

## KALIBRACIJA MATEMATIČKIH MODELA VODOVODNIH SISTEMA PRIMENOM GENETSKOG ALGORITMA

Nemanja BRANISAVLJEVIĆ i Dušan PRODANOVIĆ  
Univerzitet u Beogradu, Građevinski fakultet

### REZIME

Važan korak u procesu matematičkog modeliranja vodovodnih sistema je kalibracija modela. Kalibracija modela podrazumeva usklađivanje rezultata modela sa merenim vrednostima podešavanjem parametara modela. U slučaju velikog broja parametara, rezultata i merenih vrednosti može biti izuzetno složen poduhvat. U ovom radu je prikazana primena genetskih algoritama (GA), optimizacione metode bazirane na prirodnoj evoluciji, u procesu kalibracije vodovodne mreže grada Bečej.

**Cljučne reči:** Genetski algoritmi, kalibracija modela vodovodnih sistema

### 1. UVOD

Kalibracija modela predstavlja jedan od neizostavnih etapa u procesu matematičkog modeliranja koji se odnosi na podešavanje parametara modela sa ciljem da se usklade rezultati modela i odgovarajuće merene vrednosti. Kalibraciju je potrebno sprovesti u nekoliko koraka [11]:

1. Definisati način na koji će se upotrebljavati rezultati modela;
2. Proceniti parametre modela koji su najuticajni za rezultate od interesa i za njih odrediti realne granice u kojima se oni mogu nalaziti (mogući opseg vrednosti);
3. Prikupiti podatke za potrebu kalibracije: merenjima na sistemu, uvidom u stvarno stanje sistema, ponašanje sistema u vanrednim situacijama i slično;
4. Definisati način upoređivanja računatih i merenih veličina, bilo kvalitativno (vizuelno) i kvantitativno (preko neke od funkcija preslikavanja);
5. Izračunati rezultate modela na osnovu početnih vrednosti parametara (procenjenim na osnovu

iskustva ili na osnovu nekih dodatnih podataka ili informacija);

6. Grubo podesiti parametre modela;
7. Sprovesti analizu osetljivosti;
8. Fino podesiti parametre modela, posebno one na koje je model najosetljiviji.

U prvom koraku, koji je i najvažniji, potrebno je odrediti svrhu modela i način na koji će se upotrebljavati rezultati modela. Kod modela vodovodnih distributivnih mreža moguće je modelirati različite pojave i situacije. Neke od pojava koje se mogu modelirati su rad rezervoara, rad crpnih stanica, procena pritiska i protoka u mreži u različitim situacijama, itd. Na osnovu toga šta se modelira potrebno je prikupiti odgovarajuće kalibracione podatke i kalibrisati model procenom vrednosti odgovarajućih parametara.

Drugi i treći korak predstavljaju postupak određivanja najuticajnijih parametara modela, opsega mogućih vrednosti tih parametara i prikupljanje odgovarajućih merenih podataka a na osnovu toga šta se od modela očekuje. Izbor pogrešnih parametara može dovesti do toga da je model nemoguće kalibrisati. U četvrtom koraku treba definisati način upoređivanja računatih i merenih veličina, kako bi se odredila uspešnost modeliranja, odnosno kalibracije modela. Ako se radi "ručna" kalibracija, upoređivanje je moguće uraditi vizuelno, jednostavnim crtanjem računatih i merenih veličina na istom dijagramu. Da bi se dobila numerička procena uspešnosti kalibracije, potrebno je definisati funkcionalnu vezu između računatih i merenih veličina. Za kalibraciju modela vodovodnih mreža, to može biti suma kvadrata razlika pijezometarskih kota u izabranim čvorovima ili ukupna razlika istekle i dotekle zapremine vode u rezervoar u toku 24 sata.

Naredni korak podrazumeva pokretanje simulacionog modela sa prvom procenom vrednosti parametara. U

ovom koraku se ne očekuje da se rezultati modela dobro slažu sa merenim podacima ali se očekuje da prate logiku modelirane pojave. U ovom koraku takođe treba proveriti i da model ima rešenja unutar izabranih granica parametara modela (postavljenih u drugom koraku).

Grubo podešavanje parametara modela predstavlja naredni korak u kom se očekuje da se rezultati modela približe merenim vrednostima. Nakon analize osetljivosti i podešavanjem samo nekoliko naosetljivijih parametara model se na kraju fino kalibriše.

Kalibracija se tradicionalno obavlja "ručnim" ili poluautomatskim postupkom. Kalibracija podrazumeva iterativni postupak, postepeno menjanje parametara uz pokretanje simulacija nakon svake promene, sve dok se ne postigne zadovoljavajuće slaganje rezultata modela i merenih vrednosti. Ukoliko nije moguće na zadovoljavajući način uskladiti merene vrednosti i rezultate modela onda model nije verna slika modeliranog procesa i potrebno je dodatno ispitati kako model tako i modeliranu pojavu. U pogledu efikasnosti ručni i poluautomatski postupak kalibracije mogu biti izuzetno neefikasni. Za veliki broj parametara i veliki broj merenih vrednosti potrebno je simulirati model veliki broj puta uz značajno angažovanje eksperta, što u velikom broju slučajeva predstavlja izuzetno skup proces.

