

Primena CFD-a i veštačke inteligencije za predikciju sagorelosti i vremena zadržavanja čestica biomase u reaktoru

Application of CFD and Artificial Intelligence for Prediction of Biomass Particle Burnout and Residence Time in the Reactor

Mileta Žarković*, Vladimir Antonijević*, Aleksandar Milićević**, Srđan Belošević**

* Elektrotehnički fakultet, Univerzitet u Beogradu

** Laboratorija za termotehniku i energetiku, Institut za nuklearne nauke „Vinča” - Institut od nacionalnog značaja za Republiku Srbiju, Univerzitet u Beogradu

Rezime - U planiranju razvoja energetskog sektora sve veća pažnja se poklanja obnovljivim izvorima energije, kao što je biomasa. Proces (ko)sagorevanja biomase u ložištima kotlova je izuzetno kompleksan sa mnogo spregnutih parametara. Zbog toga se pristupa razvoju i primeni kompjuterske mehanike fluida i veštačke inteligencije, kao efikasnih alata za analizu fizičkih i hemijskih procesa koji se odvijaju tokom sagorevanja. U radu su predstavljeni primenjeni CFD kod i metodologija primene adaptivnih neuro-fazi sistema (ANFIS) iz oblasti mašinskog učenja za predviđanje stepena sagorelosti i vremena zadržavanja čestica biomase u reaktoru snage 150 kW. Razmatrani su test-slučajevi sagorevanja tri vrste sprasene biomase raznih prečnika i faktora oblika. Baza podataka sa vrednostima stepena sagorelosti i vremenima zadržavanja čestica dobijena je pomoću numeričkih simulacija upotrebom sopstvenog razvijenog kompjuterskog koda. Rezultati primene ANFIS-a na formiranoj bazi ukazuju na mogućnost pouzdane procene stepena sagorelosti čestica biomase i vremena njihovog zadržavanja na osnovu poznavanja vrste, prečnika i faktora oblika goriva koje se unosi u ložište. Prezentovani modeli predstavljaju dobru osnovu za implementaciju i primenu CFD-a i ANFIS modela na raznim termo-energetskim postrojenjima, u cilju procene efikasnosti sagorevanja goriva u ložištu.

Ključne reči – biomasa, CFD, ANFIS, reaktor

Abstract - In planning the development of the energy sector, increasing attention is paid to renewable energy sources, such as biomass. The process of (co)combustion of biomass in boiler furnaces is extremely complex with many coupled parameters. Because of that, the development and application of computational fluid mechanics and artificial intelligence are approached, as efficient tools for the analysis of physical and chemical processes that take place during combustion. The paper presents the applied CFD code and the methodology of application of adaptive neuro-fuzzy systems (ANFIS) in the field of machine learning for predicting the biomass particle burnout and residence time in a 150 kW reactor. Test cases for combustion of three types of pulverized biomass with different diameters and shape factors were considered. A database with the values of mass burnout and residence time of particles was

obtained by means of numerical simulations using the in-house developed computer code. The results of ANFIS application on the formed base indicate the possibility of a reliable assessment of mass burnout and residence time of particles, based on knowledge of the type, diameter and shape factors of the fuel introduced into the furnace. The presented models represent a good basis for the implementation and application of CFD and ANFIS models at various thermal energy plants, in order to assess the efficiency of fuel combustion in the furnace.

Index Terms – Energy, Biomass, CFD, ANFIS, Reactor

I UVOD

U planiranju razvoja energetskog sektora sve veća pažnja se poklanja obnovljivim izvorima energije, kao što je biomasa. Biomasa se smatra neutralnim gorivom sa stanovišta produkcije CO₂, zato što se njenim sagorevanjem emituje približno ista količina CO₂ u atmosferu koliko biomasa koristi prilikom svog rasta u procesu fotosinteze. Dakle, glavna motivacija za sagorevanje biomase je smanjenje emisije CO₂ kao takozvanog gasa staklene bašte, ali se može doprineti i redukciji emisija SO_x i NO_x, zavisno od sastava goriva. Takođe, kosagorevanje (istovremeno sagorevanje dva ili više goriva) uglja i biomase u velikim termoenergetskim postrojenjima predstavlja efikasnu i isplativu opciju koja doprinosi redukciji štetnih emisija i iskorišćenju biomase kao obnovljivog izvora energije [1,2].

Dvofazna višekomponentna turbulentna strujanja sa procesima sagorevanja goriva u ložištima su izuzetno složena, sa mnoštvom međusobno spregnutih uticaja. Složenost strujanja, kompleksnost postrojenja, nedostatak merne opreme i cena, često onemogućavaju, odnosno otežavaju eksperimentalna ispitivanja. Zbog toga se pristupa razvoju i primeni matematičkih modela baziranih na teorijskim razmatranjima fizičkih i hemijskih procesa, i empirijskim vrednostima dobijenim na osnovu eksperimentalnih ispitivanja.

Numeričke studije iz dostupne literature ukazuju na izuzetan značaj CFD-a u razmatranoj problematici, pri čemu se može zaključiti da većina autora u svojim simulacijama primenjuje komercijalne programe, dok razvoj modela i unapređenje

podmodela pojedinačnih procesa pri sagorevanju predstavljaju značajan istraživački izazov. Treba naglasiti da upravo rad na razvoju sopstvenog kompleksnog modela procesa predstavlja najbolji način za sticanje znanja i iskustva u oblasti modeliranja i numeričkih simulacija.

