

# Mehki modelno-referenčni regulator s samorazvijajočo metodo deljenja vhodno-izhodnega prostora

Dejan Dovžan<sup>1</sup>, Sašo Blažič<sup>2</sup>, Igor Škrjanc<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Fakulteta za elektrotehniko

Tržaška 25

1000 Ljubljana

E-pošta: saso.blazic@fe.uni-lj.si

## Fuzzy model reference controller with evolving fuzzy method for input-output partitioning

In this paper the method for automatic space partitioning is merged with the adaptive fuzzy reference control algorithm. The fuzzy reference controller consist of several local reference controllers each valid in a certain region of the problem space. The regions are identified by automatic space partitioning. The automatic space partitioning method is based on the evolving principles. It consist od the adaptation algorithm that is responsible for the adaptation of existing fuzzy regions parameters and of evolving mechanisms that are responsible for adding or removing new fuzzy regions if necessary. The described control principle was tested on heat-exchanger example.

## 1 Uvod

V zadnjem času se posveča precej pozornosti samorazvijajočim metodam za izgradnjo nelinearnih modelov [1, 2]. Deloma tudi zaradi vse večjega števila podatkov, ki se avtomatično generirajo in jih s klasičnimi metodami obdelovanja podatkov ne moremo obdelati. Prednost teh metod je predvsem v tem, da so spominsko manj potratne in model gradijo sprotro s prihajanjem podatkov. Model se sprotro adaptira in izboljšuje glede na stanje procesa, ki generira podatke. Običajno so te metode zasnovane za učenje mehkih modelov. Čeprav imajo sprotne metode precej pomanjkljivosti, predvsem kar se tiče nastavitevih pravil za parametre, pa so bile že mnogokrat uspešno uporabljene za potrebe predikcije [3, 4, 5, 6, 7, 8] in vodenja [9, 10, 11, 12, 13].

V literaturi najdemo vrsto različnih pristopov na podlagi katerih so grajeni adaptivni mehki regulatorji. V splošnem jih lahko delimo na indirektne ([14, 15, 11, 16, 17, 18]) in direktne ([12, 13, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25]) pristope. V večini primerih so pristopi zasnovani tako, da le prilagajajo parametre mehkih področij (pripadnostne funkcije) in parametre lokalnih regulatorjev. Dodajanje in odstranjevanje mehkih področij najdemo le v nekaterih primerih. Med direktne algoritme adaptivnega mehkega vodenja lahko uvrstimo tudi algoritmom vodenja predlagan v tem članku. Predstavljen algoritmom bazira na podlagi samorazvijajoče metode deljenja prostora [4] in pravilu adaptacije lokalnih regulatorjev predstavljenim v [26].

Organizacija članka je sledeča. Najprej je predstavljen algoritem adaptacije lokalnih regulatorjev, sledi opis mehanizma deljenja prostora, na koncu pa so podani še rezultati in sklepne misli.

## 2 Mehki modelno-referenčni regulator s samorazvijajočo metodo deljenja vhodno-izhodnega prostora (The Evolving Fuzzy Reference Controller - eFRC)

### 2.1 Adaptacija lokalnih regulatorjev in regulacijski zakon

Regulator eFRC sestoji iz več med seboj povezanih lokalnih regulatorjev katerih izhod se računa po enačbi (glej [26]):

$$u_i(k) = \mu_i(k)f_i(k)w(k) - \mu_i(k)q_i(k)y(k), \quad (1)$$

kjer sta  $f_i(k)$  in  $g_i(k)$  parametra  $i$ -tega lokalnega regulatorja,  $w(k)$  je referenca in  $y(k)$  izhod procesa. Parametra regulatorja  $f_i(k)$  in  $g_i(k)$  se adaptirata po zveznem adaptivnem zakonu [26], ki pa smo ga za naš primer diskretizirali z uporabo Eulerjeve metode:

$$\begin{aligned} f_i(k+1) &= f_i(k) + ts(-\gamma_{f_i} b_s \epsilon \mu_i(k) w(k) - \\ &\quad - \gamma_{f_i} \sigma^* \mu_i^2(k) w^2(k) (f_i(k) - f_i^*)), \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} g_i(k+1) &= g_i(k) + ts(\gamma_{g_i} b_s \epsilon \mu_i(k) y(k) - \\ &\quad - \gamma_{g_i} \sigma^* \mu_i^2(k) y^2(k) (g_i(k) - g_i^*)), \end{aligned} \quad (3)$$

kjer sta  $\gamma_{f_i}$  in  $\gamma_{g_i}$  pozitivni konstanti, ki opredeljujejo hitrost adaptacije,  $\sigma^* > 0$  je "lekage" parameter, ki preprečuje konvergenco parametrov k napačni vrednosti v primeru slabega vzbujanja,  $f_i^*$  in  $g_i^*$  sta začetni oceni parametrov regulatorja,  $b_s$  pa je predznak ojačanja procesa. Parameter  $\epsilon$  označuje napako sledenja, ki se računa po sledeči enačbi:

$$\epsilon = y(k) - y_m(k), \quad (4)$$

kjer  $y_m(k)$  predstavlja izhod referenčnega modela, ki ga poda uporabnik.