Nasuprot ručnoj postoji i automatska kalibracija [1], [4], [15] kod koje se rezultati modela automatski usklađuju sa merenim vrednostima uz pomoć specifičnih kriterijumskih funkcija definisanih u četvrtom koraku. Kriterijumske funkcije predstavljaju matematički zapis slaganja rezultata modela i merenih vrednosti prilagođen upotrebi optimizacionih postupaka. Pošto kriterijumske funkcije uglavnom predstavljaju odstupanje merenih vrednosti i rezultata modela potrebno je primeniti optimizacione metode da bi se to odstupanje svelo na minimum, a da se izbegne pretraživanje svih mogućih rešenja modela.

U matematici, izraz optimizacija se odnosi na probleme u kojima se minimizira ili maksimizira neka

kriterijumska funkcija (jedna ili više) pretraživanjem polja mogućih rešenja. Pored analitičkih metoda kao što su linearno programiranje, nelinearno programiranje i dinamičko programiranje [7], [10], poslednjih decenija su popularnost stekle i neanalitičke metode koje se baziraju na raznim intuitivnim principima. Neki od njih su optimizacija na osnovu logike kolonije mrava (eng. ACO), optimizacija na osnovu logike kaljenja čelika (eng. Simulated annealing) [5], optimizacija na principima evolucije i nasleđivanja (eng. Genetic algorithms) [6], itd.

Jedna od popularnih optimizacionih metoda koju je moguće upotrebiti u procesu automatske kalibracije je i metoda genetskih algoritama (GA) [6] koja se bazira na oponašanju prirodne evolucije. Velika prednost ove metode je u njenoj efikasnosti, pa omogućava optimizaciju problema sa više miliona mogućih kombinacija, kao i mogućnosti da lako pronađe sve lokalne optimume a ne samo jedan. U ovom radu se prvo daje kratak prikaz GA metode, zatim se GA metoda objašnjava na primeru matematičkih modela vodovodnih mreža. Na kraju se daje primer upotrebe GA u procesu automatske kalibracije modela vodovodne mreže grada Bečeja [12]. Prikazana je primena više tipova GA kao i rezultati u pogledu izbora parametara GA.

## 2. GENETSKI ALGORITMI KAO IMITACIJA PRIRODNE EVOLUCIJE

### 2.1. OPIS METODE

Genetski algoritmi (GA) su skup postupaka koji oponašanjem prirodne evolucije traže optimalnu ili dovoljno dobru kombinaciju parametara modela unutar prostora mogućih vrednosti tih parametara. Parametri simulacionog modela se u terminologiji GA nazivaju *geni*. Jedna verzija simulacionog modela, sa svojim skupom parametara (gena) se naziva *hromozom* ili *jedinka* (slika 1). Uz svaku jedinku se vezuju i rezultati simulacije koji su dobijeni korišćenjem gena, za veličine koje su odabrane da se porede sa poznatim (merenim) veličinama.

Jedinka (hromozom)

gen 1	gen 2	gen 3	gen 4
-------	-------	-------	-------

Slika 1: Jedinka predstavljena kao skup gena (parametara modela) i rezultata modela koji se koriste kao kriterijum za uspešnost kalibracije

Jedinke (jedno moguće rešenje analiziranog problema) se grupišu u proste skupine nazvane *populacija* ili *generacija* (skup više rešenja analiziranog problema na jednom mestu). Jedna populacija ima određeni broj jedinki koje imaju različite vrednosti gena, tako da se mogu *rangirati* (proceniti *uspešnost rešenja*). Rangiranje jedinki se obavlja primenom *kriterijumske funkcije* koja nam daje informaciju o kvalitetu određene jedinke, tj. o kvalitetu kombinacije njenih gena (jednačina 1).

$$\Phi(\text{gen1}, \text{gen2}, \text{gen3}, \text{gen4}) \quad (1)$$

Početna generacija jedinki se može dobiti generisanjem slučajnih brojeva u *okviru fizički mogućih* intervala gena (parametara modela – korak 2). Za svaku od jedinki iz početne populacije se pokreće simulacioni model gde se geni te populacije koriste kao parametri modela. Primenom kriterijumske funkcije geni se rangiraju po svojoj uspešnosti jedinke unutar polazne generacije. Da bi se obezbedio prenos dobrih osobina sa uspešnih (bolje rangiranih) jedinki jedne generacije na jedinke naredne generacije, koriste se operatori selekcije, *ukrštanja* i *mutacije*. Time se zadržavaju geni uspešnih jedinki uz određene prirodne varijacije.

GA metoda se uspešno koristi u optimizaciji izuzetno velikih problema, jer omogućava pretraživanje skupova od više miliona mogućih rešenja. Korišćenjem mutacije gena, izbegava se opasnost od pronalaženja samo jednog, lokalnog i često pogrešnog optimuma, već se dobija čitav front optimalnih rešenja.

## 2.2. PRIMENA GA U PROBLEMU KALIBRACIJE MODELA VODOVODNIH SISTEMA

Jedinka je matematički model vodovodnog sistema sa jednim stanjem gena - vrednosti hrapavosti i/ili čvorne potrošnje, dok je kriterijum što vernije reprodukovanje izmerenih hidrauličkih veličina - protoka, pritisaka i nivoa u rezervoarima. Jedna generacija jedinki je skup od  $N$  mogućih varijanti matematičkih modela (odnosno vrednosti parametara u modelu). Ukrštanjem i mutacijom gena iz jedinki jedne generacije se dobija naredna generacija jedinki za koje treba simulacijom modela izračunati stanja mreže.