Primena mašinskog učenja u oblasti energetike je razmatrana u više radova [3-5], gde se mašinsko učenje koristi u različite svrhe, kao što su: predikcija proizvodnje i potrošnje energije, predikcija cene električne energije [3], zamena proračuna tokova snaga [4] i rada različitih vrsta relejne zaštite [5]. Fazi logika se koristi u različitim proračunima u energetici gde postoji određena neizvesnost i subjektivizam [6]. U radovima [7-9] su opisani svi osnovni koraci implementacije fazi logike: fazifikacija, formiranje baze pravila i defazifikacija. U veoma malom broju radova se koristi spoj veštačkih neuralnih mreža i fazi logike.

Adaptivni neuro-fazi sistemi do sada nisu korišćeni u cilju procene efikasnosti sagorevanja goriva u ložištu. U ovom radu ANFIS je primenjen kao spoj veštačkih neuralnih mreža i fazi logike u cilju dobijanja pravila između odabranih ulaza i stepena sagorelosti i vremena zadržavanja čestica biomase na izlazu iz reaktora. Na osnovu baze podataka dobijene primenom sopstvenog razvijenog CFD modela, fazifikacija ulaza i formiranje pravila je automatizovano odrađeno, a rezultati formiranih sistema se mogu sagledati kroz grafički prikaz u softverskom alatu MATLAB [10].

U drugom delu rada opisan je predmetni reaktor i definisane su razmatrane biomase. U trećoj sekciji rada ukratko je opisan sopstveno razvijeni CFD model. Četvrta sekcija rada sadrži osnove vezane za primenu ANFIS-a. Peta sekcija prikazuje primenu ANFIS-a kroz grafičke i numeričke rezultate. Na kraju rada dati su zaključci i mogućnosti za dalji rad i razvoj prikazane metodologije.

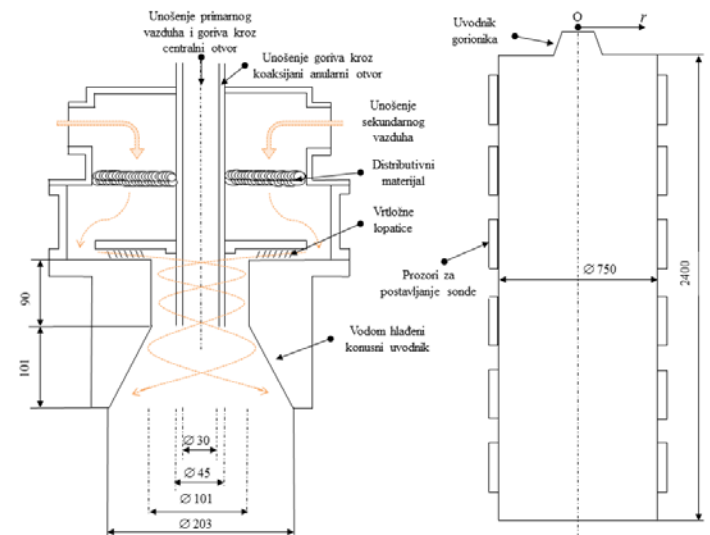
II PREDMETNI REAKTOR I RAZMATRANE BIOMASE

U predmetnom eksperimentalnom reaktoru (detaljno opisanog u [11]), snage 150 kW, visine 240 cm i unutrašnjeg prečnika 75 cm, moguće je nezavisno unositi dve vrste nepomešanih goriva (slika 1). Sastoji se od šest odvojenih sekcija složenih jedna na drugu, pri čemu svaka sekcija sadrži četiri prozora (12 x 30 cm) koji se otvaraju i omogućavaju pristup komori reaktora. Vrtložni gorionik se nalazi na vrhu ložišta, pri čemu uneta sprasena biomasa i vazduh struje naniže. Na ulazu u komoru nalazi se vodom hlađeni konusni difuzor sa uglom konusa od 30°.

Vrtložni gorionici su konstruisani tako da obezbede stabilnost plamena i da proizvedu kratak i intenzivan plamen u nastojanju da se smanji dimenzija ložišta i poveća stepen sagorelosti goriva. Oba ova cilja se ispunjavaju vrtloženjem sekundarnog vazduha pre ulaska u ložište. Recirkulacija vrelih produkata sagorevanja obezbeđuje stabilnost plamena, dok vrtložni sekundarni vazduh povećava mešanje goriva i vazduha, kreirajući intenzivan plamen.

Temperature primarne struje i čestica biomase iznose 310 K, dok je temperatura sekundarnog vazduha 600 K. Temperature zida reaktora i vodom hlađenog konusnog difuzora iznose 1273 K i 293 K. Razmatrana su 180 test-slučajeva pri sagorevanju tri vrste sprasene biomase: fine slame (*fine straw*), borovine (*pinewood*) i

namenski gajene trave (*switchgrass*), različitih prečnika (od 60 μm do 650 μm) i faktora oblika (od 0,5 do 0,95).



Slika 1. Poprečni presek gorionika i unutrašnjost ložišta

III CFD MODEL

Matematički model predstavlja skup diferencijalnih jednačina, početnih i graničnih uslova i pratećih algebarskih izraza, kojima se opisuju fizički i hemijski procesi od interesa, u ovom slučaju dvofazno reaktivno turbulentno strujanje gas-čestice. Prvi korak u procesu matematičkog modeliranja je pravilno sagledavanje fizikalnosti problema i njegovo uspešno opisivanje matematičkim sistemom jednačina.

