

# PRILAGODBA GENETSKOG ALGORITMA UČINKOVITIJOM MINIMIZACIJI DJELATNIH GUBITAKA ELEKTROENERGETSKE MREŽE

*Marinko Barukčić, Željko Hederić, Franjo Jović*

Izvorni znanstveni članak

U radu je prikazano optimiranje razmještaja kondenzatorskih baterija u stacionarnoj električnoj mreži primjenom genetskog algoritma. Razmještanje kondenzatorskih baterija obavljeno je s obzirom na najmanje djelatne gubitke u vodovima mreže za slučaj postojećih kondenzatorskih baterija, tj. za slučaj kada nema troška nabave kondenzatorskih baterija. Predloženi genetski algoritam prilagođen je navedenom problemu optimiranja. Prilagodba genetskog algoritma obavljena je učinkovitijim definiranjem kodiranja jedinki, jednostavnijim izborom načina selekcije i sinergijom genetskih operatora križanja i mutacije.

**Ključne riječi:** kondenzatorska baterija, operator križanja, operator mutacije, sinergija

## Adaption of genetic algorithm for more efficient minimization of active power losses in power network

Original scientific paper

A presentation of genetic algorithm for solving the optimization problem of capacitor banks displacement in the power network has been given. Optimal displacement of capacitor banks is obtained using the criterium of minimal active power losses in network lines for existing capacitor banks. The proposed genetic algorithm has been adjusted for the optimization problem. An adaption of genetic algorithm has been done by more efficient individuals coding, by simplifying the selection type and by synergy of genetic crossover and mutation operators.

**Key words:** capacitor bank, crossover operator, mutation operator, synergy

### 1

#### Genetski algoritam – uvod

#### Genetic algorithm – introduction

Genetski algoritam je jedna od heurističkih metoda koja se koristi za rješavanje problema pretraživanja prostora stanja rješenja nasumičnim pristupom području optimalnog rješenja [1, 2]. Genetski algoritam se zasniva na ideji evolucije u prirodi. Evolucija jedinki neke vrste predstavlja prirodni proces prilagodbe jedinki uvjetima okoliša u kojem žive. Jedinke se iz generacije u generaciju prilagođavaju promjenjivom okolišu unaprjeđivanjem svojih postojećih i stjecanjem nekih novih osobina.

Kako je većina svojstava živih bića zapisana u genetskom materijalu (kromosomima), koji se razmnožavanjem prenose na potomke, tako će jedinke s dobrim osobinama te svoje osobine uglavnom prenijeti i na potomke.

Na ovaj se način iz generacije u generaciju, ispravnim izborom roditelja novim jedinkama prenose dobre osobine koje im omogućavaju veće šanse za preživljavanje. Osim navedenog, ponekad se kod razvoja nove jedinke može dogoditi slučajna promjena nekog dijela kromosoma (gena) koja može biti izazvana i utjecajima iz okoliša. Ova se pojava naziva mutacija gena. Ona omogućava da nova jedinka dobije neke osobine koje nisu imali njezini roditelji i koje nije mogla dobiti križanjem gena roditelja. Ukoliko je ova nova osobina još bolja od korespondentne osobine roditelja, takav potomak ima još veće šanse za preživljavanje u borbi za opstanak. Dakle, priroda putem procesa evolucije kombiniranjem gena traži jedinke s najboljim osobinama za određeni okoliš, tj. traži najbolje rješenje za određene životne uvjete. Analogno s ovim prirodnim procesom evolucije i genetski algoritam također traži najbolje rješenje zadanog problema. Pri tome, kod genetskog algoritma analogiju djelovanja okoliša na preživljavanje preuzima sama funkcija cilja problema optimiranja.

Kako bi se genetski algoritam mogao primijeniti na promatrani problem optimiranja potrebno je definirati:

jedinke, populaciju jedinki, uvjete preživljavanja jedinki i njihova testiranja, te genetske operatore. Jedinka predstavlja zapis informacija o vrijednostima varijabli (argumenata) funkcije pretraživanja prostora stanja. Obično se ovaj zapis sastoji od niza znamenki gdje položaj i iznos znamenki kodiraju prostor stanja rješenja. Takav brojni niz opisuje kromosom jedinke kod genetskog algoritma. U tom kromosomu je sadržana bitna informacija o svojstvima te jedinke. Više takvih različitih jedinki sa svojim kromosomima čine populaciju jedinki. Primjenom operacije selekcije, te genetskih operatora križanja i mutacije, iz neke se populacije jedinki dobiva nova populacija, tj. populacija u novoj generaciji. Tijekom izvođenja genetskog algoritma obavlja se evaluacija vrijednosti svih jedinki prema dotičnoj funkciji cilja kao mogućeg rješenja problema. Kada se dobije zadovoljavajuća evaluacija prema dotičnoj funkciji cilja za neku jedinku, ta se jedinka izdvaja kao moguće rješenje problema optimiranja. Prema opisanom, genetskim se algoritmom obavlja usmjereno pretraživanje dijela prostora skupa mogućih rješenja promatranog problema. Sigurno je da se najbolje rješenje dobiva potpunim pretraživanjem skupa rješenja. Međutim, za veliki broj praktičnih problema takav način traženja rješenja zahtijeva previše vremena zbog složenosti izračuna vrijednosti funkcije cilja i prevelikog skupa mogućih rješenja. Kod primjene genetskog algoritma na konkretan problem nastoji se što više skratiti vrijeme izvođenja algoritma i pri tome dobiti što kvalitetnije rješenje. Iako se genetski algoritam zbog svoje jednostavnosti i malog broja neophodnih podataka čini prikladnim za primjenu rješavanja problema optimiranja često se njime ne dobivaju zadovoljavajući rezultati, jer ima mogućnost pronalaženja globalnog optimuma ili rješenja vrlo blizu toga, ali često kao rješenje daje samo lokalni optimum. Učinkovitost genetskog algoritma znatno ovisi o: prilagodbi algoritma i problema, postupku izvođenja genetskog algoritma (poput veličine populacije, broja iteracija, načina kodiranja jedinki), načinu selekcije jedinki za razmnožavanje i prikladnom izboru genetskih operatora križanja i mutacije.

U nastavku su razmotreni ovi elementi genetskog algoritma za konkretan problem optimiranja razmještaja kondenzatorskih baterija u cilju minimizacije djelatnih gubitaka u elektroenergetskoj mreži. Pri tome je razmotren problem optimalnog razmještaja postojećih kondenzatorskih baterija u mreži. U ovom slučaju nema troška kondenzatorskih baterija, te je kriterij optimiranja samo minimizacija djelatnih gubitaka u mreži.