Efikasnost korišćenja GA u kalibraciji može se pokazati na jednostavnom primeru taženja optimalne hrapavosti cevi. Za opseg vrednosti hrapavosti cevi od, na primer 0.05 do 2.5 mm sa rezolucijom od 0.01 mm, postoji 245

mogućih diskretnih vrednosti. Za svaku vrednost je potrebno koristeći matematički model simulirati stanja u vodovodnoj mreži. Ukoliko se kalibriše više od jedne cevi broj kombinacija mogućih rešenja eksponencijalno raste. Za dve cevi on iznosi  $245^2=60.025$  mogućih kombinacija rešenja, dok za 3 cevi on iznosi čak  $245^3=14.706.125$  mogućih kombinacija. GA daje mogućnost bržeg pretraživanja prostora rešenja, koji iznosi  $n \times g$  [6], gde su  $n$  - broj jedinki u jednoj generaciji, a  $g$  broj generacija. Za  $n=50$  i predpostavljeni broj generacija  $g=50$  dobija se skroman broj od 2.500 pretraženih rešenja. Do konvergenije rešenja može doći i pre tako da je broj pretraženih rešenja uglavnom manji.

Meru efikasnosti genetskog algoritma predstavlja broj izračunatih vrednosti kriterijumske funkcije. Što je on manji genetski algoritam je efikasniji.

## 3. POSTUPAK PRI PRIMENI GA

Mogu se uočiti tri važna koraka u procesu rešavanja problema pomoću GA [6]. Prvo, potrebno je odrediti način definsanja jedinke. Nakon toga, treba izabrati operatore genetskog algoritma, operativne ukrštanja i mutacija. Na kraju, treba izabrati odgovarajuću kriterijumsku funkciju, kojom će se jasno izdvojiti bolja rešenja od lošijih.

### 3.1. DEFINISANJE JEDINKI

Jedinke mogu biti predstavljene na različite načine i sama priroda problema određuje vrstu prikaza jedinki. Najčešća je jednodimenzionalna realna ili binarna reprezentacija gena u jedinkama, kao što je to prikazano na slici 2. Međutim, postoje i višedimenzionalne reprezentacije kao i reprezentacije u vidu grafova ili slika. Naprednije tehnike programiranja omogućavaju primenu bilo kakvog objekta u procesu optimizacije genetskim algoritmima.

Binarna predstava:

Realna predstava:

0	1	1	0	0
3.1	1.0	4.2	2.7	8.4

Slika 2: Binarna i realna predstava gena

### 3.2. OPERATORI GA

Nakon određivanja kog oblika će jedinka biti, prelazi se na pravljenje operatora. Funkcija operatora najviše zavisi od oblika jedinke, dok delom zavisi i od vrste

problema koji se rešava. Na slici 3 je prikazan operator ukrštanja preko jedne tačke ukrštanja (prikazana debljom linijom). Pored ovog, najjednostavnijeg, postoji i ukrštanje preko dve ili više tačaka, kao i ukrštanje u okviru gena koji su kodirani u binarnom obliku.

Operator ukrštanja iz dve ili više jedinki stvara novu jedinku (ili više jedinki) pri čemu se pretpostavlja da će bar jedna imati bolje osobine od svojih roditelja. Mera kvaliteta osobina je već pomenuta kriterijumska funkcija  $\Phi$  (jednačina 1).

Prvi roditelj	1,2	2,3	4,0	7,8
Drugi roditelj	6,5	4,8	7,5	2,4
Jedinka nastala ukrštanjem	1,2	2,3	7,5	2,4

Slika 3: Operator ukrštanja preko jedne tačke (označene debljom linijom)

Jedinka pre mutiranja	1,2	2,3	7,5	2,4
Mutirana jedinka	1,2	2,3	2,4	2,4

Slika 4: Operator mutiranja

### 3.3. KRITERIJUMSKA FUNKCIJA ZA POTREBE KAIBRACIJE MODELA VODOVODNIH SISTEMA

Pored primene operatora GA koji imaju ulogu da se na određen način, shodno problemu koji se optimizuje, pretraži polje mogućih rešenja modela, potrebno je rešenja na neki način rangirati i izdvojiti bolja od lošijih. Ključnu ulogu u rangiranju ima kriterijumska funkcija. Kod primene GA u procesu kalibracije ona treba da ima takav oblik da njen rezultat daje odstupanje merenih vrednosti i rezultata modela.

Kao kriterijumska funkcija često se koristi oblik dat jednačinom 2, u kojoj se traži minimum kvadrata odstupanja između merenih i računatih vrednosti.