U modelu se razmatra stacionarno turbulentno strujanje nestišljivog fluida. Proces u gasovitoj fazi su opisani po Eulerovom pristupu vremenski osrednjenim parcijalnim diferencijalnim jednačinama održanja mase, količine kretanja, energije, masenih udela pojedinačnih komponenta gasne faze, kinetičke energije turbulencije i njene disipacije ($k-\varepsilon$ model turbulencije). Kretanje disperzne (čvrste) faze (čestice sprasenog goriva, koksnog ostatka i pepela) je modelirano u Lagrangeovom polju. Uticaj čvrste faze na gasovitu uzet je u obzir preko posebnih izvornih članova (*Particle Source in Cell* metoda) u transportnim jednačinama za gas, dok je uticaj turbulencije fluida na čestice razmatran uvođenjem difuzione brzine čestice [11]. Modeliranje hemijskih reakcija čestica biomase obuhvata podmodele isparavanja vlage, oslobađanja i sagorevanja volatila, kao i sagorevanje koksnog ostatka. Za modeliranje devolatilizacije čestice koristi se empirijski *single kinetic rate model* potpomognut podmodelima za određivanje sastava i količine volatila. Homogena reakcija volatila kao i njihova brzina je kontrolisana kako hemijskom kinetikom sagorevanja, tako i turbulentnim mešanjem gasova [1]. Heterogene reakcije oksidacije koksnog ostatka razmatraju se u kombinovanom kinetičko-difuzionom režimu [2]. U usvojenom kompleksnom modelu sagorevanja, pretpostavljeno je da se promena mase čestica sprasenog goriva u vremenu odvija pri konstantnoj gustini čestica, a da se zapremina i prečnik čestica smanjuju (tzv.

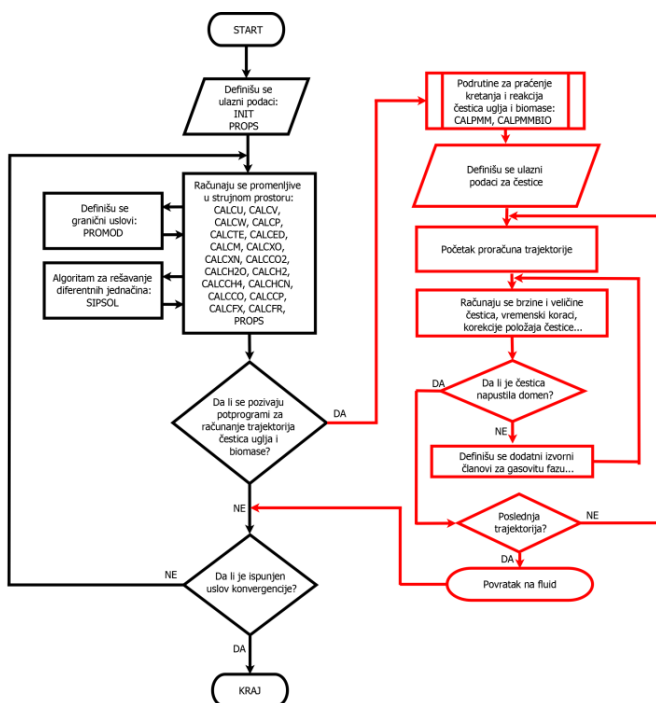
shrinking core model). Ukupna promena mase čestica u modelu sagorevanja se računa kao zbir gubitka mase čestica usled isparavanja vlage, devolatilizacije i sagorevanja koksnog ostatka. Kada se masa čestica smanji ispod određene granice tako da ostane samo pepeo, reakcije sagorevanja se završavaju.

Sve transportne jednačine turbulentnog strujanja, jednačine totalnih flukseva zračenja i jednačine koncentracije čestica se formalno mogu opisati generalnom diferencijalnom jednačinom za definisane proračunske ćvorove prostora:

$$\underbrace{\frac{\partial}{\partial t}(\rho\Phi)}_{\text{nestacionarni član}} + \underbrace{\frac{\partial}{\partial x_i}(\rho U\Phi)}_{\text{konvektivni član}} = \underbrace{\frac{\partial}{\partial x_i}\left(\Gamma_\Phi \frac{\partial \Phi}{\partial x_i}\right)}_{\text{difuzijski član}} + \underbrace{S_\Phi}_{\text{izvorni član}} \quad (1)$$

pri čemu Γ_Φ označava transportni koeficijent difuzije za opštu promenljivu Φ [12], a za stacionarni tok prvi član je jednak nuli.

Nakon formiranja matematičkog sistema jednačina pristupa se numeričkom rešavanju sistema parcijalnih diferencijalnih jednačina pomoću numeričkih metoda. Kontinualno strujno polje se na zadovoljavajući način aproksimira konačnim brojem kontrolnih zapremina, parcijalne diferencijalne jednačine se diskretizuju metodom kontrolnih zapremina, a dobijeni sistem linearnih algebarskih jednačina numerički rešava. Algebarske jednačine se rešavaju iterativno, a stabilizacija iteracionog postupka se izvodi tehnikom podrelaksacije. Za rešavanje problema strujanja fluida usvojen je izmešten raspored promenljivih za komponente brzine, koji obezbeđuje dobru povezanost polja brzine i pritiska. Za rešavanje sistema algebarskih linearnih diferencijalnih jednačina dobijenih metodom kontrolnih zapremina, korišćen je tzv. SIP algoritam. Pomoću SIMPLE algoritma implicitno se sprežu jednačine za količine kretanja i jednačina kontinuiteta preko jednačine za korekciju pritiska [12]. Programiranje je izvršeno primenom programskog jezika FORTRAN. Dijagram toka kompjuterskog programa prikazan je na slici 2.



