

INSTITUT ZA ŠUMARSTVO • INSTITUTE OF FORESTRY • BEOGRAD

ZBORNİK RADOVA

COLLECTION
TOM 44-45

Yu ISSN 0351-9147



BEOGRAD
2001.

INSTITUT ZA ŠUMARSTVO • INSTITUTE OF FORESTRY • BEOGRAD

ZBORNİK RADOVA

COLLECTION
TOM 44-45

Yu ISSN 0351-9147



BEOGRAD
2001.

INSTITUT ZA ŠUMARSTVO – BEOGRAD

Za izdavača:

Dr Zoran Tomović

•

Redakcioni odbor:

Dr CVETKO IVANOVSKI (BJR Makedonija)

Dr MILOŠ KOPRIVICA, Beograd

Dr RADOVAN MAROVIĆ, Beograd

Dr DANICA MINIĆ, Beograd

Dr NAUM PETKOV, Vraca (Bugarska)

Dr SLOBODAN ŠMIT, Beograd

Mr MILUN TOPALOVIC, Beograd

•

Glavni i odgovorni urednik

Mr MILUN TOPALOVIC, Beograd

•

Urednik-lektor

MILUTIN VUJOVIĆ, novinar

•

Prevod na engleski:

Mr ANA TONIĆ

•

Svi radovi su recenzirani

•

Unos, priprema i računarski slog:

BOJANA SAVIĆ

•

Tiraž:

300 primeraka

•

Štampa: "Želnid", Beograd, Nemanjina 6

SARDŽAJ • CONTENTS

Srđan Bojović, Phillipe Heizmann, Marcel Barbero

DNK PLIMORFIZAM POPULACIJE CRNOG JASENA

(*Fraxinus ornus* L.) • DNK polymorphism of manna ash.....1

*Boro P. Pavlović, Nevenka Pavlović, Dragana Stojičić,
Božica Stević, Dušanka Kukobat*

REALIZACIJA BIOTIČKOG POTENCIJALA SVILENE BUBE PRI ISHRANI LISTOM DUDA IZ ZAGAĐENIH PODRUČJA

• Realization of biotic potential of silkworm feeding on mulberry leaves
in polluted regions.....7

Miloš Koprivica, Vera Lavadinović, Nenad Marković

TABLICE ZA PROCENU ZAPREMINE STABALA DUGLAZIJE MALIH DIMENZIJA • Tables for volume estimation of Douglas-fir small-size trees.....15

Zoran Miletić, Milun Topalović, Čedomir Burlica

HIDROLOŠKE KARAKTERISTIKE SERPENTINITSKIH ZEMLJIŠTA I NJIHOVA ERODIBILNOST • Hydrological characteristics of serpentinite soils and their erodibility.....21

Pero Radonja

EFIKASNI POSTUPCI IZRAVNAVANJA VISINSKE KRIVE PRIMENOM METODA VEŠTAČKE INTELIGENCIJE • Eficiency procedure of height curve fitting using artificial intelligence method.....37

Ljubinko Rakonjac

UTICAJ TEHNOLOŠKIH POSTUPAKA POŠUMLJAVANJA I STANIŠNIH USLOVA NA RAZVOJ ŠUMSKIH KULTURA CRNOG I BELOG BORA NA PEŠTERSKOJ VISORAVNI • Effect of technological methods of afforestation and site factors on the development of forest plantanitions of Austria pine and Scots pine on Pešterska visoravan51

Slavica Radojičić

UTICAJ EKSPOZICIJE I NAGIBA TERENA NA STEPEN UGROŽENOSTI KULTURA CRNOG BORA (*Pinus nigra* Arn.) NA SUVOBORU • Effect of exposure and slope on the degree of endangerness of Austrian pine (*Pinus nigra* Arn.) plantations on Suvobor65

Vesna Golubović-Ćurguz

- NEKI ASPEKTI GLJIVE *Ophiostoma piceae* - IZAZIVAČA VASKULARNE MIKOZE *Quercus petraea* L. • Some aspects of the fungus *Ophiostoma piceae* - agent of *Quercus petraea* L. vascular mycosis79

Milorad Veselinović

- ZNAČAJ POZNAVANJA MORFOLOŠKIH PROMENA U TOKU RAZVOJA AHENIJA - "SEMENA" BELE LIPE (*Tilia tomentosa* Moench.) ZA ODREĐIVANJE VREMENA BRANJA I SETVE • The importance of recognizing the morphological changes during the development ahenia seed of white linden (*Tilia tomentosa* Moench) for the term determination of its picking and planting87

Radovan Nevenić

- GIS KAO ORUĐE U PRISTUPU EKOLOŠKOG PLANIRANJA • GIS as a tool in ecological planning approach99

Radovan Nevenić

- PLANERSKI PRISTUP USTANOVLJAVANJA PROSTORNIH KONFLIKTNIH SITUACIJA - EKOLOŠKI I PROSTORI MODELI • Identification of open space conflict situation, ecological and open models an planning approach105

Slavko Vlatković, Ljiljana Brašanac

- PRIRODNA HRANA ŠUMSKIH PODRUČJA I ISHRANA SPORTISTA • Natural food from forest areas and sports nutrition.....117

Mara Tabaković-Tošić

- CYNIPIDAE I CECIDOMYDAE U KITNJAKOVIM ŠUMAMA VELIKOG VLAHA I BUKOVIKA • Cynupidae and cecidomydae in sessile oak forests of Veliki Vlah and Bukovik129

UDK 630.522

Originalan naučni rad

EFIKASNI POSTUPCI IZRAVNAVANJA VISINSKE KRIVE PRIMENOM METODA VEŠTAČKE INTELIGENCIJE

Pero J. Radonja

I z v o d: U radu je prikazana primena različitih algoritama baziranih na metodama veštačke inteligencije, kod postupka izravnavanja visinske krive. Posmatrane su linearne neuronske mreže, zatim nelinearne mreže sa propagacijom unazad kao i neuronske mreže sa radijalnim neuronima. Posebno je analizirana efikasnost adaptivnog fazi algoritma Sugeno tipa.

