

Rešavanje problema minimalne energetske povezanosti u težinskom grafu korišćenjem genetskog algoritma

Odbrana master rada

Aleksandar Kartelj

Matematički fakultet, Univerzitet u Beogradu
Srbija

15.7.2010

Sledi

- 1 Uvod
 - Definicije problema SMET
 - Primer
 - Energija prenosa signala
 - Načini rešavanja
- 2 Genetski algoritam
 - Istorijat i opšta svojstva
 - Predloženi GA
 - Rezultati
- 3 Zaključak
- 4 Literatura

Sledi

- 1 Uvod
 - Definicije problema SMET
 - Primer
 - Energija prenosa signala
 - Načini rešavanja
- 2 Genetski algoritam
 - Istorijat i opšta svojstva
 - Predloženi GA
 - Rezultati
- 3 Zaključak
- 4 Literatura

Intuitivna definicija

SMET (eng. strong minimum energy topology)

Definition (SMET)

Za dati skup senzora u ravni, odrediti vrednost energije koju treba dodeliti svakom senzoru, tako da između svakog uređenog para čvorova senzora postoji najmanje jedan usmereni put i ukupna potrošnja energije je minimalna.

Intuitivna definicija

SMET (eng. strong minimum energy topology)

Definition (SMET)

Za dati skup senzora u ravni, odrediti vrednost energije koju treba dodeliti svakom senzoru, tako da između svakog uređenog para čvorova senzora postoji najmanje jedan usmereni put i ukupna potrošnja energije je minimalna.

Osnovni pojmovi

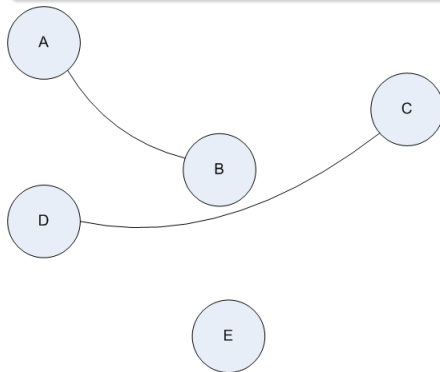
Definition

Graf $G = (V, E)$ je uređeni par koji se sastoji od konačnog skupa čvorova V i binarne relacije E nad V .

Osnovni pojmovi

Definition

Graf $G = (V, E)$ je uređeni par koji se sastoji od konačnog skupa čvorova V i binarne relacije E nad V .

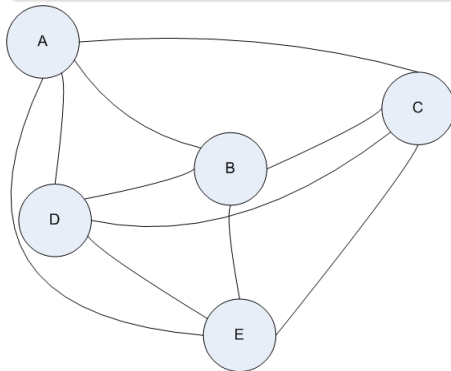


Definition

Graf $K = (V, E)$ je r -kompletan ako važi $E = E(V)$, tj. za svaki par čorova postoji grana i $|V| = r$.

Definition

Graf $K = (V, E)$ je r -kompletan ako važi $E = E(V)$, tj. za svaki par čorova postoji grana i $|V| = r$.

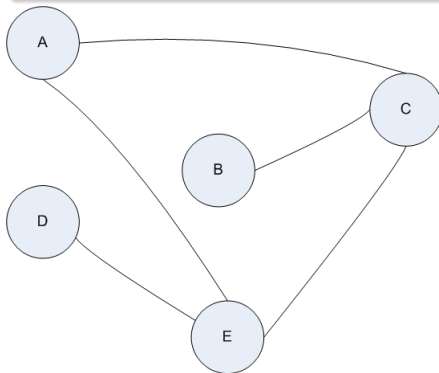


Definition

Strogo povezani graf je usmereni graf u kojem između svaka dva čvora postoji put u oba smera.

Definition

Strogo povezani graf je usmereni graf u kojem između svaka dva čvora postoji put u oba smera.

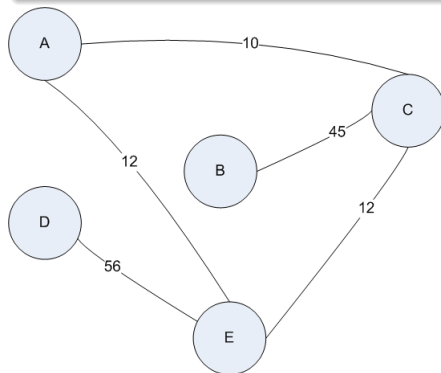


Definition

Težinski graf (mreža) je uređeni par (G, w) , gde je $G = (V, E)$, a w je funkcija koja svakoj grani $e = (u, v)$, $e \in E$ dodeljuje realnu vrednost $w(e)$.

Definition

Težinski graf (mreža) je uređeni par (G, w) , gde je $G = (V, E)$, a w je funkcija koja svakoj grani $e = (u, v)$, $e \in E$ dodeljuje realnu vrednost $w(e)$.