$$\Phi = \sum_{i=1}^{i=m} (y_{i,mereno} - y_{i,modela})^2 \quad (2)$$

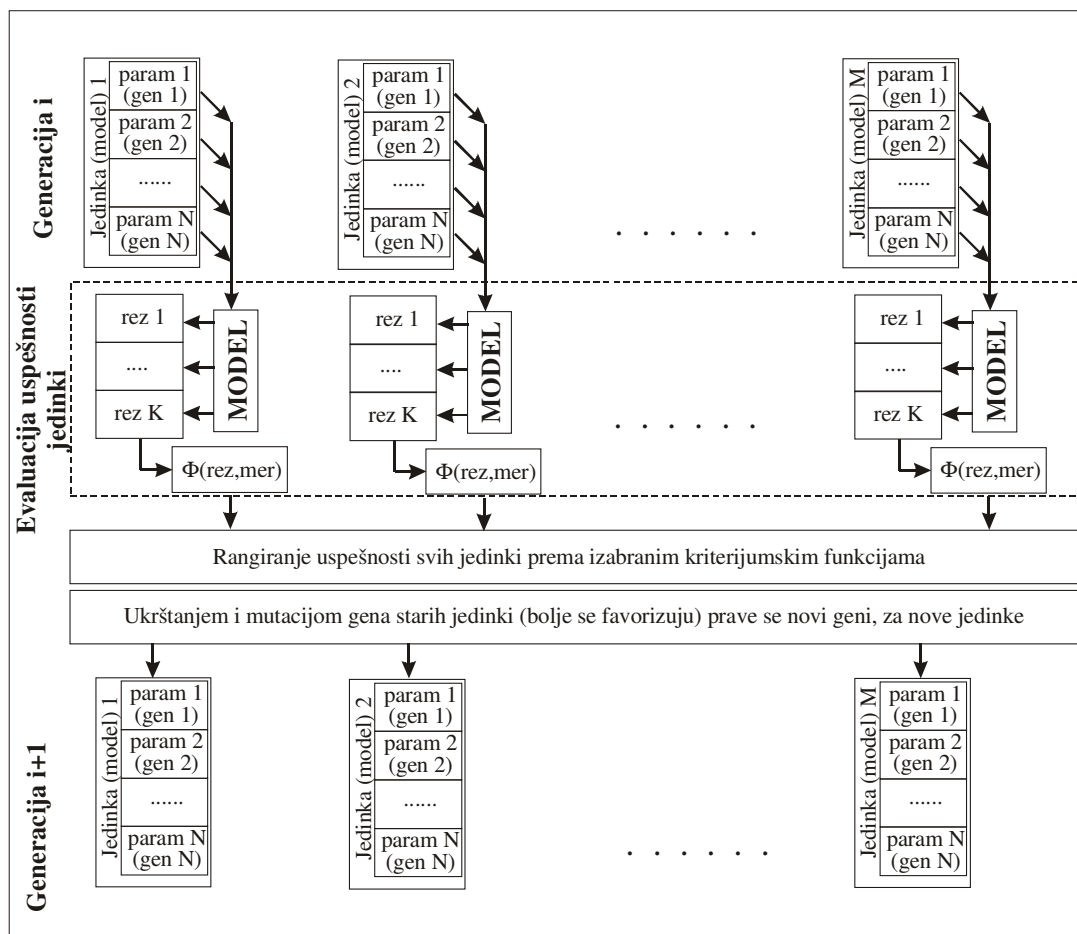
Na primer, u kalibraciji matematičkih modela vodovodnog sistema, vrednost veličine  $y$  iz jednačine 2.

Pored operatora ukrštanja, u GA se koristi i operator mutacije. Za razliku od ukrštanja, operator mutacije deluje nad jednom jedinkom. Izbor jedinke je slučajan, generisan po nekoj raspodeli, a mutacija menja neku od osobina jedinke (vrednost gena). Mutacijom se unosi slučajnost u procesu genetskih transformacija jedinki, što odgovara i prirodnom procesu evolucije. Upravo mutacija je zadužena da proširi opseg pretraživanih vrednosti parametara, čime se izbegava zamka nalaženja samo jednog optimalnog rešenja.

može biti pritisak ili pijezometarska kota ( $\Pi$  kota) u određenom čvoru mreže, vrednost protoka u nekoj cevi, vrednosti nivoa u rezervoaru, itd. Na osnovu rezultata kriterijumske funkcije moguće je rangirati dobijene jedinke (verzije modela sa parametrima, genima iz date jedinke).

### 3.4. POSTUPAK GA

Nakon završenih procesa ukrštanja i mutacije nastaje nova generacija jedinki. Za svaku jedinku se pokreće simulacioni model, čime se računaju rezultati modela  $y_{i,modela}$  iz jednačine 2. Za svaku jedinku  $i$ -te generacije se primenjuje kriterijumska funkcija da bi se izvršila evaluacija uspešnosti svake od jedinki (u kriterijumskoj funkciji učestvuju i rezultati modela  $y_{i,modela}$ ). Nakon rangiranja jedinki, ulazi se u novi proces ukrštanja i mutacije, odnosno do pravljenja sledeće  $i+1$  generacije jedinki, a zatim se postupak ponavlja sve do postizanja traženog optimalnog rešenja. Na slici 5. je prikazan GA optimizacioni postupak na primeru dve generacije jedinki.



Slika 5: GA optimizacioni postupak

Genetski algoritam operatorom selekcije obezbeđuje da jedinke sa boljim osobinama opstanu pre nego one sa lošijim tako što se forsira njihovo učešće u procesima ukrštanja i mutacije. U određenim vrstama genetskih algoritama ostavljaju se najbolje jedinke da pređu nepromenjene u sledeću generaciju, čime se čuva deo uspešnih gena kroz nekoliko generacija (elitizam). Proces mutacije i ukrštanja se ponavlja sve dok se na kraju ne dobiju jedinke sa dovoljno dobrom kombinacijom parametara, gledano iz ugla kriterijumske funkcije.