K l j u č n e r e č i: veštačka inteligencija, linearne neuronske mreže, Levenberg-Marquardtov algoritam, mreže bazirane na radijalnim funkcijama, fazi sistemi, izravnavanje.

EFICIENCI PROCEDURE OF HEIGHT CURVE FITTING USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHOD

A b s t r a c t: In this paper application of different algorithms based on the artificial intelligence methods in process of height curve fitting is shown. The linear neural networks, the nonlinear back-propagation learning networks and radial-basis function networks are considered. The efficiency of the adaptive Sugeno fuzzy algorithm is analysed also.

Key words: artificial intelligence, linear neural networks, Levenberg-Marquardt algorithm, radial-basis function networks, fuzzy systems, fitting.

1. UVOD

Određivanje drvene mase odnosno zapremine sastojine predstavlja čest zadatak koji se postavlja kod eksploatacije drveta u šumarstvu. Mnoge poznate metode za izračunavanje zapremine baziraju na srednjoj visini sastojine, Lorajeva formula itd. a s druge strane poznato je da je za izračunavanje srednje visine potrebno raspolagati sa visinskom krivom (M i r k o v i ć, 1972).

Visinska kriva pokazuje zavisnost visine stabala sastojine od njihovih prečnika odnosno od debljinskih stepena. Debljinski stepeni omogućavaju grupisanje izmerenih debljina odnosno prečnika stabala radi lakše obrade izmerenih podataka. U našem slučaju debljinski stepeni su veličine 5 cm, pa npr. debljinski stepen od 32,5 cm obuhvata sve prečnike stabala od 30 do 35 cm. Praktično se visinska kriva dobija izravnavanjem podataka koji su dobijeni tako što su prvo izračunate aritmetičke sredine izmerenih visina stabala po pojedinim debljinskim stepenima a zatim predstavljeni u funkciji debljinskih stepena.

Sam postupak izravnavanja može se izvršiti grafički ili analitički koristeći poznate aproksimacije, aproksimacija parabolom, logaritamskom funkcijom, eksponencijalnom funkcijom itd. Poznato je da postoji relativno veliki broj klasičnih postupaka za izravnavanje izmerenih podataka odnosno za dobijanje visinske krive. Različiti autori polazili su od različitih funkcija približno sličnih oblika koristeći dva ili eventualno tri parametara. Međutim, biološki proces rasta stabala je složen proces zavistan od velikog broja linearnih i nelinearnih parametara kao što su kvalitet zemljišta, nadmorska visina, osunčanost, vlažnost, nagib, prosečna godišnja temperatura itd. Očigledno je da se takav proces ne može dovoljno tačno predstaviti npr. eksponencijalnom funkcijom sa samo 2 parametra. S druge strane algoritmi na bazi metoda veštačke inteligencije mogu predstaviti i vrlo složene zakonitosti ako se uzmu dovoljno velike dimenzije odgovarajućih vektora i matrica koje predstavljaju linearne odnosno nelinearne koeficijente. Posmatrano iz tog aspekta visinska kriva dobijena pomoću metoda veštačke inteligencije manje odstupa od neke stvarne, najverovatnije visinske krive.

2. KLASIČNI POSTUPCI IZRAVNAVANJA VISINSKE KRIVE

Postoji veći broj funkcija koje se mogu iskoristiti za aproksimaciju visinske krive odnosno za izravnavanje podataka dobijenih merenjem. Najjednostavnija funkcija je parabola odnosno polinom drugog reda, zatim logaritamska funkcija, eksponencijalna funkcija itd. Jedna specifičnost koja se javlja kod izravnavanja visinske krive je činjenica da srednje vrednosti izmerenih veličina po pojedinim debljinskim stepenima nisu izračunate na osnovu istog broja podataka. Zato ukupna suma kvadratnih odstupanja izravnate krive od izmerenih srednjih

vrednosti zavisi ne samo od veličina pojedinih grešaka već i od njihovog rasporeda po debljinskim stepenima. Drugim rečima, jasno je da izravnata kriva mora prolaziti što je moguće bliže podataka koji su izračunati na osnovu najvećeg broja merenja.

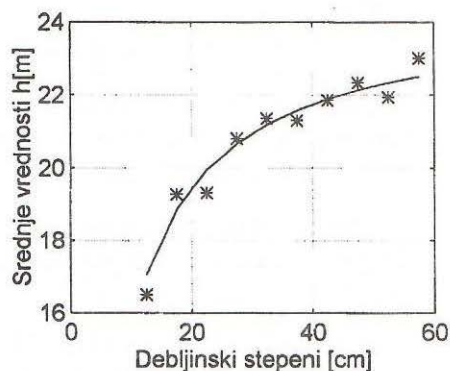
Merenja koja su obavljena na skupu od 482 stabala jove sa lokacije Deliblatski pesak (Mirković, 1972) predstavljena su u tabeli T_0 . Vidi se da se podaci odnose na 10 sukcesivnih debljinskih stepena.

Srednje vrednosti izmerenih visina po pojedinim debljinskim stepenima označene su sa \bar{h}_i i predstavljene su u trećoj koloni pomenute tabele. Broj stabala po pojedinim debljinskim stepenima dat je kolonom n_i .

