

IZBOR OPTIMALNE KONFIGURACIJE DISTRIBUTIVNE MREŽE PRIMENOM GENETSKOG ALGORITMA

M. STOJANOVIĆ, Elektronski fakultet u Nišu, Srbija
D. TASIĆ, Elektronski fakultet u Nišu, Srbija
M. VUČKOVIĆ, P.D. "Jugoistok" d.o.o. Niš, Srbija
A. RISTIĆ, Elektronski fakultet u Nišu, Srbija

UVOD

Rekonfiguracija distributivne mreže predstavlja izmenu topološke strukture mreže promenom uklopnog stanja sekcioni (normalno zatvoreni) i poveznih (normalno otvoreni) prekidača u mreži. Ciljevi sprovođenja rekonfiguracije distributivne mreže su različiti: smanjenje gubitaka aktivne snage, rasterećenje pojedinih elemenata mreže, poboljšanje naponskih prilika u mreži itd. Značaj rekonfiguracije je i u tome što se njenom primenom, takođe mogu postići značajne uštede u novčanim ulaganjima u distributivni sistem (zadovoljenje zahteva potrošnje uz postojeće kapacitete). Pri rekonfiguraciji treba voditi računa o tehničkim ograničenjima mreže (vrednosti napona čvorova i struja pojedinih grana moraju biti u okviru svojih naznačenih vrednosti), koja moraju biti ispunjena kako ne bi bio ugrožen njen normalan rad. Imajući u vidu gore navedene činjenice, problem rekonfiguracije distributivnih mreža se može posmatrati kao višekriterijumski optimizacioni problem sa nelinearnim ograničenjima.

Problem rekonfiguracije je postao aktuelan sredinom sedamdesetih godina XX veka kada su objavljene prve publikacije na ovu temu. U radu Merlin i Back, (1) primenjen je heuristički pristup rešavanja problema rekonfiguracije u cilju minimizacije gubitaka aktivne snage u mreži koji je zahtevao dugo proračunsko vreme, a pri tome nije garantovao pronalaženje validnog rešenja. U radu Civanlar (2) je primenjen jednostavan postupak za određivanje optimalne konfiguracije distributivne mreže korišćenjem formule za procenu promene gubitaka snage, koja se javlja kod prebacivanja opterećenja sa jednog fidera na drugi (tzv. algoritam razmene grana). U radu Baran i Wu (3), problem rekonfiguracije mreže u cilju minimizacije gubitaka aktivne snage je predstavljen kao zadatak celobrojnog programiranja. Heuristički pristup predstavljen u radu (1) je kasnije modifikovan i unapređen, što je prikazano u radovima Shirmohammadi (4) i Goswami (5). Primenom ovih modifikovanih heurističkih pristupa rešavanju problema rekonfiguracije se smanjuje vreme izvršenja zahvaljujući primeni efikasnog postupka proračuna tokova snaga.

Do danas je razvijeno mnoštvo metoda za pronalaženje optimalne konfiguracije distributivne mreže u odnosu na različite zadate kriterijume optimizacije. Većina ovih metoda se oslanja na evolutivne metode rešavanja problema i metode veštačke inteligencije. Jedna od široko primenjivanih je i metoda rešavanja problema zasnovana na primeni genetskog algoritma (GA). Genetski algoritam je postupak (mehanizam) pretrage, zasnovan kako na principima prirodnog procesa evolucije i prilagođavanja živih organizama tako i na osnovnim principima genetike, u cilju pronalaženja optimalnog rešenja u odnosu na zadati kriterijum optimizacije.

Prva publikacija na temu primene GA za rešavanje problema rekonfiguracije distributivne mreže je objavljena 1992. godine Nara (6). Iako su dobijeni zadovoljavajući rezultati, opšti zaključak rada je bio da postoji potreba za računarima koji poseduju veću procesorsku snagu i brzinu. Poslednjih godina, zahvaljujući veoma brzom razvoju računarske tehnologije, primena GA na rešavanje problema optimizacije postala je aktuelna, u prilog tome idu brojni naučni radovi objavljeni na ovu temu. Brojnost radova koji se bave primenom GA na problemu rekonfiguracije distributivne mreže uslovljena je pre svega različitim načinima obuhvatanja ograničenja koja su po svojoj prirodi nelinearna u cilju dobijanja efikasnijeg algoritma. U radu Zhu (7) su uvedene određene modifikacije GA operatora u cilju poboljšanja karakteristika konvergencije ka optimalnom rešenju. Zatim, u radu Irving (8) autori su predložili celobrojno kodiranje hromozoma koje omogućava generisanje isključivo validnih rešenja. Takođe, primenjena je i teorija grafova radi očuvanja radijalnosti distributivne mreže.