#### 4. UPOTREBLJIVOST GA U PROCESU KALIBRACIJE MODELA VODOVODNIH SISTEMA

Kao optimizaciona metoda GA predstavlja značajan iskorak u inženjerskoj i naučnoj praksi, jer se uvodi potpuno nov koncept razmišljanja. Iako ne postoji formalni dokaz da će GA uvek konvergirati ka

globalnom optimumu, on predstavlja optimizacioni metod od kog se može očekivati dovoljno dobro rešenje. Zbog veoma širokog polja pretraživanih vrednosti, GA često pored jednog optimuma nalazi više „skoro optimalnih” vrednosti, dajući mogućnost korisniku da odabere za njega najpovoljnije rešenje. Naravno, pored niza dobrih osobina, GA imaju i određene loše strane, sa kojima treba biti dobro upoznat.

#### 4.1. DOBRE STRANE GENETSKOG ALGORITMA

- Rešava sve tipove optimizacionih problema, bez obzira šta se optimizuje. Potrebno je samo da se problem može postaviti kao optimizacioni i da se može na neki način definisati kriterijumska funkcija.
- Ukoliko se globalno optimalno rešenje ne nađe, daje uglavnom dovoljno dobro rešenje (ili dovoljno dobrih rešenja). To se uvek može proveriti

ponovnim puštanjem GA u rad sa drugim početnim skupom jedinki.

- Problem koji se optimizuje može biti potpuno proizvoljan, čak i višedimenzionalan i sa više rešenja. Bitno je samo da se može postaviti kriterijumska funkcija.
- Problem koji se optimizuje ne mora zadovoljavati kriterijume kao što su neprekidnost ili diferencijabilnost u celom opsegu rešenja.
- Računski postupak je potpuno automatski, pa se lako može ponoviti sa različitim skupom početnih rešenja. Svako ponavljanje postupka dovodi do nešto drugačijeg rešenja (zbog ugrađenih funkcija mutacija, koje su slučajnog karaktera).
- GA pokriva široko polje vrednosti parametara, što povećava verovatnoću pronalazjenja optimalnog rešenja.
- GA se intenzivno koristi poslednjih godina, tako da postoji relativno dosta kvalitetne literature kao i kvalitetna softverska podrška.

#### 4.2. LOŠE STRANE GENETSKOG ALGORITMA

- Ne postoji savršen GA, već za svaki problem koji se optimizuje treba odabrati optimalne operatore i odgovarajuću kriterijumsku funkciju za rangiranje.
- Ne postoje garancije da će se postići globalni optimum, već se dobija čitav spektar skoro optimalnih rešenja. Korisnik treba da bude dovoljno iskusan da odabere najbolje rešenje.
- GA uglavnom zahteva veliki broj izračunavanja kriterijumskih funkcija. No, u poređenju sa drugim optimizacionim algoritimima, to je ipak za red veličine manje, posebno ako bi se „brutalnom silom” pretraživalo čitavo polje mogućih rešenja.
- Izbor i početna vrednost parametara dosta utiče na kvalitet rešenja i na brzinu GA, pa je potrebno određeno iskustvo u radu.
- Često je potrebno pripremiti problem za genetski algoritam da bi se popravile performanse optimizacije.
- Konvergencija ka optimalnoj vrednosti zavisi od efikasnosti operatora. Lošim izborom operatora može biti jako spora, čak sporija od mnogih numeričkih metoda.
- U procesu kalibracije modela pomoću GA, ukoliko je problem preodređen (što je obično slučaj) ne postoji jedan globalni optimum, već više, pa se stiče utisak da ima više rešenja optimizacije. Naravno, za

iskusnog korisnika ovo nije nedostatak, već prednost, jer se tako stiče bolji pregled celokupnog problema i povećava verovatnoća izbora optimalnog rešenja.

#### 5. KALIBRACIJA MODELA VODOVODA PRIMENOM GA

Kalibracija modela vodovodnog sistema je neophodan korak u pravljenju kvalitetnog simulacionog modela. Postupak kalibracije podrazumeva usklađivanje pojedinih parametara modela sve dok razlike između rezultata simulacije na matematičkom modelu i podataka dobijenih merenjem na stvarnom sistemu (odnosno, objektu) ne postanu razumno male, odnosno dok se ne postigne dobro slaganje modela i objekta za zahtevan režim rada [15].

Parametri modela koje ima smisla kalibrirati su oni koji u sebi nose neodređenost, odnosno, oni parametri čiju vrednost nije moguće tačno utvrditi merenjima na terenu. Menjanjem tih parametara se postiže da model mreže radi pravilno u zahtevanim režimima rada, odnosno da verno reprodukuje stvarni rad vodovodne mreže.

Kod kalibracije vodovodnih sistema za kalibracione parametre se uzimaju obično trenje u cevima (odnosno, apsolutna hrapavost cevi), čvorna potrošnja ili karakteristike pumpe, a ređe dužina cevi, prečnik cevi<sup>1</sup>, ili sama struktura mreže (povezanost cevi u mreži, postojanje određenih deonica, otvorenost/zatvorenost ventila i sl.) [2], [15]. Od broja kalibracionih parametara zavisi i težina postavljenog zadatka.

Kao primer primene GA, u ovom radu je pažnja usmerena ka kalibraciji modela preko trenja u cevima. Kriterijumska funkcija je odabrana, u skladu sa razmatranim problemom, da uvek daje pozitivan realan broj koji je jednak zbiru kvadrata razlika merenih vrednosti pritiska u mernim čvorovima i dobijenih vrednosti pritisaka u istim čvorovima primenom modela:

$$\Phi = \sum_{i=1}^{i=m} (p_{i,mereno} - p_{i,modela})^2 \quad (3)$$

gde je  $m$  broj mernih mesta, a  $p$  pritisci mereni na mreži i dobijeni simulacijom na modelu. U procesu GA ova funkcija se minimizira da bi se dobilo što bolje slaganje modela i objekta.