Pored vrednosti relativnih frekvencija p_i u poslednjoj koloni tabele T_0 date su i vrednosti kvadratnih korena relativnih frekvencija zato što se posle množenja grešaka sa tim vrednostima dobija realan uticaj pojedinih grešaka. Zaista, kvadrat odstupanja se množi sa relativnom frekvencijom, pa ako se želi vizuelno predstaviti uticaj svake pojedinačne greške najbolje je greške pomnožiti sa kvadratnim korenom relativnih frekvencija. Na taj način dobiće se težinska (ponderisana) greška izravnavanja.

Tabela T_0 . - Sastojina jove (Deliblatski pesak)

T_0	d_i [cm]	\bar{h}_i [m]	n_i	$p_i = n_i/482$	$\sqrt{p_i}$
1	12,5	16,60	2	0,0041	0,0644
2	17,5	19,32	19	0,0394	0,1985
3	22,5	19,36	49	0,1017	0,3188
4	27,5	20,84	104	0,2158	0,4645
5	32,5	21,32	125	0,2593	0,5093
6	37,5	21,39	103	0,2137	0,4623
7	42,5	21,85	38	0,0788	0,2808
8	47,5	22,50	25	0,0519	0,2277
9	52,5	22,05	15	0,0311	0,1764
10	57,5	23,00	2	0,0041	0,0644



Sl.1- Optimalna funkcija Mihajlova

Mihajlov (Mirković, 1972) je predložio da funkcija za aproksimaciju visinske krive ima oblik:

$$\hat{h}_i = ae^{-b/d_i} + 1.3 \quad (1)$$

pri čemu su sa a i b označeni koeficijenti koje treba optimizirati, a sa d_i debljinski stepeni.

Ako sa d_p označimo prsni prečnik osnovni uslovi koje treba da zadovolji visinska kriva mogu se dati u sledećem obliku:

- za $d_p = 0$ $h = 1,3$
- za $d_p = \infty$ $h = a + 1,3$ (asimptotska vrednost visina)
- za $d_p = m$ (apsisa prevojne tačke) $h'' = 0$.

Mi ćemo posmatrati aproksimaciju visinske krive samo od prevojne tačke do njene asimptotske vrednosti. U tom slučaju se radi o monotonij, konveksnoj funkciji prema pozitivnom smeru y ose koja nema singularitete ni stacionarne tačke u posmatranoj oblasti.

Parametri a i b određuju se tako da minimizuju sumu kvadratnih odstupanja, odnosno kriterijum optimalnosti J .

$$J = \sum_{i=1}^m n_i (\bar{h}_i - \hat{h}_i)^2 \quad (2)$$

n_i označava, kao što smo već rekli, broj merenja u svakom posmatranom debljinskom stepenu, tj. obezbeđuje da se svaka greška uzima onoliko puta koliko se puta stvarno pojavljuje. Broj debljinskih stepena označen je sa m i u našem slučaju je očigledno $m = 10$, a \hat{h}_i predstavlja izravnatu visinu u posmatranom debljinskom stepenu. Na osnovu podataka iz tabele T_0 funkcija koja aproksimira visinsku krivu bazirana na postupaku Mihajlova (Mirković, 1972) dobija oblik:

$$\hat{h}_i = 23.01e^{-4.74/d_i} + 1.3 \quad (3)$$

Ova funkcija za 10 diskretnih vrednosti d_i predstavljena je na sl. 1 izlomljenom linijom dok su srednje vrednosti izmerenih visina \bar{h}_i iz tabele T_0 na istoj slici obeležene zvezdicama.

Srednje odstupanje iznosi 27,02 cm tako da u ovom slučaju kao i u mnogim drugim slučajevima u praksi postupak Mihajlova obezbeđuje zadovoljavajuću tačnost.

Henriksen (Mirković, 1972) je predložio da se visinska kriva aproksimira logaritamskom funkcijom odnosno predložio je da se iskoristi funkcija:

$$\hat{h}_i = a_0 + b_0 \log d_i \quad (4)$$

Ovaj pristup je pogodan kada se problem želi da reši grafičkim putem. Zaista, funkcija (4) predstavljena u polulogaritamskoj ravni, tj. kada su na x osu nanešeni logaritami prečnika (debljinskih stepena), je prava linija sa konstantnim članom a_0 i koeficijentom pravca b_0 . To znači da u polulogaritamskom koordinatnom sistemu, sl. 2, između tačaka dobijenih merenjem treba povući pravu liniju što je svakako najjednostavnije. Međutim, srednje odstupanje od optimiziranog položaja prave linije je znatno veće nego u slučaju postupka Mihajlova.

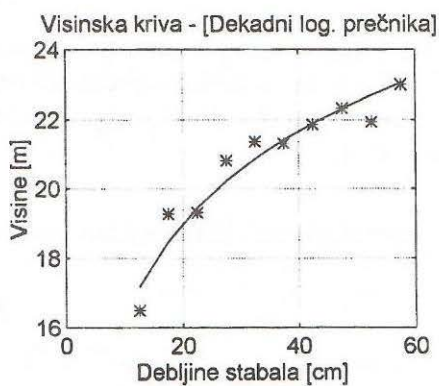
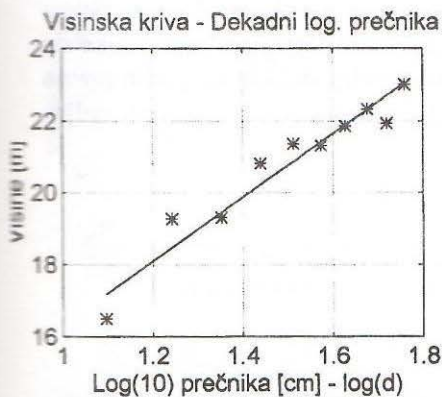
Henriksenov postupak je podoptimalan jer se ne može egzaktno uzeti u obzir broj merenja u pojedinim debljinskim stepenima.