Slika 2. Dijagram toka kompjuterskog programa [13]

Za CFD simulacije razmatranih slučajeva primenjene su tri strukturane uniformne numeričke mreže u dvodimenzionom reaktoru, koje se sastoje od 5080, 19656 i 77308 ćelija (gruba, srednja i fina mreža, redom). U okviru verifikacije numeričkog koda, stabilnost kompjuterskog programa i konvergencija numeričkih rešenja testirani su za uslov nezavisnosti rezultata od numeričke mreže. Na osnovu studije uticaja mreže, usvojena je numerička mreža od 19656 ćelija (252 x 78) koja je dovoljna da se postigne tačnost rešenja nezavisno od broja ćelija u mreži [14]. Programski kod se zaustavlja posle 5000 iteracija, ispunjavajući zadati kriterijum konvergencije.

Validacija modela prikazana je u radu [14]. Dobijena su sasvim zadovoljavajuća slaganja rezultata numeričkih simulacija sa referentnim merenjima u reaktoru, pogotovo s obzirom na kompleksnost analiziranih procesa i razmatranog modela. Za veličine za koje nije bilo referentnih eksperimentalnih podataka izvršena je parametarska analiza numeričkih rezultata i utvrđeno je da model daje fizički logične odgovore na promenu razmatranih parametara.

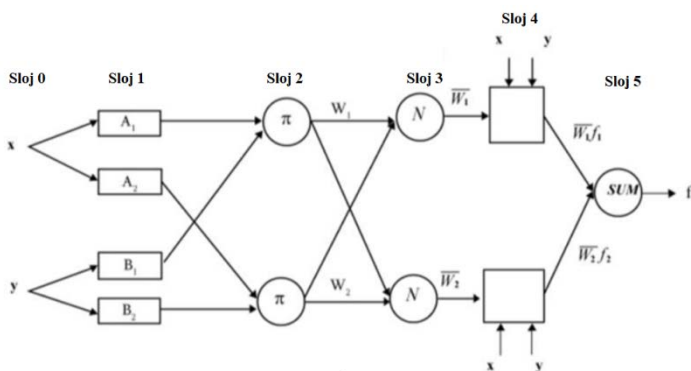
Na osnovu numeričkih simulacija formirana je baza od 180 test slučajeva, gde za potrebe mašinskog učenja ulazne vrednosti čine vrsta, prečnik i faktor oblika goriva (koji ulazi u izraze za kretanje i sagorevanje čestice [1, 14]), a izlazne stepen sagorelosti i vreme zadržavanja čestica biomase na izlazu iz reaktora. Treba istaći da su uočene nelinearne zavisnosti ulaznih i izlaznih vrednosti posledica u najvećoj meri vrtložnog strujanja u reaktoru.

IV ANFIS

Mašinsko učenje je metodologija koja omogućava računarima da uče bez eksplicitnog programiranja. Ono se zasniva na prepoznavanju obrazaca i teoriji računskog učenja, kao i korišćenju statistike u cilju učenja na osnovu prethodno dostupnih podataka, projektovanju i razvoju odgovarajućih algoritama. Osim što predstavlja spoj statistike, optimizacije i linearne algebre, oslanja se i na teoriju grafova, funkcionalnu analizu, ali i na druge matematičke oblasti. Algoritmi za mašinsko učenje spadaju u jednu od dve glavne kategorije: nadgledano (*Supervised Learning*) i nenadgledano učenje (*Unsupervised Learning*). Veštačke neuralne mreže, ANN, spadaju u grupu nadgledanog učenja gde je neophodno predznanje o tome kakvi rezultati modela treba da budu. ANN predstavljaju novu generaciju sistema za informaciono procesiranje koje pokazuje osobinu učenja i generalizacije na osnovu podataka kojima se obučavaju. Setovi podataka u bazi podataka je neophodno da imaju rezultat, tj. izlaznu vrednost za svaki ulazni set podataka. Teorija Fazi skupova (*Fuzzy Set Theory*) uvedena je sa osnovnim ciljem da se na matematički formalizovan način reprezentuje i modeluje neodređenost u lingvistici. Jedna od najvažnijih osobina teorije Fazi skupova jeste njena mogućnost da izrazi stepen neodređenosti i omogući aproksimativno rezonovanje koje se može formirati na bazi podataka i nastalog iskustva.

Neuralnim mrežama i Fazi sistemima zajednička je njihova mogućnost upravljanja nelinearnim, dinamičkim sistemima za koje ne postoji odgovarajući matematički model. Nedostatak neuralnih mreža je to što nije jasan način na koji je rešen