<sup>1</sup> Mada je model izuzetno osetljiv na prečnik cevi, a često je kod starijih vodovoda on i nepoznata veličina.

Parametri GA koji su prilagođeni simulacijama su:

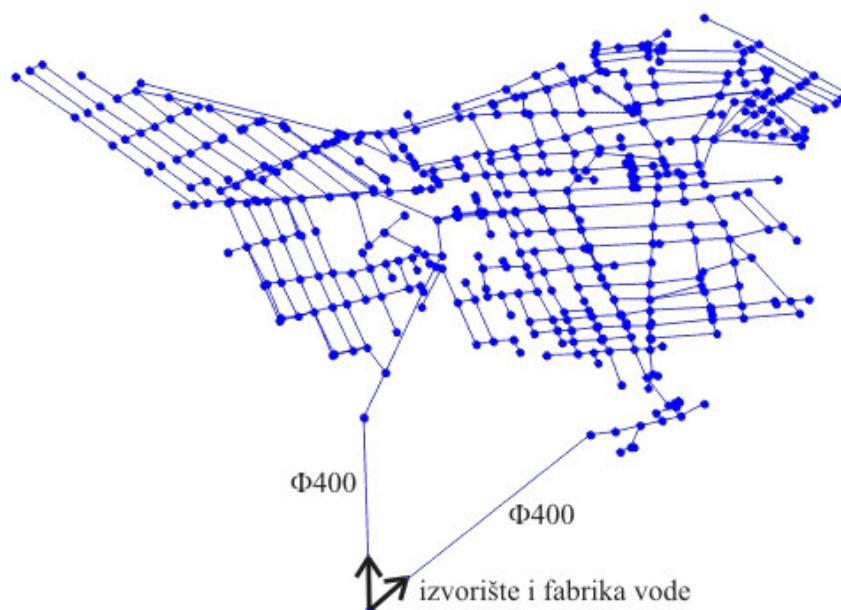
- broj jedinki u populaciji,
- broj generacija,
- verovatnoća ukrštanja,  $i$
- verovatnoća mutacije.

Kao matematički model vodovodnog sistema odabran je EpaNet [13], [14] zbog njegove sposobnosti da u preko DLL-a obavlja simulaciju tečenja u okviru programa za genetske algoritme. Simulacije genetskim algoritmima je

sprovedena u programskom jeziku C++, korišćenjem biblioteke komponenti za genetske algoritme [16].

## 6. VODOVODNI SISTEM BEČEJ

Vodovodni sistem Bečej (slika 6), se sastoji od 616 cevi, 453 čvora mreže i jednog rezervoara sa prosečnim dotokom od  $Q_{sr}=90$  l/s. Po strukturi pripada prstenastim mrežama [3], [12], [15].



Slika 6: Grafička predstava modela distributivne mreže grada Bečej

U ovom radu, kao primer primene GA kod kalibracije matematičkog modela, kalibrisana je samo hrapavost (odnosno trenje u cevima) za cevi mreže koje imaju prečnike veće od 200 mm.

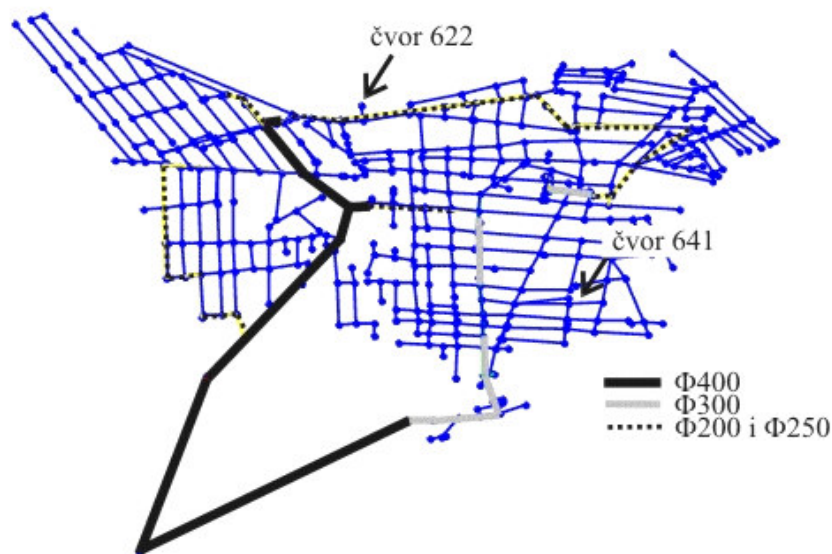
### 6.1. FORMULACIJA GA

Na slici 7 prikazana je mreža sa obeleženim cevima prečnika  $\Phi 400$ mm,  $\Phi 300$ mm i  $\Phi 200$ mm i  $\Phi 250$ mm. Obzirom da su ove cevi najvećih prečnika u sistemu, smatraju se najvažnijim pa je u odnosu na njih obavljena kalibracija modela.