Od drugih klasičnih postupaka koji su, takođe, kratko opisani u (Mirković, 1972) i dostupni preko Programa KOR (Vasiljević, 1991) pomenućemo: postupak Terezaki-Mihajlova sa srednjim odstupanjem odnosno standardnom greškom procene koja u našem slučaju iznosi 27,08 cm, postupak Levakovića sa greškom 27,03, postupak Stamenkovića sa greškom 30,00, zatim postupak Todorović-Stamenković 32,15 i Kadijevića sa 38,69 cm.

3. PRIMENA LINEARNIH NEURONSKIH MREŽA

3.1. Henriksenov postupak izravnavanja visinske krive

Izravnavanje visinske krive je generalno u domenu nelinearnih neuronskih mreža, NNM. Henriksenov metod izravnavanja visinske krive (Radonja, Koprivica, 1999a) i ako bazira na logaritamskoj funkciji u prvom koraku svodi se na određivanje prave odnosno niza tačaka koje leže na pravoj i koje minimizuju zbir kvadratnih odstupanja od izmerenih podataka. Ova činjenica omogućuje da se kod Henriksenovog postupka izravnavanja visinske krive iskoriste linearne neuronske mreže, LNM (Radonja, Koprivica, 1999a; Neural Network Toolbox, 1994).



Sl. 2.- Izmerene h i rezultat primene LNM

Sl. 3.- Rezultat izravnavanja

Na sl. 2 predstavljene su sa * srednje vrednosti izmerenih visina \bar{h}_i , iz tabele T_0 , pri čemu su na x osi nanešene vrednosti dekadnog logaritma odgovarajućih debljinskih stepena. Inicijalizacija mreže izvršena je pomoću ulaznih podataka \bar{h}_i i $\log d_i$ a dobijene vrednosti matrica težinskih koeficijenta w i vektora predvrednosti b_0 predstavljaju početne vrednosti za obuku linearnog sloja neuronske mreže po Widrow-Hoff pravilu (Neural Network Toolbox, 1994).

Predstavljena prava linija na sl. 2 dobijena je pomoću linearne neuronske mreže posle 400 iteracija. Izlaz linearne neuronske mreže posle završene obuke predstavljen u linearnoj razmeri tj. dobijena visinska kriva, prikazan je na sl. 3.

Tačnost izravnavanja visinske krive određena je veličinom srednjeg odstupanja. Srednje odstupanje odnosno standardna greška procene je očigledno

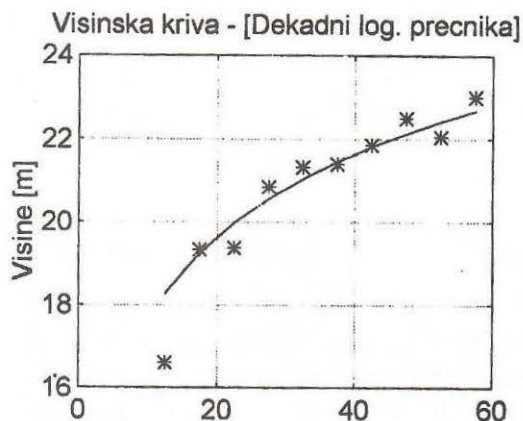
$$s_h = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \delta_i^2}{N}} \quad (5)$$

pri čemu je δ_i razlika između izmerenih \bar{h}_i i izravnatih visina \hat{h}_i a N ukupan broj izmerenih visina. Međutim, mi ne raspolažemo podacima o svim izmerenim visinama već samo srednjim vrednostima visina u pojedinim debljinskim stepenima. Navedena formula u našem slučaju postaje

$$s_h = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{10} n_i (\bar{h}_i - \hat{h}_i)^2}{482}} \quad (6)$$

Veličina standardna greška procene u posmatranom slučaju iznosi 39,17cm.

Ovako velika standardna greška mogla se očekivati na osnovu slika 2 i 3 na kojima se vidi da je optimizirana prava linija udaljena od 4-te i 5-te tačke koje se odnose na veliki broj merenja, 104 i 125 merenja respektivno. Ako se usvoji veća ciljna greška, $e_g=4$ umesto 1,5 i inicijalizacija izvrši sa podacima tako da optimizirana prava linija prolazi bliže pomenutih tačaka, dobiće se znatno manja ponderisana greška 31,81 cm, međutim oblik aproksimacije nije zadovoljavajući, sl. 4.