upravljački problem odnosno manjak interpretabilnosti. Neuralne mreže nemaju mogućnost generisanja ni uspostavljanja bilo kakve vrste strukturnog znanja na primer u formi pravila, niti mogućnost korišćenja prethodnog znanja kako bi se smanjilo vreme obučavanja. Nasuprot tome, fazi sistemi potpuno transparentno vrše zaključivanje kroz skup konkretnih lingvističkih pravila, ali imaju nedostatak postojanja odgovarajućih algoritama učenja koji bi vršili njihova podešavanja na osnovu baze podataka. Neuralne mreže i fazi sistemi su dinamički sistemi koji obavljaju paralelnu obradu kako bi ocenili ulazno-izlaznu relaciju bez korišćenja matematičkog modela već samo učenjem na osnovu iskustva i dobijenog uzorka. U fazi sistemima ulazno-izlazne relacije su date eksplicitno u formi *if-then* pravila, dok neuralne mreže ne definišu eksplicitne relacije već su one na neki način sadržane u njihovim parametrima. Jedan od rezultata najuspešnije integracije Fazi sistema i neuralnih mreža jeste ANFIS (*Adaptive Network based Fuzzy Inference System*) koji je inače jedan od najčešće primenjivanih neuro-fazi modela. Dakle ANFIS je klasa adaptivnih mreža koje su funkcionalno ekvivalentne Fazi zaključivanju, pri čemu se koriste prednosti i neuralnih mreža i fazi logike. Jedna od glavnih karakteristika ovog sistema je njegova prilagodljivost, tj. njegove funkcije pripadnosti izvode se na osnovu podataka koji opisuju ponašanje sistema datih preko ulazno-izlaznih promenljivih sistema. Kod ovakvog pristupa nije potrebno manuelno vršiti fazifikaciju i podešavati funkcije pripadnosti, već se one same formiraju na osnovu dostupne baze podataka. Iz tog razloga je poželjno imati što veću relevantnu bazu podataka, jer će se na taj način sistem bolje i realističnije obući, istrenirati, sa ciljem donošenja zaključaka. Dakle, ANFIS sam vrši fazifikaciju ulaza i izlaza Sistema.



Slika 3. Arhitektura ANFIS-a

U cilju objašnjenja ANFIS tehnike na slici 3 predstavljena je petoslojna arhitektura ANFIS-a gde svaki od slojeva ima svoju jasno određenu ulogu. Kvadratni čvorovi, adaptivni čvorovi poseduju parametre dok kružni, nepromenjivi čvorovi nemaju parametre. Skup parametara određene adaptivne mreže je unija skupa parametara svih adaptivnih čvorova. Kako bi se postigla željena ulazno-izlazna preslikavanja, vrši se podešavanje parametara prema skupu za trening metodom koja se bazira na najbržem pronalaženju ekstremuma putem izvoda. Dakle čvorovi su razvrstani u sledeće slojeve:

- Sloj 1: svaki čvor ovog sloja je kvadratni čvor i obavlja funkciju:

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x), i = 1, 2, 3, \dots \quad (2)$$

gde je x ulaz u čvor i, a A je lingvistički pojam kao na primer (malo, veliko, ...) koji je vezan za datu funkciju čvora. Drugim rečima, O je zapravo vrednost funkcije pripadnosti A koja označava u kojoj meri dato x pripada fazi skupu A_i. Funkcije pripadnosti se mogu predstaviti različitim oblicima: trougaona, trapezoidna, sigmunoidna... Najčešće korišćena je zvonasta funkcija sa maksimalnom vrednošću u 1 i minimalnom u 0:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\frac{(x - c_i)}{a_i} \right]^{2b_i}} \quad (3)$$

pri čemu je (a_i, b_i, c_i) skup parametara koji se odnose na premisu pravila koje je potrebno optimizovati kroz proces učenja.

- Sloj 2: svaki čvor ovog sloja je kružni i označen je π i njegov zadatak je da množi ulazne signale i zatim ih prosleđuje sledećem sloju.

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), i = 1, 2, 3, \dots \quad (4)$$

Izlaz iz svakog čvora predstavlja ukupnu jačinu pravila. Umesto množenja ovde se mogu primeniti i drugi operatori. Množenje predstavlja konjukciju lingvističkih pojmova A i B i formira pravilo.

- Sloj 3: čvorovi ovog sloja su kružni i označeni N. Njihov zadatak je da vrše izračunavanja kojim se dobija normalizovana jačina i-tog pravila:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2, 3, \dots \quad (5)$$

gde su w_i jačine svih pravila. Za svaki čvor računa se odnos jačine i-tog pravila prema sumi jačina svih ostalih pravila.

- Sloj 4: svaki čvor i, ovog sloja je kvadratni čvor, koji obavlja funkciju

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i), i = 1, 2, 3, \dots \quad (6)$$

gde su (p_i, q_i, r_i) skup parametara koji se odnose na zaključak.

- Sloj 5: predstavljen je krugom i računa ukupni izlaz kao sumu svih ulaznih signala:

$$O_i^5 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}, i = 1, 2, 3, \dots \quad (7)$$

Svrha korišćenja predstavljene strukture i algoritma jeste da se parametri funkcija pripadnosti ne biraju proizvoljno, već da se određuju prema ulazno-izlaznim podacima. Parametri povezani sa funkcijama pripadnosti se menjaju kroz proces učenja. Izračunavanje ovih parametara (ili njihovo podešavanje) olakšava gradijentski vektor. Ovaj gradijentski vektor određuje koliko dobro sistem fazi zaključivanja modeluje ulazno-izlazne podatke za određeni skup parametara. Kada se dobije vektor

gradijenta, može se primeniti bilo koji od nekoliko načina optimizacije kako bi se prilagodili parametri i smanjila mera greške. Ova mera greške se obično definiše sumom kvadratne razlike između stvarnih i željenih izlaza. ANFIS koristi hibridni algoritam koji kombinuje *backpropagation* metodu najstrmijeg spusta (engl. *backpropagation gradient descent*) i metodu najmanjih kvadrata kako bi se kreirao fazi sistem zaključivanja koji je sposoban da uči. Dakle, funkcije pripadnosti se iterativno podešavaju na osnovu ulazno-izlaznog skupa za treniranje. *Backpropagation* algoritmom se podešavaju parametri funkcija pripadnosti premisa dok se metodom najmanjih kvadrata podešavaju koeficijenti linearne kombinacije zaključka.