U radu Prasad (9) predložen je Fuzzy GA metod za rekonfiguraciju distributivne mreže. Metod kombinuje binarni genetski algoritam i Fuzzy logiku. Iako metod na određeni način uvažava tehnička ograničenja po naponu uključivanjem u ciljnu funkciju, on ne eliminiše rešenja kod kojih su ova ograničenja narušena. U radu Mendoza (10) prikazana je modifikacija GA koja je manje *hardware*-ski zahtevna za implementaciju. Hromozom koji reprezentuje konfiguraciju mreže u ovom radu sadrži brojeve rastavnih uređaja koji su otvoreni, pri čemu su kod primene operatora genetskog algoritma posmatrane osnovne petlje mreža u cilju dobijanja validnih konfiguracija. U radu Shanmuga (11) održavanje radijalnosti mreže je postignuto korišćenjem *Prufer*-ovog kodiranja obeleženih grafova. Rad Olamaei (12) daje uvid u rešavanje problema rekonfiguracije distributivne mreže u kojoj je prisutna distribuirana proizvodnja. Istim problemom se bavi i Tomoiaga (13), ali uvođenjem primene *Pareto* koncepta optimalnosti odnosno, višekriterijumske optimizacije.

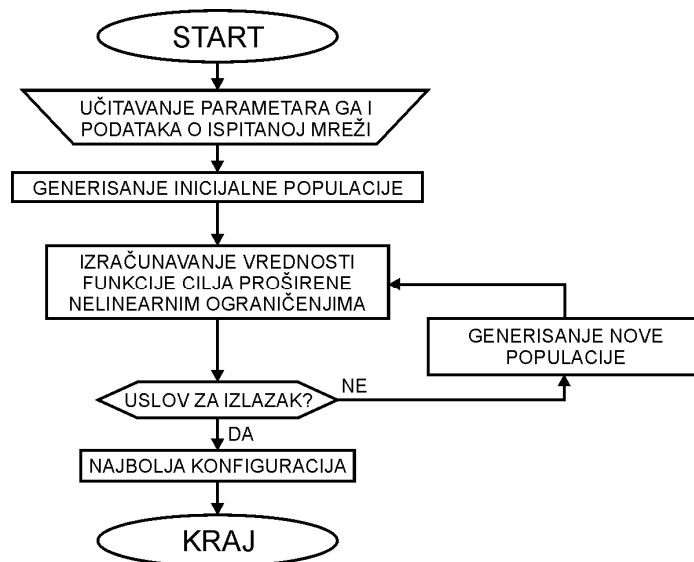
U ovom radu je primenjen genetski algoritam za rešavanje problema rekonfiguracije distributivne mreže u cilju minimizacije gubitaka aktivne snage. Formiranje hromozoma bazirano je na permutaciji celih brojeva koji označavaju rastavne elemente mreže. Predstavljani su i ispitani genetski operatori koji se primenjuju u okviru genetskog algoritma u cilju pronalaženja optimalne konfiguracije distributivne mreže (8). Predloženi metod je testiran na standardnoj test mreži sa 33 čvora (5), pri čemu je za svaki skup parametara izvršen veći broj proračuna. Rezultati proračuna su statistički obrađeni i prikazani u vidu grafikona.

GENETSKI ALGORITAM

Genetski algoritam je metod optimizacije i pretraživanja baziran na principima genetike i prirodne selekcije. GA omogućava da populacija sastavljena od više individua „evoluirá“ pod određenim zakonima selekcije u stanje koje najviše odgovara postavljenim kriterijumima. Prednosti GA u odnosu na ostale metode optimizacije su: mogućnost rada kako sa kontinualnim tako i sa diskretnim promenljivama i funkcijama, funkcija cilja ne mora da bude diferencijabilna na celom domenu, relativno lako nalazjenje optimalnog rešenja u velikom prostoru pretrage, mogućnost rada sa većim brojem promenljivih, mogućnost paralelne obrade na više računara, mogućnost optimizacije izuzetno složenih funkcija uz uspešno prevazilaženje problema lokalnog minimuma, itd. Randy i Sue (14).

Opšti tok GA prilagođen problemu rekonfiguracije distributivnih mreža prikazan je na Slici 1. U fazi učitavanje parametara GA vrši se izbor operatora GA (ukrštanje, mutacija), maksimalnog broja generacija, veličine populacije, ciljne funkcije, nelinearnih ograničenja, procenta populacije koji se dobija nasleđivanjem ili prelazi u narednu generaciju (elitizam), nivo mutacije, itd. Učitavanje podataka o mreži koja se analizira obuhvata podatke o konfiguraciji mreže, granama mreže i opterećenjima. Da bi se GA mogao primeniti na rešavanje problema rekonfiguracije distributivnih mreža, svakom potencijalnom rešenju (konfiguraciji) potrebno je pridružiti jedan hromozom. Hromozom se sastoji iz više gena i kodirana je predstava stvarne konfiguracije mreže, a skup hromozoma predstavlja populaciju.