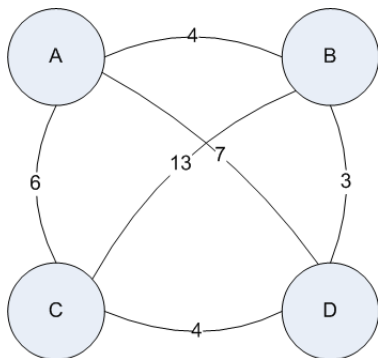
Formalna definicija

Definition

SMET Za dati kompletan graf G i funkciju energije $f_{i,j}$ odrediti pridružene vrednosti energije u svakom od čvorova grafa z_1, z_2, \dots, z_n , tako da je podgraf dat sa $G_d = (V, E')$, gde je $E' = \{(i,j) | f_{i,j} \leq z_i, i, j \in V\}$ strogo povezan i ukupna energija data sa $\sum_{k \in N} z_k$ minimalna.

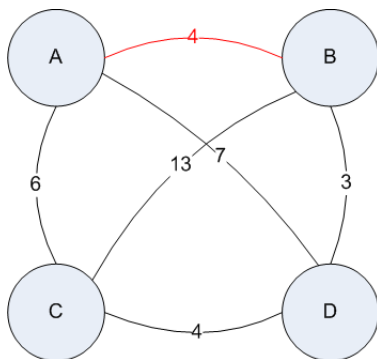
Sledi

- 1 Uvod
 - Definicije problema SMET
 - **Primer**
 - Energija prenosa signala
 - Načini rešavanja
- 2 Genetski algoritam
 - Istorijat i opšta svojstva
 - Predloženi GA
 - Rezultati
- 3 Zaključak
- 4 Literatura



Nema odabranih grana.

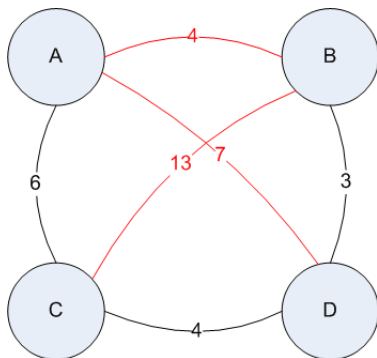
Graf nije strogo povezan!



Odabrane= {AB}

Za=4, Zb=4

Graf i dalje nije strogo povezan!

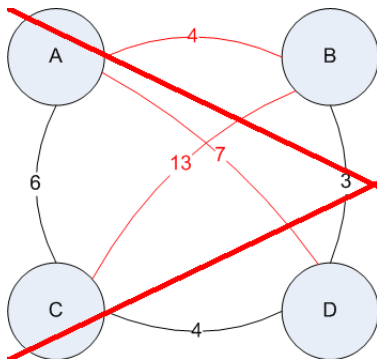


Odabrane= {AB, AD, BC}

Za=7, Zb=13 Zc=13, Zd=7.

Ukupno: 7+13+13+7=40

**Graf jeste povezan,
međutim...**

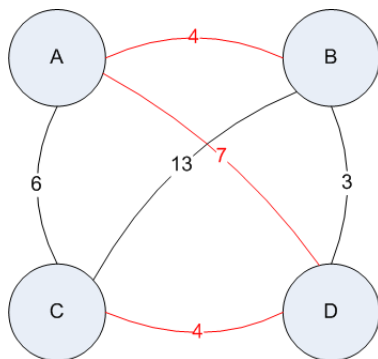


Odabrane = {AB, AD, BC}

$Z_a=7, Z_b=13, Z_c=13, Z_d=7$.

Ukupno: $7+13+13+7=40$

Graf jeste povezan,
međutim...

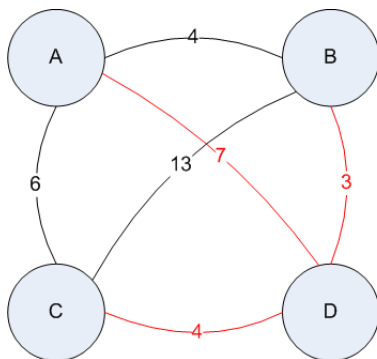


Odabrane= {AB, AD, CD}

Za=7, Zb=4, Zc=4, Zd=7.

Ukupno: 7+4+4+7=22

**Graf jeste povezan, i ovo je
bolje rešenje od
prethodnog...**

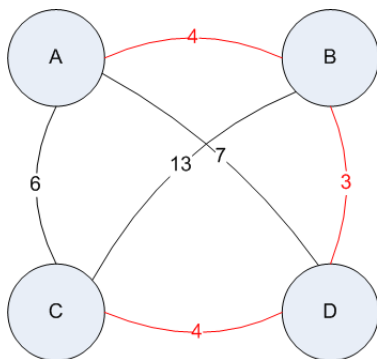


Odabrane= {AD, CD, BD}

Za=7, Zb=3, Zc=4, Zd=7.

Ukupno: 7+3+4+7=21

Još bolje...



Odabrane= {AB, BD, CD}

$Z_a=4, Z_b=4, Z_c=4, Z_d=4.$

Ukupno: $4+4+4+4=16$

OPTIMALNO REŠENJE!!!

