GA</i>	715005.44	82.87	28.22	14.33	6533.44	4777.31	0.03	0.00	73.12
	<i>ILS</i>	729246.50	6.70	1.99	-	5003.28	4334.42	0.05	0.00	86.63
	<i>GA</i> +	713134.06	43.09	19.58	9.56	27802.75	23513.44	0.03	0.00	84.57
	<i>ILS</i> <i>Mem</i>	711643.00	75.89	9.12	4.50	275508.94	254301.81	0.03	0.00	92.30

### 3.3 Analiza rezultata

Heuristike rade u dosta kraćem vremenu i ne može se očekivati da imaju uvek optimalan rezultat. Takođe, konačna vrednost se računa pomoću pohlepne strategije i tu takođe može doći do odstupanja. Medjutim, kad se ispune određeni uslovi u određenoj instanci, ovde primenjivane heuristike daju dobre rezultate.

Sve testirane heurističke metode su se dobro pokazale sa instancama gde je mali parametar  $k$ , a velika dimenzija problema ( $m$  i  $n$ ). Parametri  $m$  i  $n$  povećavaju broj ispravnih rešenja dok ih  $k$  smanjuje. Dok je za tehnike CPLEX-a mali parametar predstavljao dodatnu prepreku pri rešavanju i rešavanje je prelazilo zadatu granicu od 4 sata, za heuristike (pogotovo P heuristike) se to pokazalo kao olakšavajuća okolnost. Neke instance, kao što su *capa* i *capb* imale su varijante gde je jedna instanca imala minimalno  $k$  moguće da bi problem bio rešiv a druga  $k = m$ . Po ovim instancama može se videti glavna prednost obe metode. Za heurističke metode je to smanjivalo broj rešenja pa se sa svakom generacijom (iteracijom) pokrivalo više jedinki potencijalne populacije. Kada je  $k$  bilo jednako  $m$  tada je broj potencijalnih jedinki bio znatno veći pa su heurističke metode imale više posla pri pretrazi.

Zbog uglavnom malog broja mogućih ispravnih rešenja u instancama iterativna lokalna pretraga se pokazala loše, jer lokalna pretraga nije pomogla poboljšanju rezultata. Takođe se vidi u tabelama da je iterativna lokalna pretraga imala generalno veću varijansu. To se može objasniti većom zavisnošću od izbora početnog rešenja, koje je uglavnom nasumično izabrano.

Takođe se može videti da je varijansa generalno dosta mala, na šta utiče više stvari. Za male instance gde je dobijeno optimalno rešenje to znači da je istražen ceo prostor rešenja. Na osnovu velikih instanci kod kojih heuristike nisu bile blizu optimalnog rešenja može se zaključiti da bi proces možda trebao biti malo više stohastičan, jer je jedina razlika između različitih izvršavanja *random seed*.

Memetski algoritam se pokazao jako dobro, i u nekim instancama čak dobio bolje rezultate nego CPLEX (zbog prekoračenja vremenskog ograničenja CPLEX-a recimo na instancama *capb3* i *capb4*, koje je memetski algoritam rešio za svega 119 i 96 sekundi). Naravno, to je posledica konkretnih osobina instance a ne pravilo. Memetski algoritam je konstantno imao bolja rešenja od ostalih metoda na skoro svim instancama. To se i moglo očekivati jer je najkomplikovanija metoda i sastoji se od ostalih testiranih metoda. Metoda genetskog algoritma koja sadrži ILS na kraju je bila bolja od pojedinačnih metoda ali gora generalno od memetskog algoritma jer je poboljšanje koje pruža ILS primenjeno samo na kraju.

## 4 Zaključak

Eksperimentalni rezultati su pokazali da heuristike daju jako dobre rezultate za mnogo manje vremena za velike instance sa malim parametrom  $k$ . Naravno, kad je preciznost najbitnija, a dostupno je dovoljno resursa (vreme, memorija, itd) najbolje je koristiti egzaktnu rešavaču. Ali kad je vreme potrebno minimizovati, ili dobiti što bliže rešenje za što manje vremena, treba koristiti heuristike. Testiranje vršeno u ovom radu je pokazalo da za ovaj, konkretan problem, rešavanje heuristikom može biti pouzdano, ako se parametri heuristike podese na odgovarajući način.

## Literatura

- [1] Karen Aardal, Pieter L van den Berg, Dion Gijswijt, and Shanfei Li. Approximation algorithms for hard capacitated  $k$ -facility location problems. *European Journal of Operational Research*, 242(2):358–368, 2015.
- [2] John E Beasley. Lagrangean heuristics for location problems. *European Journal of Operational Research*, 65(3):383–399, 1993.
- [3] Mitsuo Gen and Runwei Cheng. *Genetic algorithms and engineering optimization*, volume 7. John Wiley & Sons, 2000.
- [4] Kaj Holmberg, Mikael Rönnqvist, and Di Yuan. An exact algorithm for the capacitated facility location problems with single sourcing. *European Journal of Operational Research*, 113(3):544–559, 1999.
- [5] Helena R Lourenço, Olivier C Martin, and Thomas Stützle. Iterated local search: Framework and applications. In *Handbook of Metaheuristics*, pages 363–397. Springer, 2010.
- [6] Melanie Mitchell. *An introduction to genetic algorithms*. MIT press, 1998.
- [7] Nicholas J Radcliffe and Patrick D Surry. Formal memetic algorithms. In *AISB Workshop on Evolutionary Computing*, pages 1–16. Springer, 1994.
- [8] Francisco José Ferreira Silva and DS De la Figuera. A capacitated facility location problem with constrained backloging probabilities. *International journal of production research*, 45(21):5117–5134, 2007.
- [9] Jens Vygen. *Approximation algorithms facility location problems*. Forschungsinstitut für Diskrete Mathematik, Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität, 2005.
- [10] Darrell Whitley. A genetic algorithm tutorial. *Statistics and computing*, 4(2):65–85, 1994.