U sledećem koraku generiše se inicijalna populacija hromozoma. Prilikom generisanja inicijalne populacije obično se kao prvi uzima hromozom koji predstavlja kodiranu verziju učitane konfiguracije mreže, dok se ostali hromozomi u inicijalnoj populaciji generišu primenom slučajnih brojeva. Za svaki hromozom u inicijalnoj populaciji izračunava se vrednost funkcije cilja proširene nelinearnim ograničenjima. Ako je cilj rekonfiguracije smanjenje gubitaka u mreži, kao ciljna funkcija koristi se zbir gubitaka aktivne snage u svim elementima mreže. Kao nelinearna ograničenjima javljaju se naponi čvorova koji moraju biti u dozvoljenim granica i struje grana koje moraju biti manje od dozvoljenih vrednosti, i mreža ne sme imati zatvorene petlje. Na osnovu ciljne funkcije proširene nelinearnim ograničenjima vrši se procena „kvaliteta“ i rangiranje hromozoma u populaciji.



Slika 1. Dijagram toka genetskog algoritma

U sledećem koraku ispituju se uslovi za izlazak iz algoritma. Prvi uslov za izlazak iz algoritma je dostizanje unapred definisanog maksimalnog broja generacija N . Drugi uslov za izlazak iz iterativne procedure je da u toku unapred definisanog broja generacija n_{min} ne dolazi do poboljšanja ciljne funkcije. Ukoliko ni jedan od uslova za izlazak iz iterativne procedure nije ispunjen, vrši se primena operatora genetskog algoritma na tekuću populaciju hromozoma, i generiše se nova populacija. Individue u novoj populaciju, t.j. njihovi hromozomi nastaju ukrštanjem i mutacijom hromozoma tekuće populacije. Najkvalitetnije individue iz tekuće populacije se selektuju za ukrštanje, a kombinovanjem osobina dva roditelja generiše se potomak uz očekivanje da će imati bolje osobine od roditelja. Drugi genetski operator a to je mutacija primenjuje se nad jednom individuum koja se takođe na odgovarajući način selektuje.

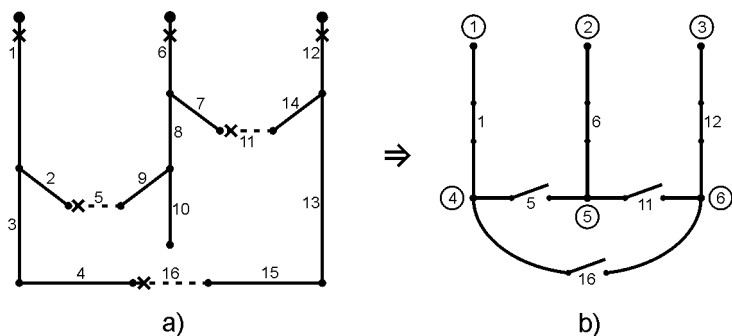
Formiranje hromozoma

Konfiguracije distributivne mreže moraju se predstaviti na adekvatan način kako bi se uključile u genetski algoritam. Genetski operatori se mogu izvršiti samo nad hromozomima, tj. kodiranim predstavama stvarnih konfiguracija mreže, dok se izračunavanje funkcije cilja, proširene nelinearnim ograničenjima, vrši nad individuumama (stvarne konfiguracije mreže). U slučaju primene genetskog algoritma za rešavanje problema rekonfiguracije distributivnih mreža, topologija distributivne mreže se može na jedinstven način predstaviti vektorom uklopnih stanja svih rastavnih uređaja u mreži. Drugi pristup je da hromozom sadrži samo brojeve rastavnih elemenata koji su otvoreni. U ovom radu, hromozom koji reprezentuje konfiguraciju distributivne mreže kodiran je kroz permutaciju brojeva koji su dodeljeni rastavnim elementima distributivne mreže. Za implementaciju ovakvog načina formiranja hromozoma pogodno je najpre izvršiti preslikavanje mreže u graf tako da grane formiranog grafa odgovaraju originalnim granama mreže u kojima postoje rastavni uređaji, dok čvorovi grafa predstavljaju sve elemente mreže koji ne sadrže bilo koji rastavni uređaj mreže. Zapravo, svaki čvor grafa predstavlja ostrvo mreže koje se ne može podeliti na druga dva ostrva.