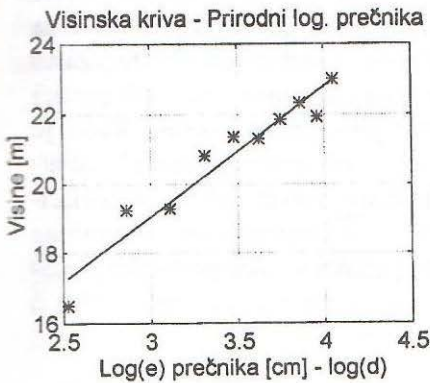


Sl. 4.- Rezultat izravnavanja u slučaju veće ciljne greške

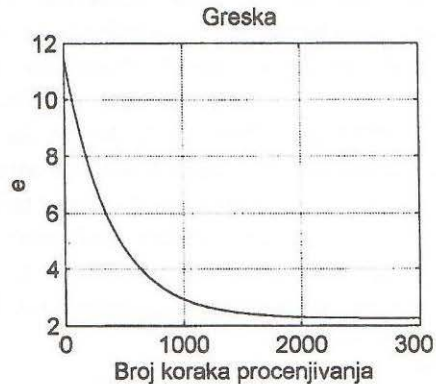
Moglo se očekivati da će ova metoda koja je u suštini iz klase podoptimalnih metoda dati veće srednje odstupanje od nekog optimalnog postupka. Kod optimalnih postupaka od samog početka uzima se u obzir uticaj pojedine greške, tj. broj merenja kod pojedinog debljinskog stepena kao kod npr. metode Mihajlova. Kod podoptimalnog postupka varijacijom nekih parametra kao npr. broja iteracija i veličine ciljne greške dobija se veći broj visinskih krivih i tek posle množenja sa težinskom funkcijom odnosno sa vrednostima relativnih frekvencija odabiramo onu koja ima minimalnu sumu srednje kvadratnih grešaka, odnosno minimalno odstupanje. Primena podoptimalnih postupaka u našem slučaju je opravdano jer kao što će kasnije biti pokazano daju bolje rezultate od klasičnih postupaka.

3.2 Primena prirodnog logaritma i logaritma za osnovu 2

U cilju potpunog sagledavanja mogućnosti Henriksenovog postupka analizirano je korišćenje prirodnog logaritma kao i logaritma za osnovu 2. Na sl. 5 prikazani su podaci dobijeni merenjem, podaci obeleženi sa * i prava dobijena primenom linearne neuronske mreže u slučaju kada se kao ulazni podaci koriste prirodni logaritmi debljinskih stepena.



Sl. 5.- Rezultat primene LNM



Sl. 6.- Trajanje postupka podešavanja

Visinska kriva ima oblik koji je vrlo sličan već prikazanoj na sl. 3. Veličina srednje greške odnosno odstupanja iznosi 38,47 cm. Broj potrebnih iteracija u ovom slučaju iznosi 2000, kao što je prikazano na sl. 6. Ukoliko opet usvojimo veću ciljnu grešku dobićemo manju ponderisanu grešku 31,78 cm i aproksimaciju sličnu već prikazanoj na sl. 4.

Ako se kao ulazni podaci iskoriste vrednosti logaritma debljinskih stepena za osnovu 2, dobiće se posle postupka optimizacije visinska kriva koja ima

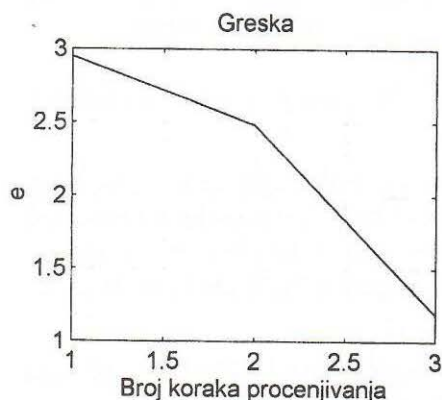
praktično isti oblik kao što je već prikazano na sl. 3, a broj potrebnih iteracija sada iznosi čak 4000. Veličina srednjeg odstupanja je 39,56 cm, a posle usvajanja veće ciljne greške 31,82 cm.

4. PRIMENA NELINEARNIH NEURONSKIH MREŽA

4.1 Primena neuronskih mreža baziranih na radijalnim neuronima

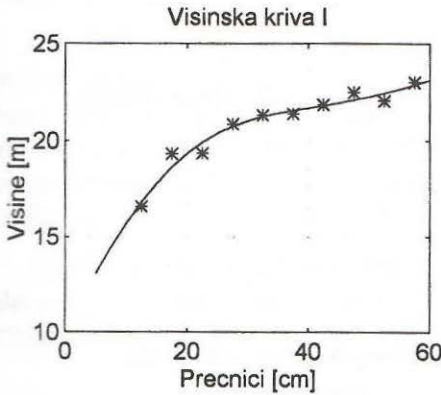
Da bi ilustrovali primenu nelinearnih neuronskih mreža, NNM, u postupku aproksimacije visinske krive posmatračemo prvo jednu dvoslojnu nelinearnu neuronsku mrežu (Haykin, 1994; Radonja, Koprivica, 1999b). U prvom sloju nalaze se neuroni sa radijalnom prenosnom funkcijom a u drugom linearni neuroni. Linearni sloj je ustvari izlazni sloj neuronske mreže. Najvažniji parametri kod definisanja ovakve neuronske mreže, NM, (Neural Network Toolbox, 1994) su: maksimalan broj neurona, veličina ciljne greške odnosno veličina sume kvadratnih grešaka kao i konstanta širenja radijalnog neurona, odnosno prenosna funkcija radijalnog neurona.

Pomenuti najvažniji parametri su elementi vektora DP (Design parameters) koji u stvari grubo definiše neuronsku mrežu. Kod postupka pronalaženja odnosno definisanja konkretne, neuronske mreže koristi se pored vektora DP i vektor ulaznih podataka kao i podaci ciljnog vektora. Parametri vektora DP biraju se na početku postupka, međutim često se moraju ponovo definisati. Razlog za to može biti što se sa npr. usvojenim maksimalnim brojem neurona ne može postići da greška podešavanja bude manja od postavljene ciljne greške. Kada je pronađena odgovarajuća mreža, tj. mreža koja obezbeđuje manju sumu kvadratnih grešaka od unapred postavljene tada su definisane matrice težinskih koeficijenata w_1 i w_2 kao i vektori predvrednosti b_1 i b_2 za sloj sa radijalnim neuronima i za linearni sloj. Vrednosti sume kvadratnih grešaka u toku postupka podešavanja (obučavanja) prikazane su na sl. 7 (Radonja, Koprivica, 1999b).