U literaturi [3, 4, 5, 6, 7] koja se bavi primjenom genetskog algoritma na promatrani problem optimiranja uglavnom je obrađen genetski algoritam s uobičajeno definiranim operatorima križanja i mutacije. U ovom je radu dan prijedlog prilagodbe genetskog algoritma promatranom problemu optimiranja u cilju učinkovitije minimizacije djelatnih gubitaka mreže. Prilagodba se odnosi u prvom redu na način prikaza podataka i definiranje operatora križanja i mutacije u genetskom algoritmu. U radu je predložen način prikaza podataka i genetski operatori koji se razlikuju od uobičajenog načina prikaza podataka i genetskih operatora koji su navedeni u literaturi [1, 2] za jednostavni genetski algoritam.

## 2

### Kodiranje kromosoma jedinke

Individual chromosome code

#### 2.1

##### Prikaz jedinke bročanim kodom

Numeric code representation of individual

Jedinka u genetskom algoritmu je osnovni element s kojim genetski algoritam radi. Način prikaza jedinke (zapis, kod) ima veliki utjecaj na efikasnost i brzinu izvođenja genetskog algoritma. Stoga je potrebno posvetiti pozornost načinu prikaza jedinke u genetskom algoritmu.

Jedinke se najčešće prikazuju u obliku niza brojeva jer brojčani prikaz olakšava daljnu obradu na računalu. Takav niz brojeva u genetskom algoritmu onda predstavlja kromosom jedinke koji u sebi treba sadržavati svu informaciju o svojstvima jedinke. Postupak dodjeljivanja kromosoma nekom mogućem rješenju predstavlja zadatak kodiranja jedinke, a postupak dobivanja informacije o svojstvima jedinke iz kromosoma predstavlja zadatak dekodiranja jedinke. Općenito, podaci se u genetskom algoritmu predstavljaju kromosomom jedinke koji ima binarni kod [1, 2, 8]. Binarni zapis kromosoma za opis rješenja razmještaja kondenzatorskih baterija ima nekoliko nedostataka. Kod većeg broja kondenzatorskih baterija i većih mreža (veliki broj čvorova u mreži) kodiranje položaja i veličine baterije binarnim kodom daje kromosome s velikim brojem bita (100 i više bita).

Na primjer, za kodiranje položaja 8 kondenzatorskih baterija u mreži za koju se čvor kodira s 8 bita (oznaka čvora s više dimenzija kod mreže s grananjem kao u [3]), kromosom koji nosi samo informaciju o razmještaju baterija ima 64 bita. Kada se na ovo još nadoda i kod veličine baterije (od 1, 2, 3 ili više bita) za svaku bateriju, kromosom koji nosi potpunu informaciju za neku kombinaciju razmještaja baterija biva još i duži.

Povećanje veličine kromosoma produžava vrijeme kodiranja i dekodiranja tijekom izvođenja genetskog algoritma. Osim toga, kod djelovanja genetskih operatora križanja i mutacije u binarnom kodu može se dobiti kromosom s kodnom oznakom nepostojećeg čvora. Na primjer, neka mreža ima tri čvora označena brojevima 1, 2, 3. Za kodiranje ova tri čvora binarnim kodom potrebno je 2

bita. Prema tome, kodovi ovih čvorova u binarnom zapisu mogu glasiti, npr.  $1_D - 00_B$ ;  $2_D - 01_B$  i  $3_D - 10_B$ . Tijekom izvođenja genetskog algoritma djelovanjem genetskih operatora (križanje i mutacija) može se u kromosomu pojaviti kod za neki čvor koji glasi  $11_B$ . Kako za promatrani slučaj ovaj kod ne predstavlja niti jedan određeni čvor potrebno je dodatnom obradom ovakvom kodu pridružiti neki postojeći čvor (npr. naći njemu najbliži čvor). Ovakvi dodatni uvjeti usporavaju vrijeme izvođenja algoritma te ih treba izbjegavati.

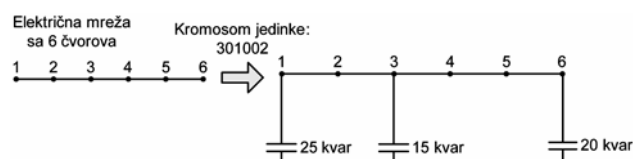
## 2.2

### Kodiranje položaja i veličine kondenzatorske baterije

Location and size coding of the capacitor bank

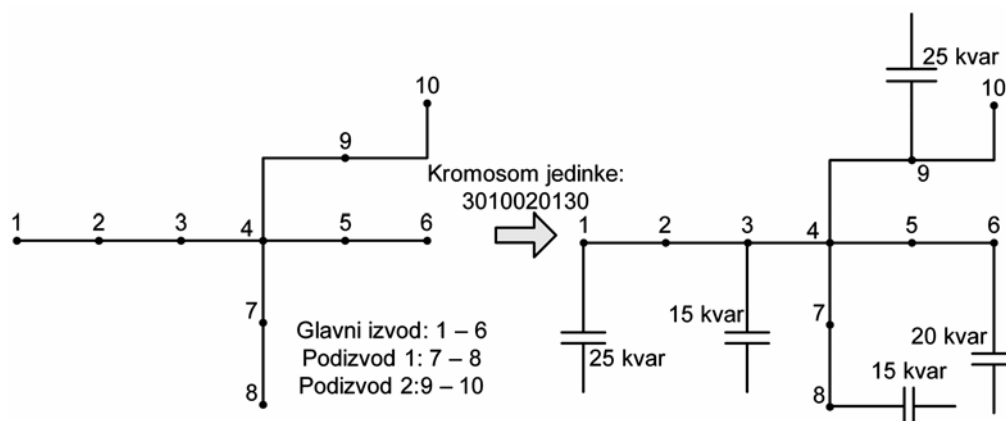
Rješenje kodiranja razmještaja kondenzatorskih baterija u elektroenergetskoj mreži sastoji se od razmatranja dviju skupina podataka. Prvu skupinu čine podaci koji se odnose na prisutnost (lokaciju) kondenzatorske baterije u nekom čvoru u električnoj mreži. Drugu skupinu čine podaci o veličini (nazivna snaga) pojedine kondenzatorske baterije u tom čvoru. Jednostavnije rečeno, rješenje promatranog problema je kod koji govori u kojim su čvorovima (mogućim mjestima ugradnje) postavljene kondenzatorske baterije, te kolike su snage pojedinih baterija.