Primenjeni način kodiranja biće ilustrovan na test mreži od 16 čvorova (Slika 2.), pri čemu se prekidači nalaze na početku sledećih vodova: 1, 5, 6, 11, 12 i 16. Trenutna konfiguracija mreže (Slika 2.a) prevodi se u mrežu grafa (Slika 2.b), a na osnovu nje se formira hromozom.

$$\vec{X} = [1 \ 6 \ 5 \ 12 \ 11 \ 16]^T.$$

Polazi se od čvora 1 i prvi element vektora \vec{X} je grana 1 koja polazi iz ovog čvora i na taj način se uključuje čvor 4 grafa. Pošto su grane koje izlaze iz čvora 4 (grane 5 i 16) otvorene prelazi se na sledeći početni čvor i drugi element vektora \vec{X} je 6, a njihovom uvođenjem u vektor \vec{X} obuhvaćen je i čvor 5 grafa. Obe grane koje izlaze iz čvora 5 su otvorene, ali pošto se grana 5 nalazi između čvorova 4 i 5 koji su oba već obuhvaćena, grana 5 može ući u vektor.



Slika 2. Predstavljanje mreže grafom

Prelazi se na početni čvor 3 i obuhvataju preostale grane. Vektor \vec{X} određuje jednu konfiguraciju mreže, međutim različiti vektori mogu predstavljati istu konfiguraciju mreže. Tako i vektor:

$$\vec{X} = [1 \ 6 \ 12 \ 5 \ 16 \ 11]^T,$$

odgovara konfiguraciji mreže sa Slike 2.

Genetski operatori

GA tokom rada prolazi kroz više koraka, a populacija individua (skup konfiguracija mreže) se u toku svakog koraka zamenjuje novom populacijom. Populacija kreirana u svakom od koraka GA naziva se generacija. Cilj je da najbolja individua u novoj populaciji ima poboljšane osobine u odnosu na najbolju individuu prethodne generacije. Da bi se pokrenuo GA najpre se generiše početna (inicijalna) populacija, odnosno prva generacija. Inicijalna populacija se kreira na taj način što se na mesto prvog hromozoma postavlja hromozom koji predstavlja učitanu konfiguraciju mreže, dok su ostali hromozomi generisani slučajno permutacijom brojeva rastavnih elemenata. Pošto se hromozomi inicijalne populacije generišu slučajno, svi hromozomi u inicijalnoj populaciji mogu biti različiti, ili se može desiti da neki od hromozoma, ili individua koje oni reprezentuju, budu identični. Imajući u vidu način kodiranja hromozoma, odnosno činjenicu da veći broj hromozoma reprezentuje istu konfiguraciju mreže, jasno je da postoji značajna verovatnoća da se u inicijalnoj populaciji pojavi veći broj hromozoma koji reprezentuju istu konfiguraciju mreže. Da bi se izvršila analiza uticaja pojavljivanja identičnih individua u inicijalnoj populaciji na rezultate proračuna razmatrana su dva slučaja. U jednom slučaju inicijalna populacija je generisana potpuno slučajno, t.j. bez kontrole da li se pojavljuju identične konfiguracije mreže. U drugom slučaju generisana je inicijalna populacija kod koje svaki hromozom odgovara različitoj konfiguraciji mreže.

Hromozomi u novoj generaciji dobijaju se procesom reprodukcije, u kojem se hromozomi predhodnih populacija na odgovarajući način kombinuju i modifikuju. Dva operatora koji se primenjuju na tekućoj generaciji u cilju formiranja nove generacije su ukrštanje i mutacija. Ukrštanje se primenjuje na dva hromozoma tekuće generacije, a mutacija samo na jedan hromozom. Jedan broj hromozoma može biti "prenesen" iz tekuće u narednu generaciju što se naziva "elitizam". Hromozomi iz tekuće generacije koji se koriste u toku reprodukcije se nazivaju „roditelji“, dok se hromozomi dobijeni u procesu reprodukcije nazivaju „potomci“. GA vrši selekciju hromozoma sa najboljom vrednošću funkcije cilja iz tekuće generacije da se nad njima izvrše operatori GA.

Za svaki od operatora reprodukcije se posebno, prilikom formiranja strukture GA, definiše procenat hromozoma koji će biti dobijen primenom svakog od operatora. Primera radi, ako je veličina populacije 10, moguće je da se elitizmom dobiju 2 hromozoma, ukrštanjem 6, a mutacijom 2 hromozoma. Hromozomi iz tekuće generacije sa najboljom vrednošću funkcije cilja se, posredstvom elitizma, automatski uključuju u sledeću generaciju. Primenom ovog operatora, GA u svakoj narednoj generaciji generiše rešenje koje ne može biti lošije od prethodne generacije. Cilj operacije ukrštanja je da se kombinovanje gena dva roditelja izvrši na takav način da njihova deca imaju unapređene osobine. Operacija ukrštanja u ovom radu je identična kao u referenci (8). Neka su sa R1 i R2 označeni roditelji nad kojima će se izvršiti operator ukrštanja.