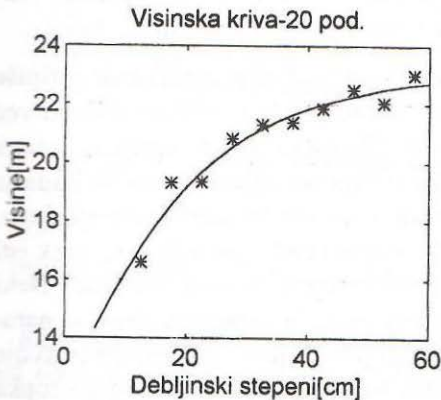
Sl. 7.- Greška obučavanja

Ako uzmemo da najvažniji parametri koji definišu mrežu imaju vrednosti, 12, 2 i 44 respektivno dobićemo izravnatu visinsku krivu kao što je pokazano na sl. 8.



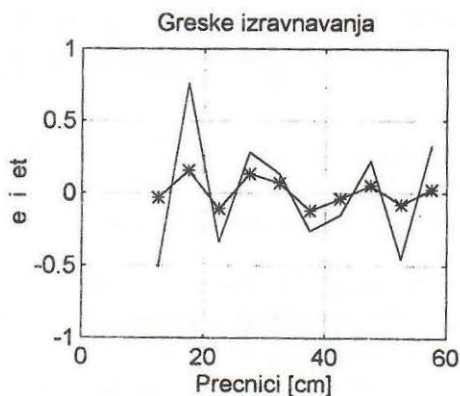
Sl. 8.- *Primena NM sa radijalnim neuronima*

Dobijena kriva nema zadovoljavajući oblik jer za velike vrednosti debljinskih stepena umesto asimptotskog oblika pokazuje čak porast visina. Međutim, ako iskoristimo dve paralelne neuronske mreže sa opštim težinskim koeficijentima 0,75 i 0,25, ciljnim greškama 2,0 i 3,0 i sa konstantama širenja radijalnih neurona 44 i 66 respektivno, dobićemo mnogo bolji rezultat, sl. 9. Sada je srednje odstupanje odnosno standardna greška procene samo 27,01 cm.



Sl. 9.- *Dve paralelne neuronske mreže*

Na sl. 10 prikazana je punom izlomljenom linijom greška izravnavanja, odnosno odstupanje dobijene visinske krive od izmerenih vrednosti. Zvezdicama je obeležena težinska (ponderisana) greška izravnavanja dobijena posle množenja greške izravnavanja sa težinskom funkcijom. Težinska funkcija predstavljena je šestom kolonom tabele T_0 i kao što se vidi predstavljaju je kvadratni koreni relativnih frekvencija za pojedine debljinske stepene.



Sl.10.– Greške izravnavanja

4.2 Neuronske mreže bazirane na Levenberg-Marquardt-ovom algoritmu

Efikasnost korišćenja neuronskih mreža baziranih na Levenberg-Marquardt-ovom algoritmu (*Neural Network Toolbox*, 1994) ilustrovaćemo primerom koji bazira na troslojnoj neuronskoj mreži. Posmatraćemo mrežu kod koje je postupak obuke odvojen od postupka aproksimacije, odnosno mrežu sa supervizorom (Haykin, 1994). Kod postupka inicijalizacije mreže, na osnovu vektora ulaznih podataka, ciljnog vektora, vrste prenosnih funkcija prvog, skrivenog i izlaznog sloja i broja neurona S1, S2, S3 određuju se vrednosti matrica težinskih koeficijenata w_1 , w_2 , w_3 kao i vektora predvrednosti b_1 , b_2 i b_3 .

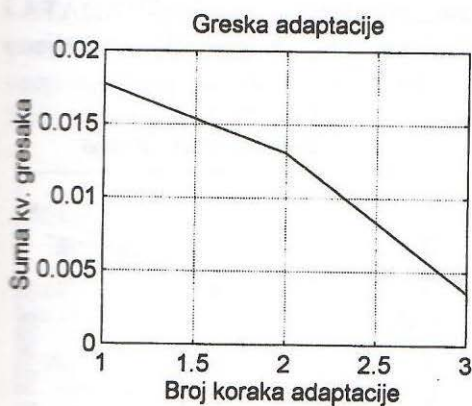
Kod obuke mreže koristi se, vektor TP (*Training Parameters*) koji definiše veličinu ciljne greške e_g i maksimalan broj iteracija kao i veličine koje su već korišćene kod postupka inicijalizacije mreže. Obuka (trening) mreže se smatra završenom kada je suma kvadrata grešaka manja od ciljne greške ili kada je dostignut maksimalan broj iteracija. Međutim, i ako obuka mreže ne traje dugo, posmatran algoritam je uže posmatrano vrlo konvergentan, ne dobija se uvek isti rezultat za iste ulazne podatke tj. algoritam ne konvergira istoj vrednosti. Neki put se dobija vrlo loša aproksimacija npr. prava linija ili stepenasta kriva sa naravno velikom greškom odstupanja. Jasno je da ponavljanje procedure sa svoje strane produžava sam postupak izravnavanja. Konvergentnost čitavog postupka se može poboljšati ako se obučavanje mreže podeli u dve etape. U prvoj etapi ciljna greška bi bila znatno veća od željene, što bi omogućilo veći korak podešavanja, i na taj način bi se izbeglo grubo lutanje algoritma. U drugoj etapi obuka mreže bi se vršila prema željenoj, odnosno potrebnoj, veličini ciljne greške.