U poređenju sa drugim neuro-fazi tehnikama, ANFIS poseduje efikasnije algoritme učenja, treniranje je brže a softver jednostavniji. Iako je jedan od prvih integrisanih modela, pokazao se kao najbolji aproksimator i najbrže je konvergirao u poređenju sa drugim neuro-fazi modelima. Nedostatak ovog modela je to, što se za probleme velikih dimenzija definiše veliki broj pravila pa određivanje optimalne strukture postaje previše računski složeno. Mnoge analize pokazale su da broj fazi pravila eksponencijalno raste sa porastom broja elemenata. Još jedna mana ANFIS-a je ograničenost na Sugeno tip fazi zaključivanja nultog ili prvog reda; ograničenost na samo jedan izlaz jer se kao metod defazifikacije koristi ponderisana suma. Sva pravila imaju iste težine, značajnosti i broj izlaznih funkcija pripadnosti mora biti jednak broju pravila.

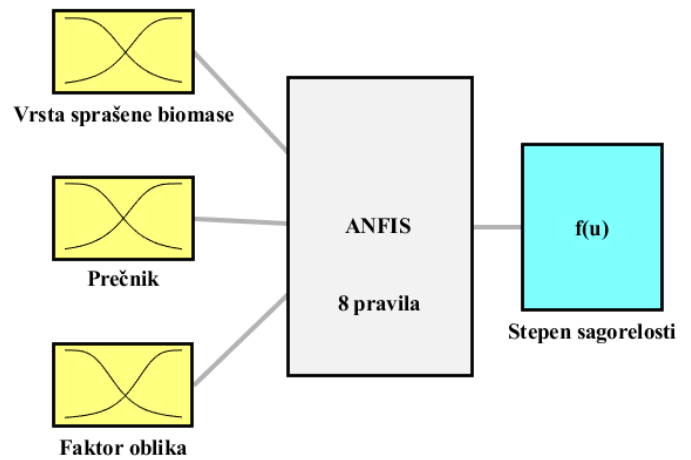
V REZULTATI IMPLEMENTACIJE ANFIS-A

U radu su predstavljena dva ANFIS Sistema: jedan za predviđanje stepena sagorelosti i drugi za predviđanje vremena zadržavanja čestica biomase u reaktoru snage 150 kW. Razmatrani su test-slučajevi sagorevanja tri vrste sprasene biomase raznih prečnika i faktora oblika. Dakle, oba ANFIS sistema imaju tri ulaza: vrstu sprasene biomase, prečnik i faktor oblika, dok su izlazi: stepen sagorelosti i vreme zadržavanja čestica. Potrebno je naglasiti da stepen sagorelosti ukazuje na efikasnost sagorevanja čestica goriva, dok vreme zadržavanja čestice u ložištu takođe utiče na njenu sagorelost, pa je interesantan parametar koji upotpunjava analizu složenog procesa sagorevanja. Baza podataka dobijena je pomoću numeričkih simulacija upotrebom sopstvenog razvijenog kompjuterskog koda. Deo baze podataka od 147 setova je korišćen za trening ANFIS-a, a deo od 36 setova za validaciju. Na slici 4 prikazan je izgled formiranog ANFIS sistema za stepen sagorelosti koji je formiran pomoću programskog alata MATLAB. Oba ANFIS sistema su obučeni u 10 epoha tako da imaju 34 čvora sa 32 linearna i 18 nelinearnih parametara. Broj pravila koji je formiran je 8.

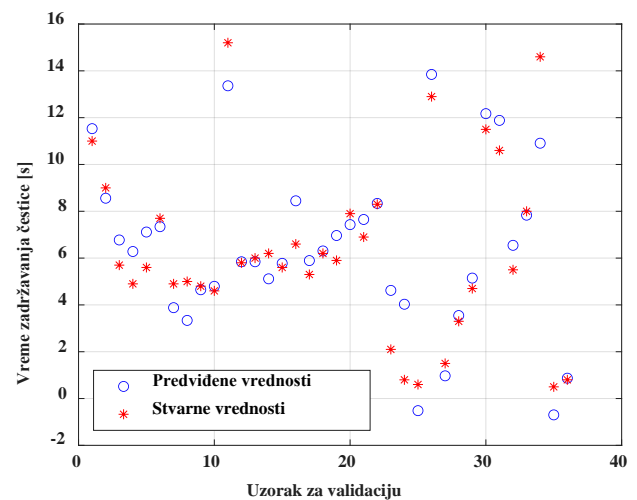
Greška koja je posmatrana kao merilo pri obučavanju i testiranju je *Root Mean Square Error* RMSE prema formuli:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (8)$$

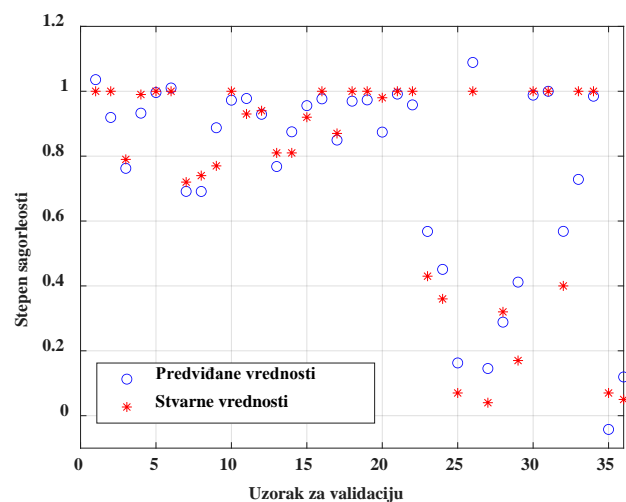
Greška pri obučavanju za stepen sagorelosti je 0,088007, a za vreme zadržavanja čestica je 1,101149, dok su se kod testiranja iste greške očekivano malo uvećale 0,0896 i 1,2679, redom.