$$\begin{array}{l} \vec{R1} = [16 \quad 1 \quad | \quad 6 \quad 11 \quad 5 \quad | \quad 12]^T \\ \vec{R2} = [16 \quad 1 \quad | \quad 12 \quad 5 \quad 11 \quad | \quad 6]^T \\ \vec{P} = [1 \quad 12 \quad | \quad 6 \quad 11 \quad 5 \quad | \quad 16]^T \end{array}$$

Najpre se definišu dve tačke razdvajanja, označene sa „|“. Zatim se segment niza između definisanih tačaka razdvajanja prvog roditelja ($R1$) prepíše na istu poziciju potomka. Nakon toga se polazi od druge tačke razdvajanja (za konkretan primer, pozicija 6) i uzimaju se geni drugog roditelja ($R2$), i ukoliko nisu već obuhvaćeni postavljaju se na sledeću poziciju potomka.

Mutacija podrazumeva proces u kojem se određen broj gena u roditelju mutira. Procenat gena koji će se mutirati definisan je pri formiranju strukture GA, a pozicije gena roditelja koje će biti mutirane određuju se generisanjem slučajnih brojeva. Mutacija se izvršava tako što se svaki izabrani gen roditelja koji se mutira, premešta na kraj tog roditelja, dok se geni koji su se nalazili sa desne strane izabranog gena pomeraju za jednu poziciju u levo. Npr. ako se mutira samo jedan gen i generisan je slučajni broj 4 mutacijom će se generisati sledeći potomak:

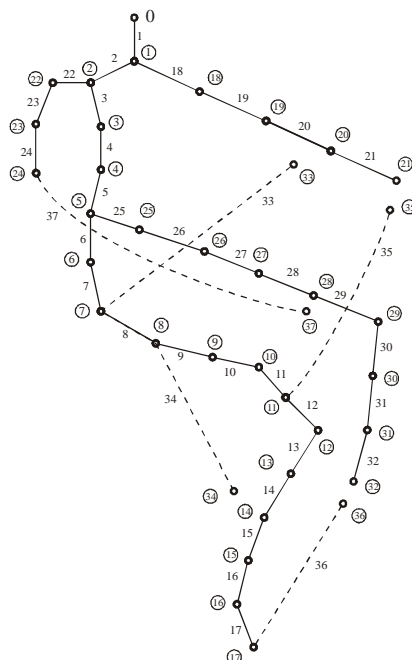
$$\begin{array}{l} \vec{R} = [16 \quad 1 \quad 6 \quad 11 \quad 5 \quad 12]^T \\ \vec{P} = [16 \quad 1 \quad 6 \quad 5 \quad 12 \quad 11]^T \end{array}$$

Na sličan način, ako se mutiraju dva gena i slučajno su generisane pozicije 2 i 3 za mutaciju potomak će imati sledeći izgled:

$$\begin{array}{l} \vec{R} = [16 \quad 1 \quad 6 \quad 11 \quad 5 \quad 12]^T \\ \vec{P} = [16 \quad 11 \quad 5 \quad 12 \quad 1 \quad 6]^T \end{array}$$

TEST PRIMER

Rešavanje problema rekonfiguracije distributivne mreže u cilju smanjenja gubitaka primenom genetskog algoritma je primenjeno na standardnoj test mreži (Slika 3.) sa 33 čvora i 37 grana (5). Gubici snage za polaznu konfiguraciju mreže iznose 0,2058 MW.