Sledi

- 1 Uvod
 - Definicije problema SMET
 - Primer
 - **Energija prenosa signala**
 - Načini rešavanja
- 2 Genetski algoritam
 - Istorijat i opšta svojstva
 - Predloženi GA
 - Rezultati
- 3 Zaključak
- 4 Literatura

Energija prenosa (transimisijske) između senzora obeleženog indeksom i i senzora sa indeksom j je obično funkcija njihove udaljenosti i definiše se kao:

$$f_{i,j} = f(d_{i,j}) = t_j d_{i,j}^{\alpha} \quad (1)$$

, gde je:

- $d_{i,j}$ - udaljenost između senzora
- t_j - prag osetljivosti senzora j (eng. sensitivity threshold)
- α - koeficijent gubitka energije signala (eng. path loss coefficient)

Energija prenosa (transimisijske) između senzora obeleženog indeksom i i senzora sa indeksom j je obično funkcija njihove udaljenosti i definiše se kao:

$$f_{i,j} = f(d_{i,j}) = t_j d_{i,j}^{\alpha} \quad (1)$$

, gde je:

- $d_{i,j}$ - udaljenost između senzora
- t_j - prag osetljivosti senzora j (eng. sensitivity threshold)
- α - koeficijent gubitka energije signala (eng. path loss coefficient)

Energija prenosa (transimisijske) između senzora obeleženog indeksom i i senzora sa indeksom j je obično funkcija njihove udaljenosti i definiše se kao:

$$f_{i,j} = f(d_{i,j}) = t_j d_{i,j}^{\alpha} \quad (1)$$

, gde je:

- $d_{i,j}$ - udaljenost između senzora
- t_j - prag osetljivosti senzora j (eng. sensitivity threshold)
- α - koeficijent gubitka energije signala (eng. path loss coefficient)

Energija prenosa (transimisijske) između senzora obeleženog indeksom i i senzora sa indeksom j je obično funkcija njihove udaljenosti i definiše se kao:

$$f_{i,j} = f(d_{i,j}) = t_j d_{i,j}^{\alpha} \quad (1)$$

, gde je:

- $d_{i,j}$ - udaljenost između senzora
- t_j - prag osetljivosti senzora j (eng. sensitivity threshold)
- α - koeficijent gubitka energije signala (eng. path loss coefficient)

Energija prenosa (transimisijske) između senzora obeleženog indeksom i i senzora sa indeksom j je obično funkcija njihove udaljenosti i definiše se kao:

$$f_{i,j} = f(d_{i,j}) = t_j d_{i,j}^{\alpha} \quad (1)$$

, gde je:

- $d_{i,j}$ - udaljenost između senzora
- t_j - prag osetljivosti senzora j (eng. sensitivity threshold)
- α - koeficijent gubitka energije signala (eng. path loss coefficient)

Sledi

- 1 Uvod
 - Definicije problema SMET
 - Primer
 - Energija prenosa signala
 - Načini rešavanja
- 2 Genetski algoritam
 - Istorijat i opšta svojstva
 - Predloženi GA
 - Rezultati
- 3 Zaključak
- 4 Literatura

Algoritmi

- Egzaktni algoritmi - uvek daju optimalno rešenje
 - Algoritam grube sile
 - Kombinacija grananja sa odsecanjem i LP rešenja [2]
- Neegzaktni algoritmi - ne moraju dati optimalno rešenje, ali im je vremenska složenost u opštem slučaju povoljnija
 - Približni MST (eng. minimum spanning tree) zasnovani algoritmi
 - Metaheuristike - predloženi genetski algoritam

Algoritmi

- Egzaktni algoritmi - uvek daju optimalno rešenje
 - Algoritam grube sile
 - Kombinacija grananja sa odsecanjem i LP rešenja [2]
- Neegzaktni algoritmi - ne moraju dati optimalno rešenje, ali im je vremenska složenost u opštem slučaju povoljnija
 - Približni MST (eng. minimum spanning tree) zasnovani algoritmi
 - Metaheuristike - predloženi genetski algoritam

Algoritmi

- Egzaktni algoritmi - uvek daju optimalno rešenje
 - Algoritam grube sile
 - Kombinacija grananja sa odsecanjem i LP rešenja [2]
- Neegzaktni algoritmi - ne moraju dati optimalno rešenje, ali im je vremenska složenost u opštem slučaju povoljnija
 - Približni MST (eng. minimum spanning tree) zasnovani algoritmi
 - Metaheuristike - predloženi genetski algoritam

Algoritmi

- Egzaktni algoritmi - uvek daju optimalno rešenje
 - Algoritam grube sile
 - Kombinacija grananja sa odsecanjem i LP rešenja [2]
- Neegzaktni algoritmi - ne moraju dati optimalno rešenje, ali im je vremenska složenost u opštem slučaju povoljnija
 - Približni MST (eng. minimum spanning tree) zasnovani algoritmi
 - Metaheuristike - predloženi genetski algoritam

Algoritmi

- Egzaktni algoritmi - uvek daju optimalno rešenje
 - Algoritam grube sile
 - Kombinacija grananja sa odsecanjem i LP rešenja [2]
- Neegzaktni algoritmi - ne moraju dati optimalno rešenje, ali im je vremenska složenost u opštem slučaju povoljnija
 - Približni MST (eng. minimum spanning tree) zasnovani algoritmi
 - Metaheuristike - predloženi genetski algoritam

Algoritmi

- Egzaktni algoritmi - uvek daju optimalno rešenje
 - Algoritam grube sile
 - Kombinacija grananja sa odsecanjem i LP rešenja [2]
- Neegzaktni algoritmi - ne moraju dati optimalno rešenje, ali im je vremenska složenost u opštem slučaju povoljnija
 - Približni MST (eng. minimum spanning tree) zasnovani algoritmi
 - Metaheuristike - predloženi genetski algoritam