Slika 4. Arhitektura ANFIS –a



Slika 5. Prikaz rezultata testiranja za vreme zadržavanja čestice



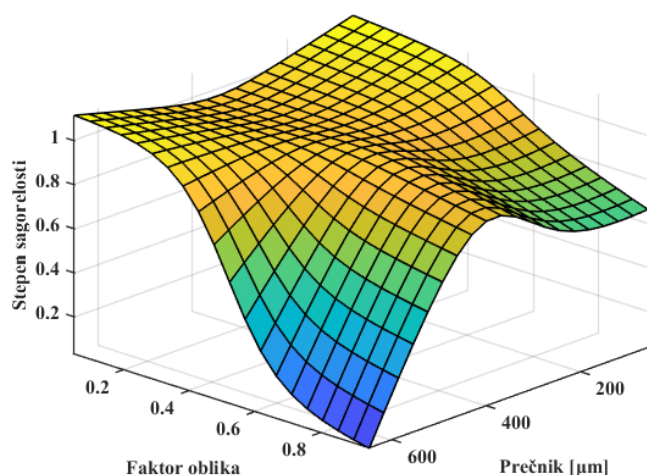
Slika 6 Prikaz rezultata testiranja za stepen sagorelosti čestice

Na slikama 5 i 6 prikazani su grafički rezultati testiranja za oba izlazna parametra (stepena sagorelosti-SS i vremena zadržavanja

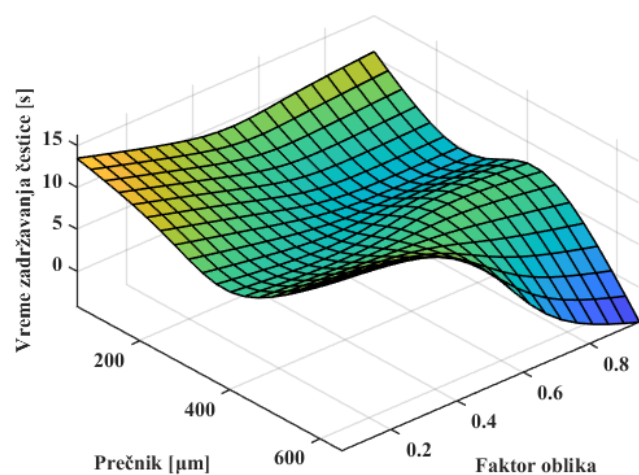
čestica u reaktoru-VZ), gde su poređene dobijene (stvarne) vrednosti CFD-a i predviđene vrednosti ANFIS-a, dok su u Tabeli 1 prikazani rezultati u numeričkom obliku za skup od 6 test ulaza. Na slikama 7 i 8 prikazana je trodimenzionalna zavisnost ulaza i izlaza koja je formirana od strane ANFIS-a na bazi obučavanja. Ovakva zavisnost predstavlja grafičku prenosnu funkciju između ulaza i izlaza i omogućava uvid u očekivane vrednosti izlaza ANFIS-a za proizvoljne vrednosti ulaza.

Tabela 1. Poređenje rezultata testiranja

Vrsta biomase	Prečnik	Faktor oblika	SS	SS _{ANFIS}	VZ	VZ _{ANFIS}
Fine straw	60	0,90	1,00	1,0358	11,0	11,5302
Fine straw	110	0,60	1,00	0,9193	9,0	8,5587
Pinewood	530	0,85	0,43	0,5680	2,1	2,6204
Pinewood	580	0,70	0,36	0,4510	0,8	1,0287
Switchgrass	565	0,70	0,04	0,1454	1,5	0,9704
Switchgrass	575	0,60	0,32	0,2884	3,3	3,5458



Slika 7. Prikaz zavisnosti stepena sagorelosti od prečnika i faktora oblika



Slika 8. Prikaz zavisnosti vremena zadržavanja čestice od prečnika i faktora oblika

VI ZAKLJUČAK

U radu je razmatrana primena ANFIS-a iz oblasti mašinskog učenja kao mogućnost da se proceni stepen sagorelosti i vreme zadržavanja čestica biomase u reaktoru. Baza za primenu ANFIS-a je dobijena korišćenjem sopstvenog razvijenog diferencijalnog matematičkog modela i numeričkog koda, koji omogućavaju predviđanje i numeričku simulaciju turbulentnih transportnih procesa i hemijskih reakcija u ložištu pri sagorevanju spraešenih goriva.

Prikazani rezultati omogućavaju uspostavljanje zavisnosti između ulaza proračuna i izlaza i kao takvi omogućavaju korisniku procenu vezanu za proces sagorevanja u reaktoru. Greške procene poslužiće za dalji rad autora za poređenje sa drugim metodologijama mašinskog učenja u cilju dobijanja što preciznije procene.

Prezentovani modeli predstavljaju dobru osnovu za nastavak istraživanja u cilju implementacije CFD-a i ANFIS modela na termo-energetskim postojenjima, u cilju procene efikasnosti sagorevanja goriva u ložištu.