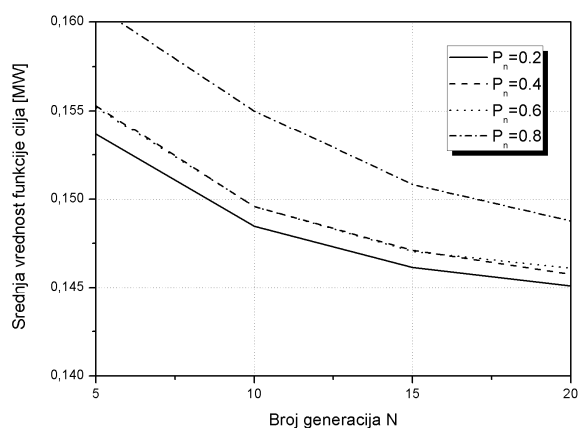


Slika 3. Distributivna test mreža

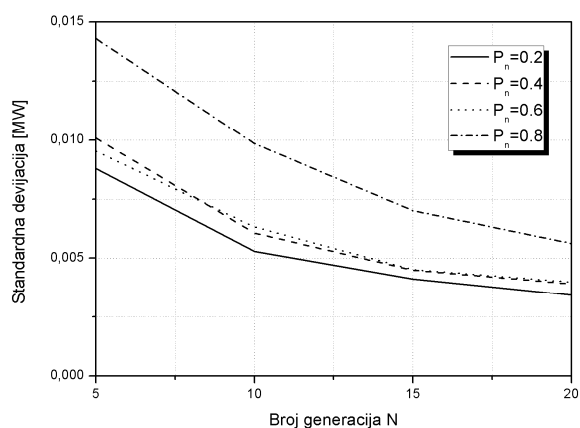
Proračuni optimalne konfiguracije distributivne test mreže vršeni su primenom GA za različite skupove vrednosti ulaznih parametara: veličina populacije M , maksimalni broj generacija N , procentualno nasleđivanje P_n i broj generacija n_{min} koji se koristi kao uslov za izlazak iz algoritma. Osim toga, analiziran je uticaj jedinstvenosti hromozoma u početnoj populaciji na performanse algoritma. Iz svake generacije je u narednu prenošeno 20% populacije. U cilju određivanja performansi algoritma, za svaki skup ulaznih parametara izvršeno je po 300 proračuna, a zatim je izvršena statistička obrada rezultata određivanjem srednje vrednosti i standardne devijacije rezultata.

Na Slikama 4. i 5. prikazane su zavisnosti srednje vrednosti funkcije cilja i standardne devijacije od broja generacija N za populaciju od pet hromozoma pri različitim vrednostima parametra P_n . Iste zavisnosti su prikazane i na Slikama 6. i 7, respektivno, ali za populaciju od dvadeset hromozoma. U oba slučaja je korišćeno ograničenje da se u početnoj populaciji ne mogu pojaviti dva hromozoma koji reprezentuju istu konfiguraciju mreže. Očigledno je, da povećanje veličine populacije utiče na smanjenje srednje vrednosti funkcije cilja, a isto tako i na smanjenje vrednosti standardne devijacije. Takođe, sa povećanjem parametra procentualnog nasleđivanja P_n , srednja vrednost funkcije cilja se povećava, kao i standardna devijacija. Na osnovu ovoga može se zaključiti da primenjeni operator nasleđivanja ne doprinosi efikasnosti algoritma.

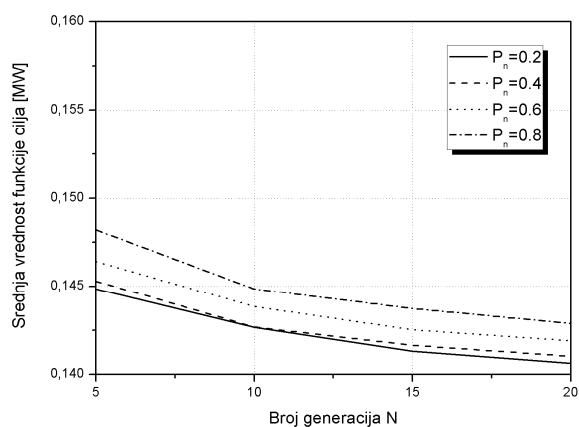
Na Slici 8. prikazana je zavisnost srednje vrednosti funkcije cilja od broja generacija za populaciju od dvadeset hromozoma i vrednosti parametra procentualnog nasleđivanja 0,2 i 0,8 pri uvaženom ograničenju o jedinstvenosti hromozoma u početnoj populaciji ($J=1$), i bez ovog ograničenja ($J=0$). I na ovoj slici se može uočiti izražen uticaj parametra procentualnog nasleđivanja P_n . Takođe, može se videti da je srednja vrednost funkcije cilja za slučaj kada je dozvoljeno ponavljanje hromozoma u početnoj populaciji praktično ista kao i u slučaju bez ponavljanja istih hromozoma unutar populacije.



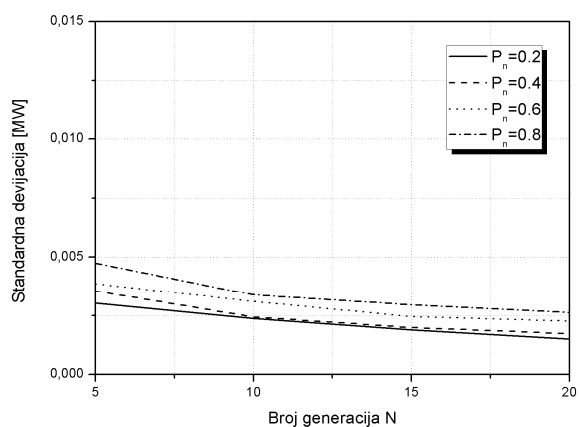
Slika 4. Zavisnost srednje vrednosti ciljne funkcije od broja generacija za $M=5$