Sledi

- 1 Uvod
 - Definicije problema SMET
 - Primer
 - Energija prenosa signala
 - Načini rešavanja
- 2 Genetski algoritam
 - Istorijat i opšta svojstva
 - Predloženi GA
 - Rezultati
- 3 Zaključak
- 4 Literatura

Sledi

- 1 Uvod
 - Definicije problema SMET
 - Primer
 - Energija prenosa signala
 - Načini rešavanja
- 2 Genetski algoritam
 - Istorijat i opšta svojstva
 - Predloženi GA
 - Rezultati
- 3 Zaključak
- 4 Literatura

- Genetski algoritam je razvio Džon Holand (eng. John Holland) šezdesetih godina prošlog veka
- Za dati optimizacioni problem rešenja se generišu tehnikom inspirisanom prirodnom evolucijom
- Ulazne veličine posmatranih problema se transformišu u strukturu predstavljenu hromozomom, gde svakom genu odgovara neko svojstvo
- Nakon toga se nad populacijom hromozoma primenjuju metodi ukrštanja, selekcije, mutacije
- Najbolji hromozomi opstaju, jer su favorizovani i samim tim daju dobra rešenja za ulazni problem

- Genetski algoritam je razvio Džon Holand (eng. John Holland) šezdesetih godina prošlog veka
- Za dati optimizacioni problem rešenja se generišu tehnikom inspirisanom prirodnom evolucijom
- Ulazne veličine posmatranih problema se transformišu u strukturu predstavljenu hromozomom, gde svakom genu odgovara neko svojstvo
- Nakon toga se nad populacijom hromozoma primenjuju metodi ukrštanja, selekcije, mutacije
- Najbolji hromozomi opstaju, jer su favorizovani i samim tim daju dobra rešenja za ulazni problem

- Genetski algoritam je razvio Džon Holand (eng. John Holland) šezdesetih godina prošlog veka
- Za dati optimizacioni problem rešenja se generišu tehnikom inspirisanom prirodnom evolucijom
- Ulazne veličine posmatranih problema se transformišu u strukturu predstavljenu hromozomom, gde svakom genu odgovara neko svojstvo
- Nakon toga se nad populacijom hromozoma primenjuju metodi ukrštanja, selekcije, mutacije
- Najbolji hromozomi opstaju, jer su favorizovani i samim tim daju dobra rešenja za ulazni problem

- Genetski algoritam je razvio Džon Holand (eng. John Holland) šezdesetih godina prošlog veka
- Za dati optimizacioni problem rešenja se generišu tehnikom insipirisanom prirodnom evolucijom
- Ulazne veličine posmatranih problema se transformišu u strukturu predstavljenu hromozomom, gde svakom genu odgovara neko svojstvo
- Nakon toga se nad populacijom hromozoma primenjuju metodi ukrštanja, selekcije, mutacije
- Najbolji hromozomi opstaju, jer su favorizovani i samim tim daju dobra rešenja za ulazni problem

- Genetski algoritam je razvio Džon Holand (eng. John Holland) šezdesetih godina prošlog veka
- Za dati optimizacioni problem rešenja se generišu tehnikom insipirisanom prirodnom evolucijom
- Ulazne veličine posmatranih problema se transformišu u strukturu predstavljenu hromozomom, gde svakom genu odgovara neko svojstvo
- Nakon toga se nad populacijom hromozoma primenjuju metodi ukrštanja, selekcije, mutacije
- Najbolji hromozomi opstaju, jer su favorizovani i samim tim daju dobra rešenja za ulazni problem

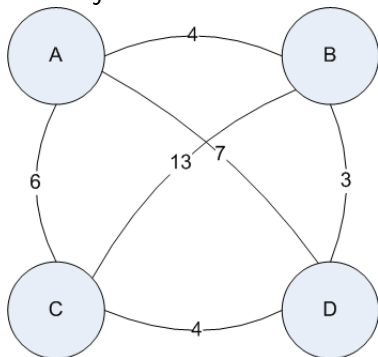
Sledi

- 1 Uvod
 - Definicije problema SMET
 - Primer
 - Energija prenosa signala
 - Načini rešavanja
- 2 **Genetski algoritam**
 - Istorijat i opšta svojstva
 - **Predloženi GA**
 - Rezultati
- 3 Zaključak
- 4 Literatura

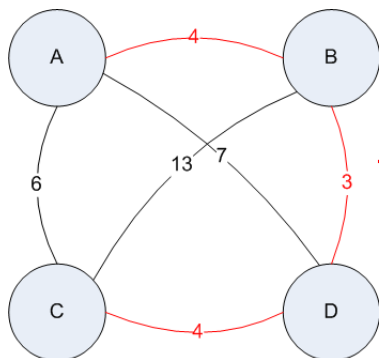
Naš problem je potrebno najpre **kodirati** u ulazni problem za GA
Svakoj grani ulaznog grafa se dodeljuje jedan bit, tzv. *binarno kodiranje*

Naš problem je potrebno najpre **kodirati** u ulazni problem za GA
Svakoj grani ulaznog grafa se dodeljuje jedan bit, tzv. *binarno kodiranje*

Naš problem je potrebno najpre **kodirati** u ulazni problem za GA
Svakoj grani ulaznog grafa se dodeljuje jedan bit, tzv. *binarno kodiranje*



0	AB
0	AC
0	AD
0	BC
0	BD
0	CD



1	AB
0	AC
0	AD
0	BC
1	BD
1	CD

OPTIMALNO REŠENJE!!!