Da bi se izbeglo talasanje “*overfitting*” broj skrivenih neurona ne sme biti suviše veliki. U posmatranom slučaju najbolji rezultati se dobijaju kada se

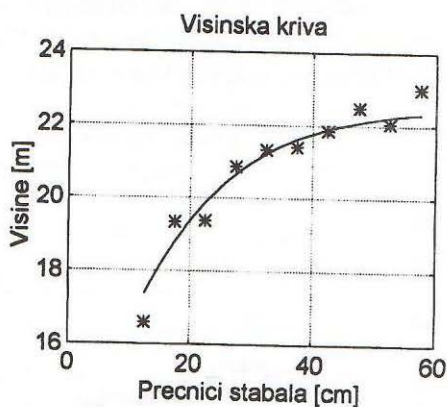
koriste tri TANSIG neurona, po jedan za svaki sloj u slučaju korišćenja troslojne neuronske mreže. (U slučaju korišćenja dvoslojne neuronske mreže najbolji rezultati se dobijaju ako se u skrivenom sloju nalazi 3 TANSIG neurona i jedan PURELIN neuron u izlaznom sloju.)

Primenom troslojne NM na bazi Levenberg-Marquardt-ovog algoritama minimalna greška se postiže sa samo nekoliko iteracija, sl. 11. Isto tako Levenberg-Marquardt-ov algoritam obezbeđuje i najbolje rezultate izravnavanja što je vidljivo i sa sl. 12. Najbolji rezultat odnosno najmanja srednja greška u slučaju primene troslojne NM sa po jednim TANSIG neuronom u svakom sloju iznosi 26,88cm.

Greška izravnavanja kao i težinska (ponderisana) greška izravnavanja, imaju sličane oblike kakvi su već prikazani na sl. 10 (Radonja, Koprivica, 1999b).



Sl. 11.- Greška podešavanja



Sl. 12.- Visinska kriva

5. PRIMENA ADAPTIVNE MREŽE FAZI SISTEMA ZAKLJUČIVANJA

Razvijeni algoritam za aproksimaciju visinske krive na bazi adaptivne mreže fazi sistema zaključivanja koristi više podprograma zasnovanih na fazi logici.

Osnovni podprogram (rutina) je ANFIS koji služi za obuku (training) mreže fazi sistema zaključivanja Sugeno tipa (Fuzzy Logic Toolbox, 1995). ANFIS (*Adaptive Network Fuzzy Inference System*) koristi metod najmanje kvadratne greške i metod opadajućeg gradijenta sa propagacijom unazad za identifikaciju linearnih i nelinearnih parametara mreže.

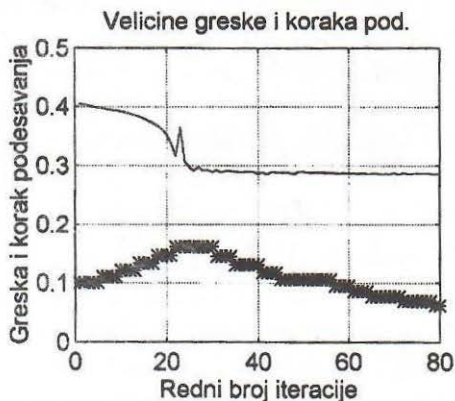
ANFIS koristi matricu sa podacima za obuku (TRNDATA) pri čemu prva kolona matrice predstavljaju ulazne podatke a druga, zadnja kolona, izlazne

podatke. Pored toga koristi i ulaznu matricu INFISMAT koja specificira strukturu i početne vrednosti parametara za podešavanje. Ona se može generisati direktno na osnovu matrice sa podacima za obuku koristeći program GENFIS1.

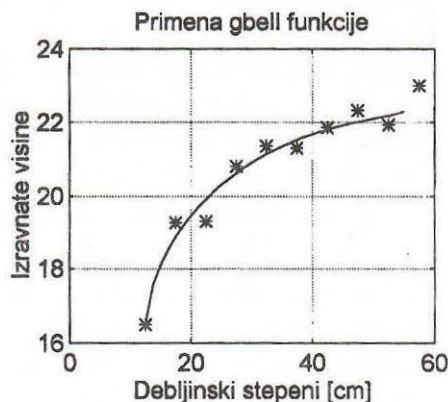
Veličine koje se specificiraju su:

- broj fazi funkcija;
- tip fazi funkcije;
- broj iteracija;
- veličina ciljne greške i
- veličina koraka podešavanja.

Proces podešavanja linearnih i nelinearnih parametara se završava kada se dostigne unapred zadat broj iteracija ili kada se postigne cilj, tj. zadata veličina srednje kvadratne greške, sl. 13. Izlazna matrica OUTFISMAT koja je dobijena pošto je ANFIS završio obuku mreže odgovara minimalnoj grešci podešavanja. Sada konačno, na osnovu ulaznih podataka, prva kolona matrice TRNDATA i matrice OUTFISMAT, koristeći EVALFIS podprogram, dobijamo željenu aproksimaciju visinske krive, sl. 14.