U cilju skraćivanja vremena izvođenja i postizanja što veće efikasnosti genetskog algoritma potrebno je primijeniti kodiranje sa što kraćim kromosomom. U [4] je predložen način kodiranja kromosoma jedinke kod optimiranja smještaja kondenzatorskih baterija koji daje kraći kromosom nego kodiranje binarnim kodom i jednostavan je za primjenu. Obično se kod promatranog problema optimiranja raspolaže s  $k$  različitih veličina kondenzatorskih baterija. Kodiranje veličine je najjednostavnije na način da se bateriji najmanje snage dodijeli broj 1, sljedećoj broj 2... i bateriji najveće snage broj  $k$ . Kodiranje položaja kondenzatorske baterije može se također obaviti na sljedeći, vrlo jednostavan način: prvo se obavi brojčano označavanje (numeracija) mogućih mjesta ugradnje (čvorova) kondenzatorskih baterija u mreži, a zatim se kodiranje položaja baterije obavi na način da se čvoru u kojem nema baterije dodijeli broj 0, a čvoru u kojem se nalazi baterija dodijeli brojčani kod oznake veličine baterije (1 ili 2 ili...  $k-1$  ili  $k$ ), s time da pozicija brojeva u kromosomu odgovara numeraciji čvorova. Za ilustraciju navedenog načina kodiranja promotren je primjer mreže sa 6 čvorova u koju je potrebno ugraditi tri kondenzatorske baterije nazivnih snaga 15 kvar, 20 kvar i 25 kvar. Kodiranjem veličine baterije dobiju se kodovi: 1 za bateriju od 15 kvar, 2 za bateriju od 20 kvar i 3 za bateriju od 25 kvar. Primjenom opisanog načina kodiranja veličine i položaja baterije za primjer mreže (slika 1) dobije se kod kromosoma te mreže koji glasi: 3 0 1 0 0 2.



Slika 1 Primjer kodiranja položaja kondenzatorskih baterija u električnoj mreži

Fig. 1 An example of coding capacitor banks location in power network



Slika 2 Shema numeracije čvorova u mreži s podizvodima  
Fig. 2 Numeration schema of nodes in network with branches

Ovim načinom se kromosom jedinice kodira  $k+1$  brojevanim kodom. U primjeru sa slike 1 kromosom jedinice je kodiran kvartarnim kodom, kojim se dobije znatno kraći kromosom (nego kod kodiranja binarnim kodom) kod promatranog problema optimiranja. Broj mjesta u kromosomu, tj. duljina kromosoma kod ovakvog načina kodiranja jednaka je broju čvorova mreže u koje se mogu ugraditi baterije. Kod mreža koje osim glavnog izvoda imaju još i podizvode, numeracija čvorova obavljena je na način da se krene s najmanjim brojem od čvora najbližeg izvoru, te se numeriraju redom čvorovi na glavnom izvodu. Kada se dođe do kraja glavnog izvoda nastavlja se numeracija podizvoda najbližeg izvoru itd. (slika 2).

Ovdje svaki gen sadrži tri podatka: podatak o tome koji čvor mreže gen predstavlja (određuje ga pozicija gena u kromosomu), podatak o prisutnosti kondenzatorske baterije u čvoru na koji se gen odnosi (0 – baterija nije priključena u čvoru ili neki broj veći od 0 – baterija je priključena u čvoru) i podatak o veličini (snazi) baterije ako je priključena u čvoru (vrijednost broja većeg od 0). Zbog jednostavnosti i kraće duljine kromosoma, u radu je upotrijebljen prikazani način kodiranja veličine i lokacije kondenzatorskih baterija, s time što su u poglavljima 4 i 5 predloženi genetski operatori križanja i mutacije prilagođeni odabranom načinu kodiranja.

### 3

#### Selekcija Selection

Selekcija u genetskom algoritmu predstavlja postupak izbora jedinki roditelja između svih jedinki u trenutnoj populaciji. Odabirom pogodnog načina selekcije omogućava se izbor jedinki koje sadrže dobar genetski materijal koji će kasnije razmnožavanjem prenijeti svojim potomcima. Osnova za ocjenu kvalitete neke jedinke u smislu rješavanja problema optimiranja je samo vrijednost funkcije cilja. Usporedbom vrijednosti funkcije cilja više jedinki, one se rangiraju po uspješnosti.

Ako kod rješavanja problema optimiranja optimum predstavlja globalni minimum funkcije cilja (kao što je to kod promatranog optimiranja smještaja kondenzatorskih baterija bez troškova kondenzatorskih baterija), onda kriterij za međusobnu usporedbu kvalitete više jedinki jednostavno glasi: jedinka za koju funkcija cilja ima manju vrijednost bolja je od jedinke za koju funkcija cilja ima veću

vrijednost. Iako ovo pravilo izgleda vrlo jednostavno ono samo nije dovoljno za provedbu postupka selekcije. Detaljan opis vrsta selekcija kod genetskog algoritma dan je u [2].

S obzirom na prirodu promatranog problema optimiranja i prikazani način kodiranja jedinki u ovom je radu predložena vrsta selekcije koja se naziva selekcija najboljih. Selekcija najboljih je podvrsta sortirajuće selekcije koja pripada skupini rangirajućih selekcija [2]. Razlog izbora ove vrste selekcije je pretpostavka da će osigurati dobro miješanje i prisutnost većine gena u populaciji.

Ova se pretpostavka zasniva na činjenici da će vrijednost funkcije cilja biti približno jednaka za dvije jedinke koje se razlikuju samo za dva gena koji odgovaraju susjednim i bliskim čvorovima u mreži. Kod genetskih algoritama dobrota jedinice (tj. koliko je neka jedinka dobra kao rješenje problema) određuje se na osnovu vrijednosti funkcije cilja. Dobrota jedinice ustvari predstavlja preslikavanje vrijednosti funkcije cilja za pojedine jedinke u novi skup vrijednosti koji predstavlja vrijednosti dobrote pojedine jedinke. Ovo se preslikavanje obavlja definiranjem funkcije dobrote nad vrijednostima funkcije cilja. Funkcija dobrote može imati različite oblike (linearna, kvadratna i dr.) i obično ovisi o vrijednostima funkcije cilja za neku populaciju. U ovom je radu upotrijebljena funkcija dobrote koja je jednaka funkciji cilja jer se koristi rangirajuća selekcija [2].