GA je iterativni postupak

Za svaki niz bitova (hromozom) se u svakoj iteraciji vrši izračunavanje funkcije cilja i provera validnosti

Funkcija cilja je data sa

$$\sum_{i=1}^n \max\{f_{i,j} | x_{i,j} = 1\} \quad (2)$$

Nevalidne jedinke se eliminišu iz populacije

Elitistička strategija omogućava da bolje jedinke preživljavaju i samim tim doprinose brzini pretrage i kvalitetu rešenja

GA je iterativni postupak

Za svaki niz bitova (hromozom) se u svakoj iteraciji vrši izračunavanje funkcije cilja i provera validnosti

Funkcija cilja je data sa

$$\sum_{i=1}^n \max\{f_{i,j} | x_{i,j} = 1\} \quad (2)$$

Nevalidne jedinke se eliminišu iz populacije

Elitistička strategija omogućava da bolje jedinke preživljavaju i samim tim doprinose brzini pretrage i kvalitetu rešenja

GA je iterativni postupak

Za svaki niz bitova (hromozom) se u svakoj iteraciji vrši izračunavanje funkcije cilja i provera validnosti

Funkcija cilja je data sa

$$\sum_{i=1}^n \max\{f_{i,j} | x_{i,j} = 1\} \quad (2)$$

Nevalidne jedinke se eliminišu iz populacije

Elitistička strategija omogućava da bolje jedinke preživljavaju i samim tim doprinose brzini pretrage i kvalitetu rešenja

GA je iterativni postupak

Za svaki niz bitova (hromozom) se u svakoj iteraciji vrši izračunavanje funkcije cilja i provera validnosti

Funkcija cilja je data sa

$$\sum_{i=1}^n \max\{f_{i,j} | x_{i,j} = 1\} \quad (2)$$

Nevalidne jedinke se eliminišu iz populacije

Elitistička strategija omogućava da bolje jedinke preživljavaju i samim tim doprinose brzini pretrage i kvalitetu rešenja

GA je iterativni postupak

Za svaki niz bitova (hromozom) se u svakoj iteraciji vrši izračunavanje funkcije cilja i provera validnosti

Funkcija cilja je data sa

$$\sum_{i=1}^n \max\{f_{i,j} | x_{i,j} = 1\} \quad (2)$$

Nevalidne jedinke se eliminišu iz populacije

Elitistička strategija omogućava da bolje jedinke preživljavaju i samim tim doprinose brzini pretrage i kvalitetu rešenja

U daljem procesu tako formirani nizovi nula i jedinica podležu procesima:

Selekcije - bolje prilagođene jedinke dobijaju mogućnost ukrštanja

Ukrštanja - u kojem se dobijaju nove kombinacije bitova rekombinacijom roditeljskih

Mutacije - kao i u genetičkim procesima, uslovno slučajne promene bitova

U daljem procesu tako formirani nizovi nula i jedinica podležu procesima:

Selekcije - bolje prilagođene jedinke dobijaju mogućnost ukrštanja

Ukrštanja - u kojem se dobijaju nove kombinacije bitova rekombinacijom roditeljskih

Mutacije - kao i u genetičkim procesima, uslovno slučajne promene bitova

U daljem procesu tako formirani nizovi nula i jedinica podležu procesima:

Selekcije - bolje prilagođene jedinke dobijaju mogućnost ukrštanja

Ukrštanja - u kojem se dobijaju nove kombinacije bitova rekombinacijom roditeljskih

Mutacije - kao i u genetičkim procesima, uslovno slučajne promene bitova

U daljem procesu tako formirani nizovi nula i jedinica podležu procesima:

Selekcije - bolje prilagođene jedinke dobijaju mogućnost ukrštanja

Ukrštanja - u kojem se dobijaju nove kombinacije bitova
rekombinacijom roditeljskih

Mutacije - kao i u genetičkim procesima, uslovno slučajne promene bitova

- Za razvoj korišćena modularna platforma koja razdvaja formulaciju problema od optimizacionog algoritma.
- Binarno kodiranje
- Jednostavna funkcija cilja prilagođena problemu
- Fino gradirana turnirska selekcija, $N_{compavg} = 5.4$ [19]
- Jednopoloziciono ukrštanje

- Za razvoj korišćena modularna platforma koja razdvaja formulaciju problema od optimizacionog algoritma.
- Binarno kodiranje
- Jednostavna funkcija cilja prilagođena problemu
- Fino gradirana turnirska selekcija, $N_{compavg} = 5.4$ [19]
- Jednopoloziciono ukrštanje

- Za razvoj korišćena modularna platforma koja razdvaja formulaciju problema od optimizacionog algoritma.
- Binarno kodiranje
- Jednostavna funkcija cilja prilagođena problemu
- Fino gradirana turnirska selekcija, $N_{compavg} = 5.4$ [19]
- Jednopoloziciono ukrštanje

- Za razvoj korišćena modularna platforma koja razdvaja formulaciju problema od optimizacionog algoritma.
- Binarno kodiranje
- Jednostavna funkcija cilja prilagođena problemu
- Fino gradirana turnirska selekcija, $N_{compavg} = 5.4$ [19]
- Jednopoloziciono ukrštanje