Slika 5. Zavisnost standardne devijacija rezultata od broja generacije za $M=5$

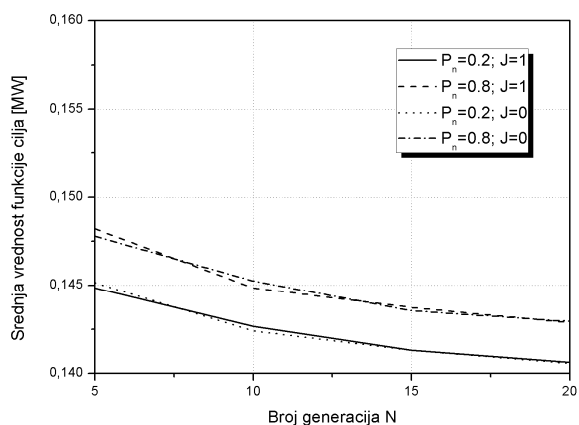


Slika 6. Zavisnost srednje vrednosti ciljne funkcije od broja generacija za $M=20$

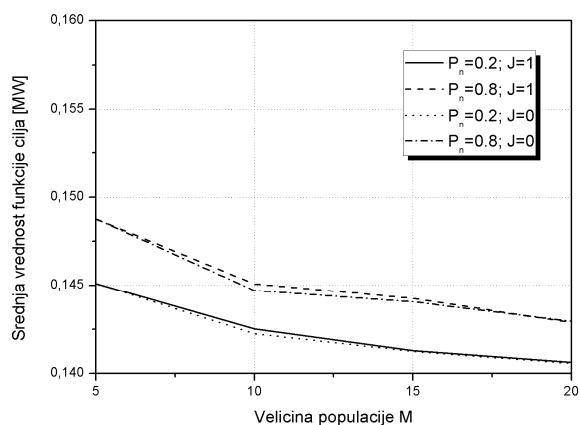


Slika 7. Zavisnost standardne devijacija rezultata od broja generacije za $M=20$

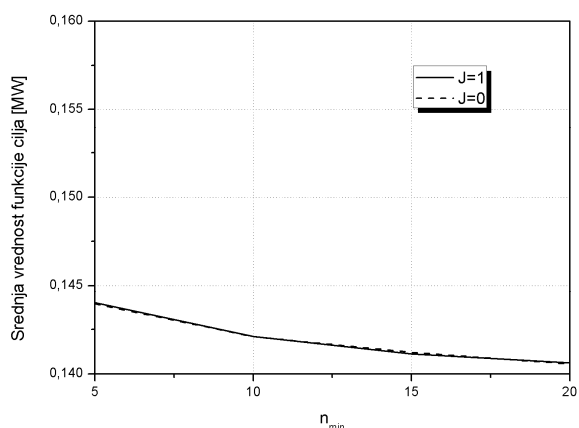
Slika 9. prikazuje zavisnost srednje vrednosti funkcije cilja od veličine populacije nakon 20 generacija. Ovde se, takođe može videti izražen uticaj parametra P_n , dok je uticaj jedinstvenosti hromozoma u početnoj populaciji praktično zanemarljiv. Na Slici 10. je prikazana zavisnost srednje vrednosti funkcije cilja od parametra n_{min} za vrednost $P_n=0,2$, a kao što se može uočiti pri niskim vrednostima parametra n_{min} dobijeni su dosta lošiji rezultati. Slika 11. prikazuje kumulativnu raspodelu verovatnoće rezultata za dvadeset generacija, procentualno nasleđivanje 0,2 (20%) i različite vrednosti veličine populacije. Očigledno je da se sa povećanjem veličine populacije M značajno poboljšavaju performanse algoritma, pa tako za veličinu populacije $M=20$ blizu 50 % proračuna dolazi do optimalne konfiguracije ($P_{gub}=0,1395$ MW).



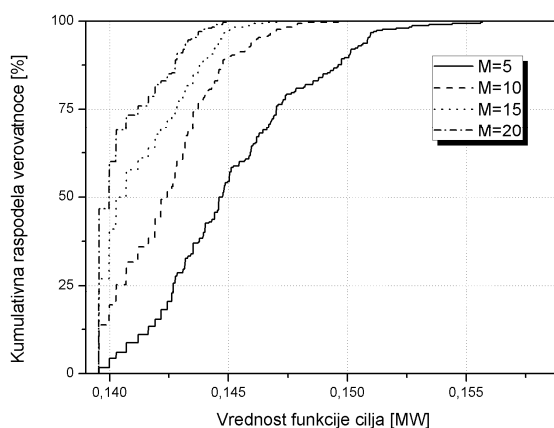
Slika 8. Zavisnost srednje vrednosti ciljne funkcije od broja generacija za $M=20$



Slika 9. Zavisnost srednje vrednosti ciljne funkcije od veličine populacije za $N=20$



Slika 10. Zavisnost srednje vrednosti ciljne funkcije od broja generacija za $M=20$



Slika 11. Kumulativna raspodela verovatnoće rezultata proračuna pri $N=20$ i $P_n=0,2$