Od postojećih selekcija najboljih, odabrana je  $(\mu+\lambda)$  selekcija koja je prilagođena za promatrani problem optimiranja [2]. Prilagodba je obavljena tako da je broj roditelja ( $\mu$ ) manji od broja potomaka ( $\lambda$ ) i da je zbroj broja roditelja i potomaka jednak broju jedinki u populaciji. Prije odabira roditelja i nove populacije, za sve jedinke u trenutnoj populaciji izračuna se vrijednost funkcije cilja i obavi se rangiranje jedinki.

Izborom ovakvog postupka selekcije za promatrani problem, u genetski algoritam ujedno je ugrađen i elitizam. Elitizam u genetskom algoritmu predstavlja mehanizam očuvanja najbolje jedinke kroz više populacija (generacija) [1]. Predloženom selekcijom će najbolja jedinka iz trenutne populacije sigurno biti prenesena u iduću populaciju u slučaju da niti jedan potomak nije bolji od najbolje jedinke u trenutnoj populaciji.

## 4

## Križanje

## Crossover

Operator križanja u genetskom algoritmu je postupak križanja genetskog materijala jedinki i određuje način miješanja gena dvaju jedinki roditelja. Odnosno, križanje je postupak nastanka novih jedinki potomaka u procesu razmnožavanja jedinki roditelja. U genetskom algoritmu postoji više definiranih operatora križanja [1]: križanje s prekidom u jednoj točki, križanje s prekidom u više točaka i uniformno križanje.

Izvođenjem križanja nastaju nove jedinke koje nasljeđuju svojstva svojih roditelja. Tako je vjerojatno da će potomci dobrih roditelja biti isto tako dobri ili čak i bolji od njih za datu funkciju evaluacije. Ovo je u stvari temeljna ideja primjene genetskog algoritma u rješavanju problema optimiranja. Ujedno se uočava i važnost određivanja prikladnog operatora križanja jer on utječe na efikasnost genetskog algoritma s obzirom na brzinu izvođenja algoritma i kvalitetu pronađenog rješenja.

Za problem optimiranja lokacije kondenzatorskih baterija u električnim mrežama redovito je zadano da se u mogućim čvorovima ugradnje može ugraditi samo po jedna baterija. Za primjer je promotrena shema križanja (slika 3) dvije jedinke kodirane prema načinu opisanom u poglavlju 2 ovog rada.

3 2 0 1 0 0 0	Roditelj 1
1 0 2 0 0 0 3	Roditelj 2
3 2 0 1 0 0 3	Potomak

Slika 3 Križanje s prekidom u jednoj točki  
Fig. 3 Crossover with one breakpoint

Neka je potrebno ugraditi 3 kondenzatorske baterije različitih veličina i neka mreža ima 7 čvorova. Križanjem se stvara jedinka potomak. Nova jedinka je dio gena dobila od prvog roditelja, a preostali dio gena od drugog roditelja (križanje s prekidom u jednoj točki). U ovom primjeru točka prekida je između četvrte i pete pozicije u kromosomu. Kao što se vidi iz primjera (slika 3) križanjem je dobivena jedinka koja, kada se dekodira, daje rješenje koje kaže da su u mreži ugrađene 4 kondenzatorske baterije od čega dvije iste veličine. Jasno je da ovakvo rješenje nije valjano zbog početnog uvjeta da su na raspolaganju samo 3 baterije za ugradnju. Pojavljivanje ovakvih nemogućih rješenja zahtijeva njihovo otkrivanje i eliminaciju što produžava trajanje izvođenja genetskog algoritma.

Također, kada ovakve jedinke zauzmu mjesto u populaciji ujedno smanjuju i prostor pretraživanja skupa valjanih rješenja jer smanjuju broj valjanih jedinki u populaciji. Kako bi se izbjeglo pojavljivanje ovakvih neispravnih jedinki u nastavku je predložen drugačiji način predstavljanja i križanja jedinki. Ideja za postupak opisan u nastavku dolazi iz same prirode. U prirodi, u stvaranju kromosoma potomaka sudjeluju oba roditelja, tj. jedan lanac u kromosomu potomak dobiva od jednog a drugi od drugog roditelja. Dakle, za svako svojstvo odgovorni gen dobiva dva podatka. Jedan dio informacije o svojstvu nove jedinke donosi gen jednog, a drugi dio donosi gen drugog roditelja. Primjenjujući ovo na prikaz kromosoma prema poglavlju 2 dolazi se do ideje da se svaka jedinka razdvoji na dva dijela. Prvi dio je zapis jedinke u binarnom kodu koji se obavlja na način da se na poziciji u kromosomu gdje se nalazi broj veći od 0 upiše broj 1, a na pozicijama na kojima

se nalazi 0 ona i ostaje. Drugi dio je zapis jedinke koji se obavlja na način da se napišu brojevi veći od nule redoslijedom kako se nalaze u kromosomu. Ovime se dobivaju dvije skupine podataka za svaku jedinku. Jedna skupina daje podatke o lokacijama a druga o veličinama baterija. Opisano je prikazano shematski na slici 4.

1 0 2 0 0 0 3	Kromosom jedinke
1 0 1 0 0 0 1	Podatak o lokacijama baterija
1 2 3	Podatak o veličinama baterija

Slika 4 Izdvajanje podataka o lokacijama i veličinama kondenzatorskih baterija iz kromosoma jedinke

Fig. 4 Extraction of location and size data of capacitor banks from chromosom of individual

1 0 2 0 0 0 3	Roditelj 1 (daje podatke o lokacijama baterija)
0 3 0 1 2 0 0	Roditelj 2 (daje redoslijed veličina baterija)
3 0 1 0 0 0 2	Potomak (baterije su na istim lokacijama kao kod roditelja 1, tj. na pozicijama 1,3 i 7 u kromosomu, a redoslijed je isti kao kod roditelja 2, tj. 3,1,2)

Slika 5 Križanje jedinki  
Fig. 5 Crossover of individuals

Dalje se postupak križanja provodi na način da se križaju podaci o lokacijama baterija jedne jedinke s podacima o veličinama baterija druge jedinke (slika 5).