- Za razvoj korišćena modularna platforma koja razdvaja formulaciju problema od optimizacionog algoritma.
- Binarno kodiranje
- Jednostavna funkcija cilja prilagođena problemu
- Fino gradirana turnirska selekcija, $N_{compavg} = 5.4$ [19]
- Jednopoloziciono ukrštanje

Sledi

- 1 Uvod
 - Definicije problema SMET
 - Primer
 - Energija prenosa signala
 - Načini rešavanja
- 2 Genetski algoritam
 - Istorijat i opšta svojstva
 - Predloženi GA
 - Rezultati
- 3 Zaključak
- 4 Literatura

Instance

- Posmatrani su simetrični i asimetrični slučajevi
- Slučajne instance u rasponu od 10 do 150 čvorova
- Kako su na ulazu kompletni grafovi, broj grana u slučaju $|V| = 150$ je velik
- Za slučajeve malih dimenzija proveravana je optimalnost korišćenjem CPLEX alata

Instance

- Posmatrani su simetrični i asimetrični slučajevi
- Slučajne instance u rasponu od 10 do 150 čvorova
- Kako su na ulazu kompletni grafovi, broj grana u slučaju $|V| = 150$ je velik
- Za slučajeve malih dimenzija proveravana je optimalnost korišćenjem CPLEX alata

Instance

- Posmatrani su simetrični i asimetrični slučajevi
- Slučajne instance u rasponu od 10 do 150 čvorova
- Kako su na ulazu kompletni grafovi, broj grana u slučaju $|V| = 150$ je velik
- Za slučajeve malih dimenzija proveravana je optimalnost korišćenjem CPLEX alata

Instance

- Posmatrani su simetrični i asimetrični slučajevi
- Slučajne instance u rasponu od 10 do 150 čvorova
- Kako su na ulazu kompletni grafovi, broj grana u slučaju $|V| = 150$ je velik
- Za slučajeve malih dimenzija proveravana je optimalnost korišćenjem CPLEX alata

Rezultati na simetričnim instancama

Instance	V	E	opt. CPLEX	GA reš.	t CPLEX	t GA
SMET_sim_t10_167	10	90	2808	2808	5,72	4,92
SMET_sim_t10_288	10	90	2576	2576	8,90	3,19
SMET_sim_t10_409	10	90	2439	2439	8,12	4,85
SMET_sim_t10_530	10	90	2243	2243	9,67	2,95
SMET_sim_t10_652	10	90	2562	2562	7,60	8,98
SMET_sim_t10_704	10	90	2568	2568	4,76	3,14
SMET_sim_t10_773	10	90	2507	2507	5,42	2,54
SMET_sim_t10_825	10	90	2050	2050	8,03	2,78
SMET_sim_t10_894	10	90	2305	2305	11,15	2,60
SMET_sim_t10_946	10	90	3182	3182	9,79	3,27

Rezultati na simetričnim instancama

instanca	V	E	opt. CPLEX	GA reš.	t CPLEX	T GA
SMET_sim_t20_139	20	380	-	3452	-	8,80
SMET_sim_t25_169	25	600	-	3592	-	14,49
SMET_sim_t30_199	30	870	-	5031	-	22,05
SMET_sim_t35_592	35	1190	-	5499	-	30,91
SMET_sim_t40_154	40	1560	-	5314	-	40,79
SMET_sim_t45_478	45	1980	-	7056	-	52,12
SMET_sim_t50_872	50	2450	-	9506	-	65,98
SMET_sim_t55_365	55	2970	-	14338	-	82,84
SMET_sim_t60_758	60	3540	-	20482	-	100,20
SMET_sim_t65_251	65	4160	-	25685	-	118,68
SMET_sim_t70_644	70	4830	-	32816	-	139,51
SMET_sim_t75_138	75	5550	-	41310	-	159,00
SMET_sim_t80_531	80	6320	-	48929	-	182,00
SMET_sim_t85_924	85	7140	-	53125	-	205,03

Rezultati na asimetričnim instancama

instanca	V	E	opt. CPLEX	GA reš.	t CPLEX	t GA
SMET_asim_t10_167	10	90	4084	4084	11,28	2,31
SMET_asim_t10_288	10	90	3576	3576	8,36	2,04
SMET_asim_t10_409	10	90	3340	3340	5,69	2,08
SMET_asim_t10_530	10	90	3435	3435	5,45	2,23
SMET_asim_t10_652	10	90	3641	3641	3,67	1,94
SMET_asim_t10_704	10	90	3851	3851	10,23	2,06
SMET_asim_t10_773	10	90	3583	3583	4,89	2,09
SMET_asim_t10_825	10	90	2573	2573	5,84	2,11
SMET_asim_t10_894	10	90	3028	3028	6,61	2,18
SMET_asim_t10_946	10	90	5452	5452	28,27	2,30

Sledi

- 1 Uvod
 - Definicije problema SMET
 - Primer
 - Energija prenosa signala
 - Načini rešavanja
- 2 Genetski algoritam
 - Istorijat i opšta svojstva
 - Predloženi GA
 - Rezultati
- 3 **Zaključak**
- 4 Literatura