Kalibracija je obavljena automatski, upotrebom genetskog algoritma. Za svaku grupu cevi (postoje četiri grupe cevi podeljenih po prečnicima) određen je po jedan parametar koji predstavlja koeficijent trenja. Pošto postoje 4 grupe cevi, usvojena su 4 gena za svaku jedinku. Karakteristike primenjenog algoritma su:

1. broj gena u jedinki – 4
2. broj jedinki u populaciji – 20
3. maksimalni broj generacija – 100

Kao kalibracioni parametar odabrana je apsolutna hrapavost cevi iz koje se računa koeficijent trenja po Darcy-Weisbach-ovoj formuli. Parametri GA predstavljani



Slika 7: Cevi sa prečnicima većim od 200mm

su u tabeli 1 dok su u tabeli 2 date granice u kojima se nalazi hrapavost cevi, odnosno  $k$  [mm] po grupama cevi. Granice hrapavosti su procenjene na osnovu iskustva, starosti cevi i materijala od kog su cevi napravljene.

Tabela 1: Korišćeni parametri za GA

Parametar	Tip/Vrednost
Ukrštanje	preko jedne tačke
Mutacija	po Gausovoj raspodeli
Verovatnoća ukrštanja	0.8
Verovatnoća mutacije	0.2

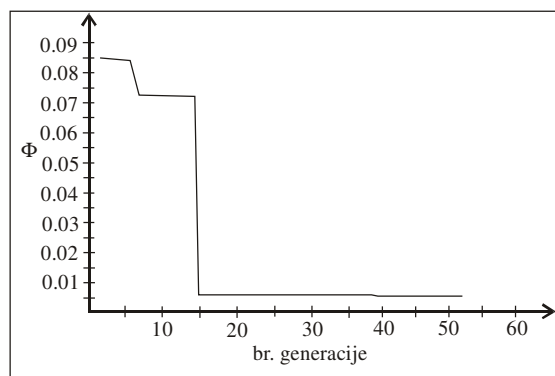
Tabela 2: Granice za apsolutnu hrapavost, prema grupama cevi

grupa cevi	$k$ [mm]	
	gornja granica	donja granica
Φ400mm	0.775	2.325
Φ300mm	0.5	1.5
Φ250mm	0.25	0.75
Φ200mm	0.25	0.75

Za kalibraciju je upotrebljeno merenje pritiska u čvoru 641 mreže (slika 7). Izmerena apsolutna  $\Pi$  kota je  $\Pi_{641}=94.3\text{m}$  u trenutku najveće časovne potrošnje. Kako merenje možda nije reprezentativno (misli se na lokaciju), a i svakako jedno merenje nije dovoljno za apsolutnu kalibraciju mreže, rezultat kalibracije će biti samo jedno od mogućih rešenja optimizacionog problema:

$$\min(f = \sum \sqrt{(\Pi_{\text{mereno}} - \Pi_{\text{racunato}})^2}) \quad (4)$$

U toku realizacije 50 generacija GA izračunavanje kriterijumske funkcije je obavljeno oko 1000 puta dok se nije postiglo dovoljno slaganje sa merenom pijezometarskom kotom.



Slika 8: Tok i konvergencija GA

Na slici 8 je prikazan tok genetskog algoritma preko najbolje (najmanje) vrednosti kriterijumske funkcije za svaku od 50 generacija. Konačno rešenje koje je pronašao GA je dato u tabeli 3. Iznos kriterijumske funkcije za ovu kombinaciju rešenja iznosi  $\min(\Pi)=0.013\text{ m}$ .



Tabela 3: Konačno rešenje GA algoritma – optimalne hrapavosti grupa cevi

grupa cevi	$k_{641}$ [mm]
Φ400mm	1.37
Φ300mm	0.649
Φ250mm	0.25
Φ200mm	0.668

Treba biti svestan činjenice da prikazani primer spada u grupu takozvanih "ill posed" problema, tj. problema koji nema jednoznačno rešenje. To znači da se postignuta optimalna vrednost mora proveriti nekim dodatnim merenjima i drugim informacijama.

## 6.2. PROVERA POSTUPKA

Za potrebe provere samog postupka proces kalibracije je ponovljen za još jedno merenje. U pitanju je merenje pritiska u čvoru 622, prikazanom na slici 7. U čvoru 622 registrovana je pijezometarska kota koja iznosi  $\Pi_{622}=97.7$  m. Na žalost, merenja nisu izvršena u isto vreme, već u drugo doba dana i godine. Stoga, nije moguće upotrebiti oba merenja u jednom prolazu kalibracije, već je jedino moguće uporediti dobijene rezultate.

Tabela 4: Rezultati ponovljene kalibracije

grupa cevi	$k_{641}$ [mm]	$k_{622}$ [mm]	$\varepsilon$ [%]
Φ400mm	1.37	1.525	10.16
Φ300mm	0.649	0.608	6.74
Φ250mm	0.25	0.375	33.33
Φ200mm	0.668	0.375	78.13

Dobijeni rezultati za ponovljen postupak kalibracije su prikazani u tabeli 4. U istoj tabeli prikazana je i relativno odstupanje hrapavosti  $k$  računata u dva postupka kalibracije. Relativno odstupanje je izračunato pomoću formule:

$$\varepsilon = \frac{|k_{641} - k_{622}|}{k_{622}} \times 100 \quad (5)$$

Iznos kriterijumske funkcije za ovu kombinaciju rešenja ponovljene kalibracije je  $\min(\Pi)=0.0024$  m. Ukoliko se i ovo rešenje posmatra kritički kroz činjenicu da je dobijeno samo jedno od mogućih rešenja i ukoliko se primeti da je održan red veličine dobijenih rešenja u oba slučaja, ovaj dodatni postupak kalibracije, sa novim

merenim vrednostima pritiska, se može smatrati svojevrsnom validacijom metode.