Ovakav genetski operator križanja prilagođen za problem optimiranja lokacije kondenzatorskih baterija, razlikuje se od uobičajenih operatora križanja danih u literaturi [1, 3, 4, 5, 6, 7, 8]. Osnovna razlika se očituje u tome da se kod predloženog križanja nova jedinka ne stvara uzimanjem dijelova kromosoma od jednog i drugog roditelja (slika 3), već se nova jedinka stvara križanjem podataka o lokaciji baterija od jedne jedinke i podataka o veličini baterija od druge jedinke. Prednost ovakvog operatora križanja je izbjegavanje stvaranja jedinki koje predstavljaju nemoguća rješenja, a nedostatak je što se smanjuje prostor pretraživanja skupa rješenja. Naime, ovakvim križanjem dobivene jedinke potomci imaju iste lokacije baterija kao njihovi roditelji i samim križanjem se ne može dobiti jedinka koja ima raspored baterija drugačiji od roditelja. Ipak, ovaj operator križanja obavlja svoju osnovnu funkciju, a to je prenošenje podataka o dobrim lokacijama i dobrim redoslijedima veličina kondenzatorskih baterija s roditelja na svoje potomke.

U cilju uvođenja novih kombinacija lokacija baterija u tijeku izvođenja algoritma, obavljena je prilagodba genetskog operatora mutacije koji je obrađen u sljedećem poglavlju.

## 5

## Mutacija

## Mutation

Mutacija je genetski operator koji obavlja slučajnu izmjenu jednog ili više gena u kromosomu jedinke. Osnovni operator mutacije djeluje na svaki gen svake nove jedinke i izvodi promjenu nekih gena u skladu s odabranom vjerojatnošću [1]. Definiranje prikladne mutacije je od velike važnosti za genetski algoritam. Operator mutacije omogućava pretraživanje prostora rješenja koji nije obuhvaćen križanjem i tako osigurava da se algoritam ne usredotoči samo na područje u okolišu lokalnog minimuma [8]. Također, promjenom vrijednosti nekog gena operator mutacije omogućuje uvođenje novih gena u trenutnu populaciju.

3 2 0 1 0 0 0	Kromosom jedinke prije mutacije
0 2 3 1 0 0 0	Kromosom jedinke nakon mutacije (geni na pozicijama 1 i 3 u kromosomu su zamijenili mjesta)

*Slika 6 Mutacija kromosoma jedinke  
Fig. 6 Mutation of chromosom of individual*

U skladu s prikazanim načinom kodiranja jedinki (poglavlje 2), definiranim genetskim operatorom križanja (poglavlje 4) i promatranim problemom optimiranja, u nastavku je definiran prilagođeni operator mutacije. Predloženi operator izvodi mutaciju u dva koraka. Prvi korak je odabir jedinki koje će se mutirati, a drugi korak je odabir i mutacija gena unutar odabranih jedinki. Potrebno je odrediti način na koji gen poprima novu vrijednost i koja će to vrijednost biti. S obzirom na prikazani način kodiranja, mutacija gena je ovdje definirana kao zamjena gena između dvije pozicije u kromosomu. Ovakvo jednostavno definiranje operatora mutacije dobro odgovara promatranom problemu, jer zamjena gena između dvije pozicije u kromosomu znači premještanje kondenzatorske baterije iz jednog čvora u drugi. Također, ovakvom mutacijom izbjegava se stvaranje jedinki koje predstavljaju nemoguća rješenja, jer jednostavnom zamjenom pozicija dva gena ostaje očuvan isti broj i iste veličine baterija u kromosomu. Shematski prikaz opisanog operatora mutacije dan je na slici 6.

Ovakvo odabrana mutacija spada u vrstu miješajuće mutacije [1]. Operator mutacije je ovdje odabran tako da obavlja zamjenu pozicije dva gena od kojih je jedan jednak nuli a drugi je različit od nule. Ovo znači da će se mutacijom simulirati premještanje neke baterije iz nekog čvora u drugi čvor koji nema bateriju. Mutacija je definirana na ovaj način, jer zamjena dvaju gena koja imaju vrijednosti 0 ne daje promjenu jedinke. Također, zamjena dvaju gena koji su različiti od 0 znači promjenu veličine baterija u čvorovima u kojima već postoje, a to već radi genetski operator križanja. Osim vjerojatnosti mutacije jedinke za predloženi operator mutacije definiran je i broj gena u kromosomu koji će biti mutirani. Broj gena za mutaciju određen je s nekom vjerojatnošću. Na primjer, vjerojatnost da će doći do mutacije samo jednog gena u kromosomu je  $p_1$ , dva gena  $p_2$ , a tri gena  $p_3$ . Pri tome može biti  $p_1 \neq p_2 \neq p_3$  ili  $p_1 = p_2 = p_3$ .

Odabir broja gena za mutaciju ovisi o broju baterija i broju čvorova mreže. Pripadne vjerojatnosti određuju se eksperimentalno izvođenjem algoritma za različite vrijednosti vjerojatnosti i analizom njihovog utjecaja na ponašanje genetskog algoritma (brzina konvergencije, kvaliteta rješenja). Nakon odabranog broja gena za mutaciju pojedini geni za mutaciju biraju se slučajnim izborom. Dakle, za predloženi operator mutacije zadaje se vjerojatnost mutacije jedinke, broj gena za mutaciju i vjerojatnost mutacije za određeni broj gena koji će mutirati. Broj gena za mutaciju određuje broj čvorova iz kojih će se obaviti premještanje trenutno prisutnih baterija u čvorove bez baterija. Uobičajeni operator mutacije djeluje na svaki gen u kromosomu tako da s nekom vjerojatnošću obavi promjenu vrijednosti gena [1, 3, 4, 5, 6, 7, 8]. Za ovdje odabrani način kodiranja to bi značilo da neki od gena koji su imali vrijednost nula poprimu vrijednost različitu od nule, a neki od gena koji su imali vrijednost različitu od nule poprimu vrijednost nula ili neku drugu vrijednost različitu od nule.

Za optimiranje razmještaja kondenzatorskih baterija

bez troška baterija primjena ovakve uobičajene mutacije omogućuje pojavu nevaljalih jedinki, te je predložena gore opisana mutacija za ovaj slučaj.