Pregled metoda

- U prvom delu rada razmatran je najpogodniji algoritam za proveru ograničenja povezanosti grafa (Tarjan)
- Korišćeno je binarno kodiranje i osnovni genetski operatori koji čuvaju korektnost jedinki
- Implementirano je i keširanje, što je značajno ubrzalo vreme izvršavanja GA

Pregled metoda

- U prvom delu rada razmatran je najpogodniji algoritam za proveru ograničenja povezanosti grafa (Tarjan)
- Korišćeno je binarno kodiranje i osnovni genetski operatori koji čuvaju korektnost jedinki
- Implementirano je i keširanje, što je značajno ubrzalo vreme izvršavanja GA

Pregled metoda

- U prvom delu rada razmatran je najpogodniji algoritam za proveru ograničenja povezanosti grafa (Tarjan)
- Korišćeno je binarno kodiranje i osnovni genetski operatori koji čuvaju korektnost jedinki
- Implementirano je i keširanje, što je značajno ubrzalo vreme izvršavanja GA

Dalje unapređivanje

- Paralelizacija
- Hibridizacija
- Rešavanje sličnih problema
- Složeniji model funkcije cilja
- Robusnije ponašanje algoritma, na primer, u slučaju otkaza senzora

Dalje unapređivanje

- Paralelizacija
- Hibridizacija
- Rešavanje sličnih problema
- Složeniji model funkcije cilja
- Robusnije ponašanje algoritma, na primer, u slučaju otkaza senzora

Dalje unapređivanje

- Paralelizacija
- Hibridizacija
- Rešavanje sličnih problema
- Složeniji model funkcije cilja
- Robusnije ponašanje algoritma, na primer, u slučaju otkaza senzora

Dalje unapređivanje

- Paralelizacija
- Hibridizacija
- Rešavanje sličnih problema
- Složeniji model funkcije cilja
- Robusnije ponašanje algoritma, na primer, u slučaju otkaza senzora

Dalje unapređivanje





- Paralelizacija
- Hibridizacija
- Rešavanje sličnih problema
- Složeniji model funkcije cilja
- Robusnije ponašanje algoritma, na primer, u slučaju otkaza senzora





Naučni doprinos





- Prvi put je korišćen genetski algoritam za rešavanje ove formulacije problema
- Uvedena je odgovarajuća funkcija cilja, a to je omogućilo održavanje korektnosti jedinki i efikasnu implementaciju
- Dobijeni su rezultati na velikim dimenzijama, koji do sada nisu razmatrani u literaturi





Sledi





- 1 Uvod
 - Definicije problema SMET
 - Primer
 - Energija prenosa signala
 - Načini rešavanja
- 2 Genetski algoritam
 - Istorijat i opšta svojstva
 - Predloženi GA
 - Rezultati
- 3 Zaključak
- 4 Literatura

-  Akyildiz, I., Su, W., Sankarasubramaniam, Y., Cayirci, E., 2002. Wireless sensor networks: A survey. Computer Networks 38, 393-422.
-  Y.P. Aneja, R. Chandrasekaran, Xiangyong Li, K.P.K. Nair, A branch-and-cut algorithm for the strong minimum energy topology in wireless sensor networks, European Journal of Operational Research (2009)
-  Böck T., "Self-adaptation in Genetic Algorithms", in: Proceedings of the First European Conference on Artificial Life, MIT Press (1992).
-  Böck T., "Optimal Mutation Rates in Genetic Search", in: Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann, San Mateo, Calif., pp. 2-8 (1993).





-  Bäck, Thomas, Evolutionary Algorithms in Theory and Practice (1996), p. 120, Oxford Univ. Press
-  Bellman, R.E. 1957. Dynamic Programming. Princeton University Press, Princeton, NJ. Republished 2003: Dover
-  T. Blicke, Evolving compact solutions in genetic programming: a case study In: H. Voigt, W. Ebeling, I. Rechenberg, and H. Schwefel (eds.), Parallel Problem Solving from Nature IV, Proceedings of the International Conference on Evolutionary Computation, LNCS 1141, 564-573, 1996, Springer.
-  Bramlette M.F., "Initialisation, mutation and selection methods in genetic algorithms for function optimization", in: Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann, San Mateo, Calif., pp. 100-107 (1991).





-  Chen, W.-T., Huang, N.-F., 1989. The strongly connecting problem on multihop packet radio networks. IEEE Transaction on Communications 37, 293- 295.
-  Cheng, C., Hu, T., 1991. Ancestor tree for arbitrary multi-terminal cut functions. Annals of Operations Research 33, 199-213.
-  Cheng, X., Narahari, B., Simha, R., Cheng, X., Liu, D., 2003. Strong minimum energy topology in wireless sensor networks: NP-completeness and heuristics. IEEE Transactions on Mobile Computing 2, 248-256.
-  Cheng, M.X., Cardei, M., Sun, J., Cheng, X., Wang, L., Xu, Y., Du, D.-Z., 2004. Topology control of ad hoc wireless networks for energy efficiency. IEEE Transactions on Computers 53, 1629-1635.