Imajući u vidu gore izneta zapažanja, da bi se genetskim algoritmom dobili što bolji rezultati, potrebno je pažljivo zadati vrednosti ulaznih parametara. Optimalne vrednosti ovih parametara zavise od dimenzije mreže koja se analizira, ali povećanjem veličine populacije i maksimalnog broja generacija dobijaju se bolji rezultati, dok je poželjno da vrednost procentalnog nasleđivanja bude niža. Niska vrednost ovog parametra, pri kojoj se dobijaju i najbolji rezultati, ukazuju na to da se hromozomi sa poboljšanom vrednošću funkcije cilja pretežno generišu mutacijom, a ne ukrštanjem. Vrednost parametra n_{min} ne sme biti niska pošto se često događa da nakon više od 10 generacija sa nepromenjenom vrednošću ciljne funkcije bude generisana populacija koja donosi poboljšanje. Zbog toga se ovaj uslov za izlazak iz algoritma može eliminisati. Generisanje početne populacije sa jedinstvenim hromozomima nije dovelo do bilo kakvog poboljšanja rezultata.

ZAKLJUČAK

U radu je analizirana primena genetskog algoritma za rešavanje problema rekonfiguracije distributivne mreže u cilju minimizacije gubitaka aktivne snage. Hromozom koji reprezentuje konfiguraciju distributivne mreže kodiran je kroz permutaciju brojeva koji su dodeljeni rastavnim elementima distributivne mreže. Operator nasleđivanja primenjen u radu u potpunosti je preuzet iz literature, dok je kod operatora mutacije izvršena modifikacija. Metod je testiran na standardnoj test mreži, a dobijeni rezultati su statistički obrađeni, grafički ilustrovani i diskutovani. Analiza uticaja parametara genetskog algoritma na dobijene rezultate pokazala je da povećanje veličine populacije i maksimalnog broja generacija pozitivno utiče na rezultate proračuna, dok povećanje procenta hromozoma koji se u svakoj generaciji dobijaju nasleđivanjem, ima negativan uticaj. Uvođenje ograničenja u vidu jedinstvenost individua u početnoj populaciji nije dovelo do unapređenja algoritma.

LITERATURA

1. Merlin A and Back H, 1975, "Search for a minimal loss operating spanning tree configuration in an urban power distribution system ", "Proc. 5th Power Syst. Comput. Conf.", 1-18
2. Civinlar S, Grainger J, Yin H, Lee S, 1988, "Distribution feeder reconfiguration for loss reduction", "IEEE Trans. Power Del.", "Vol.3, No.3", 1217-1223
3. Baran M and Wu F, 1989, "Network reconfiguration in distribution system for loss reduction and load balancing", "IEEE Trans. Power Del.", "Vol. 4, No.2", 1401-1409
4. Shirmohammadi D and Hong H, 1989, "Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction", "IEEE Trans. Power. Del.", "Vol.4, No.2", 1492-1498
5. Goswami S and Basu K, 1992, "A new algorithm for the reconfiguration of distribution feeders for loss minimization", "IEEE Trans. Power Del.", "Vol.7, No.3", 1484-1491
6. Nara K, Shiose A, Kitigawa M and Ishihara T, 1992, "Implementation of genetic algorithm for distribution system loss minimum reconfiguration", "IEEE Trans. Power System", "Vol.7, No.3", 1044-1051
7. Zhu J, 2002, "Optimal reconfiguration of electrical distribution network using refined genetic algorithm", "Elect. Power Syst. Res.", "Vol.62", 37-42
8. Irving M, Luan W and Daniel J, 2002, "Supply restoration in distribution networks using a genetic algorithm", "Electrical Power and Energy Systems", 447-457
9. Prasad K, Ranjan R and Sahoo N, 2005, "Optimal Reconfiguration of Radial Distribution Systems Using a Fuzzy Mutated Genetic Algorithm", "IEEE Transactions on Power Delivery " "Vol.20, No.2", 1211-1213
10. Mendoza J, Lopez R, Morales D, Lopez E, Dessante P and Moraga R, 2006, "Minimal Loss Reconfiguration Using Genetic Algorithms With Restricted Population and Addressed Operators: Real Application", "IEEE Transaction on Power System", "Vol.21, No.2", 948-954
11. Shanmuga N and Slochanal S, 2009, "Distribution System Restoration Using Genetic Algorithm with Distributed Generation", "Modern Applied Science", "Vol.3, No.4", 98-110
12. Olamaei J, Niknam T and Gharehpetian G, 2007, "Impact of Distributed Generators on Distribution Feeder Reconfiguration", "IEEE Power Tech.", 1-5
13. Tomoiaga B and Chindris M, 2008, "Approach for Optimal Reconfiguration of a Distribution System", "2nd International Conference on Modern Power System", 65-68
14. Randy L Haupt, Sue Ellen Haupt, 2004, "Practical Genetic Algorithms, Second Edition", "John Wiley & Sons, Inc.", 22-23