ZAHVALNICA/ACKNOWLEDGEMENT

Istraživanje je finansirano od strane Ministarstva prosvete, nauke i tehnološkog razvoja Republike Srbije.

LITERATURA/REFERENCES

- [1] Milićević, A., Belošević, S., Crnomarković, N., Tomanović, I., Tucaković, D., Mathematical modelling and optimisation of lignite and wheat straw co-combustion in 350 MWe boiler furnace, *Applied Energy*, Vol. 260, 114206, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114206>
- [2] Milićević, A., Belošević, S., Crnomarković, N., Tomanović, I., Stojanović, A., Tucaković, D., Deng, L., Che, D. Numerical study of co-firing lignite and agricultural biomass in utility boiler under variable operation conditions, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, Vol. 181, 121728, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2021.121728>
- [3] Kotur D., Žarković M. Neural Network Models for Electricity Prices and Loads Short and Long – Term Prediction, in *Proc. EFEA, 2016, IEEE*, Belgrade, Serbia, pp. 1-5, September 2016. <https://doi.org/10.1109/EFEA.2016.7748787>
- [4] Žarković M., Šošić D. ANN for Solving the Harmonic Load Flow in Electric Power Systems with DG, In *Proc. Mediterranean Conference on Power Generation, Transmission, Distribution and Energy Conversion (MedPower, 2016)*, IET, Belgrade, Serbia, pp. 1-4, November 2016. <https://doi.org/10.1049/cp.2016.0990>
- [5] Azniza, A., Othman, M. L., Kurreemun, K. B. Z., Hizam, H., Norhafiz, A.. Adaptive ANN based differential protective relay for reliable power transformer protection operation during energisation, *International Journal of Artificial Intelligence*, Vol. 8, No. 4, 2019. <http://doi.org/10.11591/ijai.v8.i4.pp307-316>
- [6] Žarković M., Stojković Z. Artificial intelligence based thermographic approach for high voltage substations risk assessment, *IET Generation, Transmission & Distribution*, Vol. 9, No. 14, pp. 1935-1945, 2015. <https://doi.org/10.1049/iet-gtd.2015.0076>
- [7] Žarković M., Stojković Z. Analysis of artificial intelligence expert systems for power transformer condition monitoring and diagnostics, *Electric Power Systems Research*, Vol. 149, pp. 125-136, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.epr.2017.04.025>
- [8] Žarković M., Stojković Z. Fuzzy logic and artificial neural network based thermography approach for monitoring of high voltage equipment, *International Journal of Electrical Engineering Education*, Vol. 52, Is. 1, pp. 81-96, 2015. <https://doi.org/10.1177/0020720915570541>
- [9] Žarković M., Stojković Z. Model fuzzy ekspertskog sistema za procenu performansi elektroenergetskog sistema, in *Proc. 33. Savetovanje CIGRE Srbija, Ref. R C4-09*, Zlatibor, 6 – 8. jun 2017.

- [10] Stojković, Z. *Projektovanje pomoću računara u elektroenergetici – primena programskih alata*, Elektrotehnički fakultet, Beograd, Akademska misao, Beograd, 2009.
- [11] Damstedt, B.D. *Structure and Nitrogen Chemistry in Coal, Biomass and Cofiring Low-NO_x Flames*, Brigham Young University - Provo, 2007.
- [12] Belošević, S., Tomanović, I., Crnomarković, N., Milićević, A. Full-scale CFD investigation of gas-particle flow, interactions and combustion in tangentially fired pulverized coal furnace, *Energy*, Vol. 179, pp. 1036-1053, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.05.066>
- [13] Belošević, S., Tomanović, I., Crnomarković, N., Milićević, Tucakovic, D. Numerical study of pulverized coal-fired utility boiler over a wide range of operating conditions for in-furnace SO₂/NO_x reduction, *Applied Thermal Engineering*, Vol. 94, pp. 657-669, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2015.10.162>
- [14] Milićević, A., Belošević, S., Crnomarković, N., Tomanović, I. Softver za numeričku simulaciju direktnog kosagorevanja ugljenog praha sa biomasom, bitno poboljšano tehničko rešenje, metod primenjen u Republici Srbiji, Institut za nuklearne nauke „Vinča”, 2021.
- [15] Milićević, A., Belošević, S., Tomanović, I., Crnomarković, N., Tucaković, N. Development of mathematical model for co-firing pulverized coal and biomass in experimental furnace, *Thermal Science*, Vol. 22, 1B, pp. 709-719, 2018. <https://doi.org/10.2298/TSCI170525206M>

AUTORI/AUTHORS

dr Mileta Žarković - docent, Elektrotehnički fakultet Univerzitet u Beogradu, mileta@etf.rs, ORCID [0000-0001-5855-6595](https://orcid.org/0000-0001-5855-6595)

msr Vladimir Antonijević - mast.inž.el. i rač., Elektrotehnički fakultet, Univerzitet u Beogradu, antonijevic@etf.rs,

dr Aleksandar Milićević - naučni saradnik, Institut za nuklearne nauke „Vinča”, Univerzitet u Beogradu, amilicevic@vin.bg.ac.rs, ORCID [0000-0003-4615-8789](https://orcid.org/0000-0003-4615-8789)

dr Srđan Belošević - naučni savetnik, Institut za nuklearne nauke „Vinča”, Univerzitet u Beogradu, v1belose@vin.bg.ac.rs, ORCID [0000-0001-9842-8408](https://orcid.org/0000-0001-9842-8408)