-  Cook, S.A. (1971). "The complexity of theorem proving procedures". Proceedings, Third Annual ACM Symposium on the Theory of Computing, ACM, New York. pp. 151-158. doi:10.1145/800157.805047.
-  A. Coloni, M. Dorigo et V. Maniezzo, Distributed Optimization by Ant Colonies, actes de la premi?re conférence européenne sur la vie artificielle, Paris, France, Elsevier Publishing, 134-142, 1991.
-  Cormen, T.H.; Leiserson, C.E., Rivest, R.L.; Stein, C. (2001). Introduction to Algorithms (2nd ed.). MIT Press and McGraw-Hill. Chapter 34: NP-Completeness, pp. 966-1021.
-  Dantzig G. B, and Mukund N. Thapa. 1997. Linear programming 1: Introduction. Springer-Verlag.

-  Dorigo, M. (1992). Optimization, Learning and Natural Algorithms (Phd Thesis). Politecnico di Milano, Italie.
-  Euler, Solutio Problematis ad geometriam situs pertinentis, Commentarii Academiae Scientiarum Imperialis Petropolitanae 8 (1736), pp. 128-140
-  Filipović V. "Predlog poboljšanja operatora turnirske selekcije kod genetskih algoritama", Magistarski rad, Univerzitet u Beogradu, Matematički fakultet (1998).
-  Filipović V., Kratica J., Tožić D., Ljubić I., "Fine Grained Tournament Selection for the Simple Plant Location Problem", Proceedings of the 5th Online World Conference on Soft Computing Methods in Industrial Applications - WSC5, pp. 152-158, (2000).

-  Filipoviæ V., ToŹiæ D., Kratica J., "Experimental Results in Applying of Fine Grained Tournament Selection", Proceedings of the 10th Congress of Yugoslav Mathematicians, pp. 331-336, Belgrade, 21.-24.01. (2001).
-  Filipoviæ, V. "Fine-Grained Tournament Selection Operator in Genetic Algorithms", Computing and Informatics 22(2), 143-161.(2003).
-  Glover, F. (1986). "Future Paths for Integer Programming and Links to Artificial Intelligence". Computers and Operations Research 13 (5): 533-549.
-  Glover, F. and M. Laguna. (1997). Tabu Search. Kluwer, Norwell, MA.
-  Thomas Haenselmann (2006-04-05). Sensornetworks. GFDL Wireless Sensor Network textbook. Retrieved 2006-08-29.

-  Holland, J.H. (1975). Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan Press.
-  Kirkpatrick, S.; Gelatt Jr., C.D.; Vecchi, M.P. (1983). "Optimization by Simulated Annealing". Science 220 (4598): 671-680.
-  Kratica J., Filipović V., Tožić D., "Solving the uncapacitated Warehouse Location problem by SGA With Add-Heuristic", XV ECPD International Conference on Material Handling and Warehousing, University of Belgrade, Faculty of Mechanical Engineering, Materials Handling Institute, Belgrade (1998).
-  Kratica J., "Improving Performances of the Genetic Algorithm by Caching", Computers and Artificial Intelligence, Vol. 18, No. 3, pp.271-283 (1999).

-  Kratica J., "Paralelizacija genetskih algoritama za rešavanje nekih NPkompletnih problema", Doktorska disertacija, Matematički fakultet, Beograd (2000).
-  Kratica J., Tožić D., Filipović V., Ljubić I., "Solving the Simple Plant Location Problem by Genetic Algorithm", RAIRO Operations Research, Vol. 73, No. 1, pp.127-142 (2001)
-  Kratica J., Tožić D., Filipović V., Ljubić I., "A genetic algorithm for the uncapacitated network design problem", Soft Computing in Industry - Recent Applications, Engineering series, pp. 329-338. Springer (2002).
-  Kratica J., Ljubić I., Tožić D., "A genetic algorithm for the index selection problem", Springer Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2611, pp. 281-291 (2003).

-  Lloyd, E., Liu, R., Marathe, M., Ramanathan, R., Ravi, S., 2002. Algorithmic aspects of topology control problems for ad hoc networks. In: Proceedings of ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc'2002), Lausanne, Switzerland, June 9-11, pp. 123-134.
-  Mitchell, Melanie, (1996), An Introduction to Genetic Algorithms, MIT Press, Cambridge, MA.
-  Z. Michalewicz, Genetic Algorithms + Data Structures = Evolutionary Programs. Springer-Verlag, 1992.
-  Papadimitiou, C. (1994). Computational Complexity (1st ed.). Addison Wesley. Chapter 9 (NP-complete problems), pp. 181-218.
-  Römer, Kay; Friedemann Mattern (December 2004), "The Design Space of Wireless Sensor Networks", IEEE Wireless

Communications 11 (6): 54-61,
doi:10.1109/MWC.2004.1368897






C. R. Reeves, Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems. McGraw-Hill Book Company, 1995.



O. Seng, M. Bauyer, M. Biehl and G. Pache, Search-based improvement of subsystem decomposition, In: GECCO 2005: Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference, 2005, 1045 - 1051.



O. Seng, J. Stammel and D. Burkhart, Search-based determination of refactorings for improving the class structure of object-oriented systems, In: GECCO 2006: Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference, 2006, 1909-1916.

-  Ingo Rechenberg (1971): Evolutionsstrategie - Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution (PhD thesis). Reprinted by Fromman-Holzboog (1973).
-  Tarjan Robert: Depth-first search and linear graph algorithms. In: SIAM Journal on Computing. Vol. 1 (1972), No. 2, P. 146-160.
-  Yang, K., Konstantinidis, A., Chen, H., Zhang, Q., 2007. Energy-aware topology control for wireless sensor networks using memetic algorithms. Computer Communications 30, 2753-2764.