## 6

### Kriterij za završetak genetskog algoritma Criteria for completing the genetic algorithm

Kako je genetski algoritam iterativan proces potrebno je u sklopu algoritma definirati i uvjet za završetak algoritma. Najjednostavniji uvjet za kraj algoritma je da se pronađe jedinka za koju je vrijednost funkcije cilja manja ili jednaka određenoj graničnoj vrijednosti. Međutim, kako se radi o problemu u kojem je ponašanje funkcije cilja nepoznato, a znaju se samo vrijednosti funkcije cilja za pojedine kombinacije smještaja kondenzatorskih baterija, definiranje neke granične vrijednosti je nemoguće. Drugi način zaustavljanja algoritma je definiranje trajanja vremena izvođenja ili definiranje broja iteracija (generacija). Za promatrani problem broj iteracija ovisi o složenosti električne mreže (broj čvorova, broj baterija, broj baterija različitih snaga), koja utječe na veličinu skupa rješenja. U prikazanom primjeru u poglavlju 9 u cilju određivanja dovoljnog broja iteracija obavljeno je pokretanje algoritma više puta s različitim brojem iteracija. Odnosno, za navedeni primjer je odgovarajući broj iteracija određen pokusom. Jasno je da kvaliteta rješenja izravno ovisi o broju iteracija, jer se povećanjem broja iteracija povećava i prostor pretraživanja. S druge strane, veći broj iteracija znači i povećanje vremena izvođenja algoritma. Stoga je cilj za određeni problem optimiranja genetskim algoritmom naći odgovarajući broj iteracija koji daje dovoljno kvalitetno rješenje. Potrebni broj iteracija se određuje pokusnim izvođenjem algoritma s različitim brojem iteracija i usporedbom dobivenih rješenja. Na taj način je obrađen i prikazani primjer. Predloženi broj iteracija i broj jedinki u populaciji u prikazanom primjeru vrijedi samo za promatranu konkretnu mrežu i mreže slične složenosti.

## 7

### Izračun vrijednosti funkcije cilja Evaluation of objective function values

U poglavlju 9 obavljeno je izvođenje opisanog genetskog algoritma za slučaj kada je potrebno obaviti razmještaj već postojećih kondenzatorskih baterija. Kako se radi o postojećim baterijama nema investicijskog troška nabave baterija, a zanemareni su i troškovi zbog eventualnih kvarova i popravaka baterija tijekom njihove upotrebe, tj. nema troška kondenzatorskih baterija. Za ovakav slučaj vrijednost funkcije cilja problema optimiranja je samo ukupni gubitak radne snage na svim vodovima u promatranom mreži. Proračun struja (snaga) u vodovima obavljen je u sklopu napisanog programa koji izvodi genetski algoritam u modulu za proračun tokova snaga. Navedeni modul je, kao i cijeli program, napisan u programu MATHCAD, a tokove snaga u danoj mreži

**Start: Genetic algorithm**

**Declare:** T – number\_of\_transformers, empty binary string of length T  
 $C_p$  – number/capacity/place\_of\_capacitors in a string ( $a_1/C_1, a_2/C_2, \dots, a_p/C_p$ ),  
 $\text{Sum}(a_i)=K$   
 Define string -  $x_i(T, C_p)$ ; such as:  $x_i(8, C_3, C_1)=[0,0,C_3,0,C_1,0,0,0]$   
 Define: Functional\_of\_string  $x_i = f_i$   
 N – number of initial strings  
 M – number of selected strings  
 $N_b$  – number of best strings for crossover  
 $P_0$  – probability of string mutation  
 $P_{1, \dots, T/2}$  – probability of 1 to T/2 gene permutation pairs  
 G – number of generation

**Make initial population:**

Repeat until  $i=N-1$   
 Make\_double random\_string  $x_i(T, C_p) = X_i(\text{random\_capacitor positions } p_i) Y_i(\text{random\_values } C_j/\text{limit } a_i)$   
 $i=i+1$

**Make next generation:**

Repeat until  $i=G-1$   
 Calculate all  $f_i$ ; sort  $x_i$  according to falling  $f_i$ ; select M best  $x_i$   
 Crossover and mutation:  
 Generate RAND ( $Z_i$ )  
 Make mutual  $X_i$  and  $Y_i$  of  $N_b/2$  pairs by recombination with RAND ( $Z_i$ )  
 position exchange  
 Select random  $P_0 * N_b$  strings for mutation  
 Select random  $P_i * K$  string genes and make mutation by recombining position exchange of 1,2, ..., i, ..., K capacitors  
 Select R = M- $N_b$  best strings  $x_i$   
 Make complete generation by adding  $N_b$  strings from crossover and mutated strings to N-M best strings  $x_i$   
 $i=i+1$

**End**

Slika 7 Prikaz predloženog genetskog algoritma  
 Fig. 7 Overview of proposed genetic algorithm

računa numeričkom Newton-Raphson-ovom metodom [9]. Izračun radnih gubitaka proveden je s koncentriranim parametrima voda. Zbog složenosti proračuna znatan dio vremena potroši se na izračun vrijednosti funkcije cilja što produžuje vrijeme izvođenja genetskog algoritma.

**8****Izvođenje genetskog algoritma****Performing genetic algorithm**

U cilju obavljanja zadatka napisan je programski kod, koji izvodi, u ovom radu predloženi i promatranom problemu optimiranja prilagođen genetski algoritam. Programski kod napisan je u programu MATHCAD, a izvodi se prema algoritmu na slici 7.

**9****Primjer i rezultati primjene prilagođenog genetskog algoritma****Example and results of using the adapted genetic algorithm**

Testiranje predloženog genetskog algoritma obavljeno je na primjeru u nastavku.

Za elektroenergetsku mrežu prikazanu na slici 8 potrebno je odrediti optimalni raspored postojećih kondenzatorskih baterija s obzirom na najmanje radne