## 7. ZAKLJUČAK

Kalibracija modela predstavlja proces usklađivanja rezultata modela i odgovarajućih merenih vrednosti. Parametri modela na osnovu kojih se model kalibriše nazivaju se kalibracioni parametri i kod modela vodovodnih distributivnih mreža najčešće se kao kalibracioni parametar koristi koeficijent trenja u cevima. Koeficijent trenja je moguće podesiti ručno, menjanjem vrednosti koeficijenta, simuliranjem modela i upoređivanjem rezultata sa merenim vrednostima ili automatski koristeći neki optimizacioni algoritam. Metoda genetskih algoritama je u ovom radu uspešno primenjena u procesu automatske kalibracije modela vodovodnog sistema grada Bečej. Odabrana su četiri kalibraciona parametra, i to koeficijenti trenja u cevima prečnika Φ400, Φ300, Φ250 i Φ200 milimetara. Od njih su formirane jedinke i primenjena je metoda GA za dva stanja mreže (dva merenja). Rezultati dve kalibracije su upoređeni i obzirom na činjenicu da je problem preodređen (postoji više mogućih rešenja) uočene su značajne razlike kod vrednosti koeficijenata trenja za cevi prečnika Φ200.

U radu je pokazano da su genetski algoritmi vrlo efikasan način rešavanja problema kalibracije modela vodovodnih sistema, jer omogućavaju pregled velikog broja mogućih rešenja na pametan način, a izbegava se pretraživanje celog polja mogućih rešenja. Uz odabranu odgovarajuću reprezentaciju parametara kalibracije i odabir dobrih operatora, kalibracija se obavlja automatski i za vrlo kratko vreme što ide u prilog prikazanoj metodi i omogućava efikasnu višeparametarsku kalibraciju modela.

## LITERATURA

- [1] Babovic V., Bezdek D., Ingeduld P., Keijzer M, Automatic Calibration of Pipe Network Hydraulic Mode, DHISoftware.com, Conference Proceedings of the 4th DHI Software Conference, Jun. 6-8, 2001, pp. 1-8.
- [2] Ivetić M., Računska hidraulika: tečenje u cevima, Građevinski fakultet, Beograd, 1996
- [3] Ivetić, M., Prodanović, D., Trajković, B., Mijić, A., Branislavljević, N., Mari, A., Petrašković, J., Zajednički razvoj matematičkog modela

- vodovodnog sistema Bečej sa budućim korisnikom, 25. jubilarno savetovanje "Vodovod i kanalizacija '04", Banja Koviljača, oktobar 2004, str. 29-34.
- [4] Kapelan Z., Calibration of Water Distribution System Hydraulic Models, Phd thesis, University of Exeter, 2004
- [5] Kirkpatrick S., Gelatt C. D. and Vecchi M. P., Optimization by Simulated Annealing, Science, Vol 220, Number 4598, pages 671-680, 1983.
- [6] Michalewicz, Z., Genetic Algorithm + Data Structures = Evolution Programs, Springer-Verlag, Berlin, 1996
- [7] Mijić A., M. Ivetić i D. Prodanović, Modeliranje vodovodnih sistema – optimizacija parametara modela primenom PEST metode, Vodoprivreda, Vol. 36, No. 211-212., 2004
- [8] Opricovic S. and Tzeng G., Multicriteria Scheduling In Civil Engineering: An Application Of Genetic Algorithm, Proceedings of the 9th International Conference on Computing in Civil and Building Engineering, April 3-5, Taipei, Taiwan, 2002
- [9] Opricovic S., Višekriterijumska optimizacija, Građevinski fakultet, Beograd, 1998
- [10] Opricović S., Optimizacija sistema, Nauka i Gradjevinski fakultet, Beograd, 1992.
- [11] Ormsbee, L. E., and Lingireddy, S., Calibrating Hydraulic Network Models, Journal of the American Water Works Association, 89(2), 44., 1997
- [12] Prodanović D. i grupa autora, Racionalizacija potrošnje vode u vodovodnim sistemima, Naučni projekat u okviru Nacionalnog programa za vode, br. projekta: NPV 35, finansiran od strane Ministarstva nauke i životne sredine, 2005-2007
- [13] Rossman L., EpaNet Programers Toolkit, U.S. Environmental Protection Agency, Cincinnati, Ohio, 1999
- [14] Rossman L., EPANET 2, Manual, Water Supply and Water Resources Division National Risk Management Research Laboratory, Cincinnati, OH 45268, 1999
- [15] Walski T.M., Chase D.V., Savić D., Grayman W., Beckwith S., Koelle E., Advanced Water Distribution Modeling and Management, Haested Methods, USA, 2003
- [16] Wall M., Galib: A C++ Library of Genetic Algorithm Components, MIT, USA, 1996

## WATER DISTRIBUTION SYSTEM MODEL CALIBRATION USING GENETIC ALGORITHM

by

Nemanja BRANISAVLJEVIĆ and Dušan PRODANOVIC  
Faculty of Civil Engineering, Belgrade

### Summary

Model calibration is an important step in the modelling of water distribution systems. Since calibration is a process of adjusting model parameters so that model results fit best the measured data, it becomes a complex task if there are great many model parameters and respective measured data. This paper presents the

calibration of the water distribution model for the city of Becej, based on the optimisation method called «genetic algorithms (GA)».

Key words: Genetic algorithms, water distribution network model calibration

Redigovano 22.12.2008.