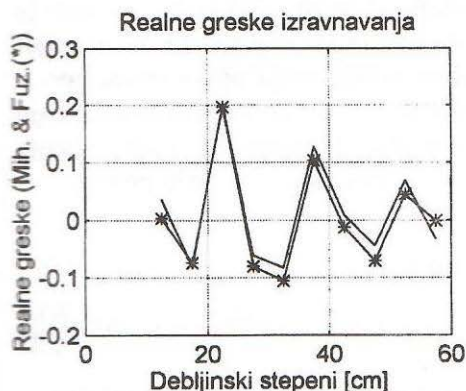


Sl. 13.- Veličine greške i koraka podešavanja



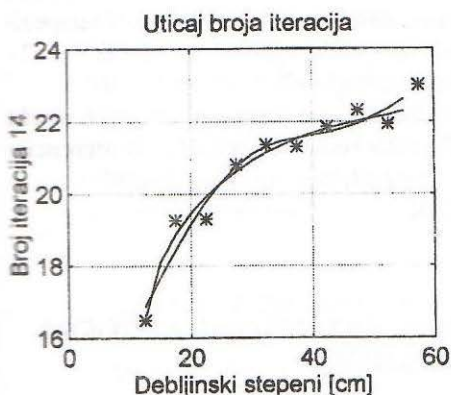
Sl. 14.- Dobijena aproksimacija visinske krive

Na sl. 15 izlomljenom linijom predstavljena je ponderisana greška izravnavanja u slučaju korišćenja postupka Mihajlova za aproksimaciju visinske krive. Na istoj slici takođe izlomljenom linijom, podaci obeleženi sa *, predstavljena je i ponderisana greška izravnavanja u slučaju primene fazi logike (R a d o n j a, K o p r i v i c a, 1998). Vidi se da funkcije greške u oba slučaja imaju vrlo sličan oblik što znači da su i same aproksimacije visinske krive vrlo sličnog oblika. Standardna geška procene u slučaju fazi logike iznosi 26,61cm a u slučaju postupka Mihajlova 27,02 cm odnosno 27,08 cm u slučaju postupka Terezaki-Mihajlova, kao što smo još ranije naveli.

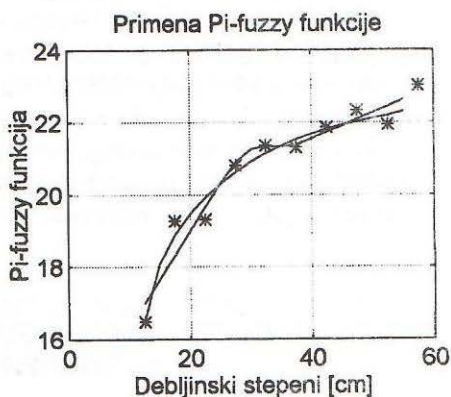


Sl. 15.– Greške izravnavanja u slučaju primene postupka Mihajlova i fazi logike

Na sledećim slikama biće prikazan uticaj nedovoljnog broja koraka procenjivanja kao i neadekvatno izabranog oblika fazi funkcije. Na sl. 16 prikazana je pored usvojene aproksimacije i aproksimacija visinske krive kada proces procenjivanja traje samo 14 koraka, odnosno iteracija. Na sl. 17 prikazan je rezultat kada se umesto *gbell* fazi funkcije koristi Pi oblikovana fazi funkcija.



Sl. 16.– Uticaj broja koraka procenjivanja



Sl. 17.– Uticaj oblika (tipa) fazi funkcije

6. ZAKLJUČAK

Podoptimalni postupci izravnavanja visinske krive na bazi Levenberg-Marquardt-ovog algoritma ili na bazi neuronskih mreža sa radijalnim neuronima, daju kao rezultate srednja odstupanja od 26,88 i 27,01 cm respektivno, koja su manja od veličina srednjih odstupanja dobijenih pomoću klasičnih optimalnih postupka. Prikazan algoritam za aproksimaciju visinske krive na bazi adaptivne

mreže fazi sistema zaključivanja daje srednje odstupanje od 26,61 cm koje je isto tako manje od najboljeg rezultata klasičnih postupaka aproksimacije. Metode na bazi veštačke inteligencije zbog većeg broja parametara, npr. u slučaju primene fazi logike koristi se 6 nelinearnih i 4 linearna parametra, daju fleksibilniji rezultat koji u principu upravo zbog mogućnosti predstavljanja složenije funkcionalne zavisnosti vernije opisuje posmatran biološki proces.

LITERATURA

- Fuzzy Logic Toolbox (1995), Version 1.0, 1-19-95, MATLAB for Windows 4.2c.1 .
- Haykin, S. (1994): Neural Networks: A Comprehensive Foundation, W: McMillan.
- Mirković, D. (1972): Dendrometrija. Zavod za udžbenike i nastavna sredstva, Srbija, Beograd.
- Neural Network Toolbox (1994), Version 2.0a, 06-Apr-94, MATLAB for Windows 4.2c.1
- Radonja, P., Koprivica, J.P. (1998): Fuzzy logic and Neural Networks in Suboptimal Fitting of Height Curve in Forestry. Symposium on advanced topics in electrical engineering, Bucharest, Romania, 4. decembre 1998 god.
- Radonja, J.P., Koprivica, J.M. (1999a): Primena linearnih neuronskih mreža kod Henriksonovog postupka izravnivanja visinske krive. Zbornik radova V simpozijuma o računarskim naukama i informacionim tehnologijama YU INFO'99, 22-26. marta, 1999 god., CDROM YU INFO '99, Kopaonik.
- Radonja, J.P., Koprivica, J.M. (1999b): Primena nelinearnih neuronskih mreža kod postupka izravnivanja visinske krive. Zbornik radova XLIII Konferencije ETRAN-a, 20-22. septembra, 1999god., sveska I, Zlatibor, str. 177-180.
- Vasiljević, A. (1991): Programski paket: KOR.

EFICIENCI PROCEDURE OF HEIGHT CURVE FITTING USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHOD

Pero J. Radonja

Summary

In this paper application of different structures of linear and nonlinear neural networks in problem of height curve fitting is shown. Improvement of efficiency of Henrikson method of height curve fitting using linear neural networks is considered. Applications of radial based neural networks and neural networks based on Levenberg-Marquardt algorithm with back propagation are analyzed. Efficiency of adaptive network fuzzy inference system in problem of height curve fitting is analysed, also.