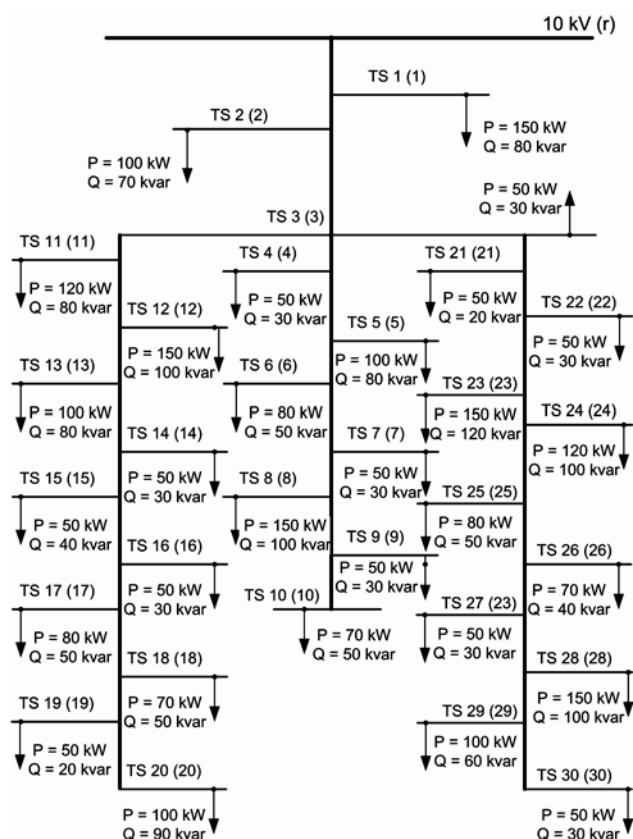
gubitke u vodovima mreže. Optimalni raspored odrediti za slučaj da su zadane snage potrošača sve vrijeme stalne. Na raspolaganju je 16 baterija sljedećih nazivnih snaga: 5 baterije od 15 kvar, 5 baterije od 25 kvar, 4 baterije od 50 kvar i 2 baterije od 75 kvar. Moguća mjesta ugradnje baterija su u trafostanicama TS 10/0,4 kV u kojima je moguće ugraditi samo jednu kondenzatorsku bateriju. U cilju eksperimentalnog određivanja broja jedinki u populaciji i broja generacija (iteracija) genetskog algoritma za konkretni promatrani primjer mreže i kondenzatorskih baterija, izvođenje algoritma je obavljeno više puta za različit broj jedinki u populaciji i različit broj iteracija. Za promatrani primjer odabrana je vjerojatnost mutiranja jedinke od 33 %, a broj baterija za mutaciju je od 5 do 10 baterija. Dakle, ako jedinka bude izabrana za mutaciju u njenom kromosomu će mutirati slučajno odabrani broj baterija u rasponu od 5 do 10.

Za usporedbu kvalitete dobivenih rješenja promatran je postotni iznos smanjenja gubitaka raspoređivanjem kondenzatorskih baterija u mreži u odnosu na gubitke u mreži bez baterija. Za promatranu mrežu rješenja dobivena izvođenjem genetskog algoritma prikazana su u tablici 1.

Analizirajući rezultate u tablici 1 vidi se da za promatranu mrežu predloženi genetski algoritam daje rješenja približno iste dobrote za broj iteracija 150 neovisno o broju jedinki u populaciji. Iz podataka o dobrotama rješenja za broj iteracija 500 i broj jedinki 210, te broj iteracija 500 i broj jedinki 15, zaključuje se da znatno

Tablica 1 Rezultati izvođenja genetskog algoritma za različit broj jedinki u populaciji i različit broj iteracija  
Table 1 Genetic algorithm results for different number of individuals in population and different number of iterations

R.br.	Broj iteracija	Broj jedinki u populaciji	Smanjenje gubitaka za najbolju jedinku u prvoj populaciji, %	Smanjenje gubitaka za jedinku rješenje, %
1.	50	15	19,50	29,25
2.		15	18,96	20,17
3.		15	18,83	20,21
4.		15	19,57	29,63
5.		28	19,25	29,12
6.		28	20,11	20,11
7.		28	19,55	27,61
8.		28	27,79	27,79
9.		105	28,64	29,05
10.		105	19,78	25,97
11.	150	15	19,65	29,94
12.		15	19,57	29,04
13.		15	19,76	29,26
14.		15	19,55	28,44
15.		28	19,71	29,29
16.		28	19,35	29,05
17.		28	19,38	29,54
18.		28	20,17	28,58
19.		105	19,91	27,78
20.		105	19,84	26,24
21.	500	15	19,82	29,40
22.		28	20,10	28,86
24.		105	28,75	29,10
25.		210	28,81	29,77



Slika 8 Shema električne mreže (komponente impedancije vodova između čvorova su:  $R = 0,5$  i  $X = 0,25$ , kapacitet vodova je zanemaren)

Fig. 8 Power network scheme (components of line impedance between two nodes are:  $R = 0,5$  and  $X = 0,25$ , line capacitance was neglected)

povećanje broja iteracija i broja jedinki ne daje puno bolja rješenja od slučaja za broj iteracija 150 i broj jedinki 15. Interesantno je uočiti da su za broj iteracija 150, te broj

jedinki 105 dobiveni nešto lošiji rezultati nego za isti broj iteracija a manji broj jedinki (15 i 28). Razlog ovome može biti u tome da se kod velikog broja jedinki u populaciji tijekom izvođenja algoritma pojavi veći broj vrlo sličnih kvalitetnih jedinki. Biranjem ovih jedinki za jedinke roditelje smanjuje se raznolikost genetskog materijala, te je moguć lošiji rezultat nego za manji broj jedinki.

Kvalitetnije rješenje za veći broj jedinki u populaciji (105 i 210) posljedica je stohastičnog ponašanja genetskog algoritma. Kod slučajnog generiranja prve populacije veća je vjerojatnost pojave dobre jedinke što je više jedinki u populaciji. Rješenje problema optimiranja lokacije kondenzatorskih baterija za promatrani primjer električne mreže prikazano je u tablici 2.

## 10

### Rasprava i zaključak

#### Discussion and conclusion

Za promotrenu mrežu bilo je dovoljno 150 iteracija i 15 jedinki u populaciji za postizanje dobrog rješenja izvođenjem predloženog genetskog algoritma. U promotrenom primjeru broj mogućih valjanih kombinacija za smještaj kondenzatorskih baterija je [10]:

$$K = \binom{n}{r} \cdot \frac{r!}{r_1!r_2!r_3!r_4!} \cong 4,4 \cdot 10^{15}$$

gdje je:  $n = 30$ , broj čvorova mreže u kojima je moguća ugradnja baterija,  $r = 16$ , broj baterija za ugradnju i  $r_1 = r_2 = 5$ ,  $r_3 = 4$  i  $r_4 = 2$ , broj baterija iste veličine. Genetski algoritam je tijekom svog izvođenja usporedio 2250 kombinacija (umnožak broja generacija i broja jedinki u populaciji). Slijedi da je genetski algoritam do rješenja

Tablica 2 Rješenje problema optimiranja za promatrani primjer  
Table 2 Solution of optimization problem for the example

Broj iteracija		Broj jedinki u populaciji									
150		15									
Oznaka čvora	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
TS 10/0,4 kV	TS 1	TS 2	TS 3	TS 4	TS 5	TS 6	TS 7	TS 8	TS 9	TS 10	
Snaga baterije [kvar]	0	0	0	0	0	15	0	15	25	0	
Oznaka čvora	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
TS 10/0,4 kV	TS 11	TS 12	TS 13	TS 14	TS 15	TS 16	TS 17	TS 18	TS 19	TS 20	
Snaga baterije [kvar]	0	50	0	25	0	25	50	50	15	50	
Oznaka čvora	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
TS 10/0,4 kV	TS 21	TS 22	TS 23	TS 24	TS 25	TS 26	TS 27	TS 28	TS 29	TS 30	
Snaga baterije [kvar]	0	0	0	75	0	15	25	75	15	25	
Smanjenje gubitaka za najbolju jedinku u prvoj populaciji [%]									19,65		
Smanjenje gubitaka za jedinku rješenje [%]									29,94		

došao istražujući oko  $5,11 \cdot 10^{-11}$  % skupa mogućih valjanih rješenja.

Predloženi genetski algoritam je rezultat nastojanja da se doprinese učinkovitijem rješavanju problema optimalne lokacije kondenzatorskih baterija u električnim mrežama s obzirom na radne gubitke u vodovima mreže i slučajeve kada nema troška kondenzatorskih baterija. U radu je stavljen naglasak na prilagodbu genetskog algoritma promatranom problemu optimiranja.

Prilagođavanje je usmjereno na prikladno kodiranje kombinacija lokacija kondenzatorskih baterija, način selekcije jedinki roditelja i prilagođavanje genetskih operatora križanja i mutacije. Za kodiranje je predložen brojčani kod jedinke u kojem je broj pozicija jednak broju čvorova mreže u kojima je moguća ugradnja kondenzatorskih baterija. Odabranim načinom kodiranja težilo se što jednostavnijem prikazu mogućih kombinacija smještaja baterija pomoću kromosoma jedinke. Odabrani način selekcije bi trebao osigurati preživljavanje jedinki koje imaju što različitiije gene. Osobita pozornost je posvećena prilagođavanju genetskih operatora križanja i mutacije datom zadatku. Operator križanja koristi podatke o prisutnosti baterije u čvoru od jednog roditelja, a podatke o veličini pojedine baterije od drugog roditelja. Operator mutacije definiran je tako da obavlja premještanje baterije iz čvora u kojem postoji u čvoru u kojem nema baterije. Operator mutacije tako omogućuje pretraživanje novih prostora skupa rješenja. Predloženi operatori križanja i mutacije otklanjaju mogućnost pojavljivanja nemogućih rješenja (kromosoma jedinki) s obzirom na promatrani problem. Predloženi genetski operatori križanja i mutacije definirani su tako da se pokušalo zadovoljiti dva osnovna uvjeta kod traženja globalnog optimuma funkcije koja ima više lokalnih optimuma. Prvi uvjet kod ovakvih funkcija je da genetski algoritam ima sposobnost konvergiranja k optimumu nakon što je pronađen dio prostora u kojem se nalazi optimum. Drugi uvjet je da genetski algoritam tijekom svog izvođenja u svakoj iteraciji pretražuje nova područja skupa rješenja u potrazi za globalnim optimumom. Odabirom i definiranjem prikazanih postupaka i operatora genetskog algoritma nastojalo se što je moguće više pojednostaviti izvođenje genetskog algoritma što može doprinijeti skraćivanju vremena izvođenja samog algoritma. Ovo pojednostavljenje je ostvareno odabirom prikaza sa što kraćim kromosomom, što jednostavnijim kodiranjem i izbjegavanjem stvaranja nemogućih rješenja prilikom križanja i mutacije.

Na kraju je obavljena provjera rada predloženog genetskog algoritma izvođenjem algoritma za konkretan primjer mreže. Algoritam je za promatranu mrežu izveden 24 puta s različitim brojem iteracija i jedinki u populaciji. Na taj način je eksperimentalnim putem određen broj iteracija i broj jedinki u populaciji koji daju zadovoljavajuća rješenja za promatranu mrežu.

## 11

### Literatura

#### References

- [1] Golub, M. Genetski algoritam, Prvi dio, Fakultet elektrotehnike i računarstva, Zagreb, 2004. <http://www.zemris.fer.hr/~golub/ga/ga.html/>. (01.02.2008).
- [2] Golub, M. Genetski algoritam, Drugi dio, Fakultet elektrotehnike i računarstva, Zagreb, 2004. <http://www.zemris.fer.hr/~golub/ga/ga.html/>. (01.02.2008).
- [3] Mudnić, E. Genetički algoritam za optimizaciju lociranja kondenzatorskih baterija u distributivnoj mreži, magistarski rad, Sveučilište u Splitu, Fakultet elektrotehnike strojarstva i brodogradnje, Split, 2002. <http://www.fesb.hr/~emudnic/>. (10.11.2007).
- [4] Haghifam, M. R.; Malik O. P. Genetic algorithm-based approach for fixed and switchable capacitors placement in distribution systems with uncertainty and time varying loads. // IEEE Gener. Transm. Distrib., Vol. 1, No. 2 (March 2007), str. 244-252.
- [5] [Rojas, L.; Garcia, L.; Roa, L. Optimal Capacitor Location for Radial Systems using Genetic Algorithms. // Transmission & Distribution Conference and Exposition IEEE/PES aug. 2006, page(s): 1-4.
- [6] Ajarapu, V.; Albanni, Z. Application of genetic based algorithms to optimal capacitor placement. // Neural Networks to Power Systems – Proceedings of the First International Forum on Applications of 23-26 July 1991, page(s): 251-255.
- [7] Masoum, M. A.; Ladjevardi, M.; Jafarian, A.; Fuchs, E. F. Optimal Placement, Replacement and Sizing of Capacitor Banks in Distorted Distribution Networks by Genetic Algorithms. // IEEE Transactions power delivery., Vol. 19, No. 4 (October 2004).
- [8] Patterson, D. W. Introduction to artificial intelligence and expert systems, Prentice-Hall International Inc., 1990.
- [9] Jozsa, L. Tokovi snaga u mreži, skripta, Elektrotehnički fakultet Osijek, Osijek, 1993.
- [10] Galić, R. Vjerojatnost i statistika, Elektrotehnički fakultet Osijek, Osijek, 2004.



**Adrese autora**

Authors' Addresses

***Marinko Barukčić dipl. ing. el.***

Elektrotehnički fakultet Osijek,  
Kneza Trpimira 2b.  
31000 Osijek  
e-mail: marinko.barukcic@etfos.hr

***Mr. sc. Željko Hederić***

Elektrotehnički fakultet,  
Kneza Trpimira 2b.  
31000 Osijek  
e-mail: hederic@etfos.hr

***Prof. dr. sc. Franjo Jović***

Elektrotehnički fakultet Osijek,  
Kneza Trpimira 2b.  
31000 Osijek  
e-mail: franjo.jovic@etfos.hr