### 2.2 Deljenje vhodno-izhodnega prostora

Metoda vedno začne z enim mehkim področjem katerega center je postavljen v prvo podatkovno točko, mehka kovariančna matrika (velikost roja) pa je inicializirana glede

na predvideno število rojev. Roji se nato dodajajo in odstranjujejo na podlagi določenih pogojev, ki so opisani v naslednjih razdelkih. Parametri rojev oziroma mehkih področij pa se sprotno prilagajajo. Za vsak nov vzorec izračunamo razdaljo:

$$d_i(k) = \left( (\mathbf{x}_f(k) - \mathbf{v}_i(k))^T \mathbf{F}_i^{-1} (\mathbf{x}_f(k) - \mathbf{v}_i(k)) \right)^{0.5} \quad (5)$$

kjer je  $\mathbf{v}_i$  center  $i$ -tega mehkega področja,  $\mathbf{F}_i$  mehka kovariančna matrika področja in  $\mathbf{x}_f$  regresor (podatkovna točka). Za naš primer regulatorja je bil izbran standarden regresor v obliki  $[u(k) \ y(k)]$ , kjer je  $u(k)$  vhod v proces. Ko izračunamo razdalje trenutnega regresorja do vseh rojev, pripisemo regresoru pripadnost k posameznim področjem:

$$\mu_i(k) = \begin{cases} \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{d_j(k)}{d_j(k)} \right)^{\frac{2}{\eta-1}}} & \text{if } \mathbf{x}_f(k) \neq \mathbf{v}_i; i = 1, \dots, c \\ 1 & \text{if } \mathbf{x}_f(k) = \mathbf{v}_i \\ 0 & \text{if } \mathbf{x}_f(k) = \mathbf{v}_j; i \neq j \end{cases} \quad (6)$$

Izračunamo premik centrov področij:

$$\Delta \mathbf{v}_i(k) = \frac{\mu_i(k)^\eta (\mathbf{x}_f(k) - \mathbf{v}_i(k))}{s_i(k)} \quad (7)$$

kjer je  $\eta$  je faktor mehkosti in  $s_i(k+1)$  vsota preteklih pripadnosti k  $i$ -temu področju:

$$s_i(k) = \lambda_c s_i(k-1) + \mu_i(k)^\eta. \quad (8)$$

Izračunamo nove pozicije centrov:

$$\mathbf{v}_i(k+1) = \mathbf{v}_i(k) + \Delta \mathbf{v}_i(k) \quad (9)$$

Nato adaptiramo še mehko kovariančno matriko, njen inverz in determinanto [10]:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_i(k+1) &= \gamma_c \frac{s_i(k-1)}{s_i(k)} \mathbf{F}_i(k) + \frac{\mu_i(k)^\eta}{s_i(k)} \mathbf{D}_{F_i}(k) \\ \mathbf{D}_{F_i}(k) &= (\mathbf{x}(k) - \mathbf{v}_i(k)) (\mathbf{x}(k) - \mathbf{v}_i(k))^T. \end{aligned} \quad (10)$$

$$[\mathbf{F}_i(k+1)]^{-1} = \frac{1}{\gamma_c} \frac{s_i(k)}{s_i(k-1)} \left[ [\mathbf{F}_i(k)]^{-1} - \frac{\mathbf{B}}{C} \right] \quad (11)$$

$$\mathbf{B} = [\mathbf{F}_i(k)]^{-1} \mathbf{D}_{F_i} [\mathbf{F}_i(k)]^{-1} \quad (12)$$

$$C = \gamma_c \frac{s_i(k-1)}{\mu_i(k)^\eta} + d_{F_i}^T [\mathbf{F}_i(k)]^{-1} d_{F_i} \quad (13)$$

$$d_{F_i} = \mathbf{x}_f - \mathbf{v}_i(k). \quad (14)$$

kjer je  $\gamma_c$  faktor pozabljanja.

### 2.3 Dodajanje in odstranjevanje novih mehkih področij

Predlagan postopek deljenja vhodno-izhodnega prostora vključuje algoritme za dodajanje, združevanje, deljenje in odstranjevanje rojev.

#### 2.3.1 Dodajanje rojev

je vezano na razdaljo definirano kot:

$$d_{ij} = \frac{|x_{f_j}(k) - v_{i,j}|}{k_n \sqrt{f_{i,j}}}, \quad j = 1, 2 \quad i = 1, \dots, c \quad (15)$$

kjer je  $x_{f_j}(k)$   $j$ -ti element regresorja,  $v_{i,j}$  je  $j$ -ta komponenta centra  $i$ -tega področja,  $c$  je trenutno število področij,  $f_{i,j}$  je  $j$ -ti diagonalni element mehke kovariančne matrike  $i$ -tega področja in  $k_n$  normalizacijska konstanta, ki je običajno nastavljena na vrednost 2. Pogoj dodajanja je izpolnjen, če so vse razdalje (en. 15) večje od 1. Center novega področja je postavljen v trenutno podatkovno točko. Mehka kovariančna matrika področja, pa je inicializirana kot diagonalna matrika, kjer so diagonalni členi odvisni od razdalje novega centra do najbližjega [4]:

$$\sigma_j = -\frac{d_{ij}^2}{2 \ln(\epsilon_\beta)}, \quad (16)$$

kjer je  $\epsilon_\beta$  konstanta (običajno 0.2),  $\sigma_j$   $j$ -ti diagonalni člen mehke kovariančne matrike. Začetne vrednosti in ocene parametrov lokalnega regulatorja se nastavijo na trenutne vrednosti lokalnega regulatorja iz najbližjega področja.

#### 2.3.2 Združevanje rojev

Za združevanje lokalnih regulatorjev oziroma področij sta bila implementirana dva algoritma. Prvi temelji na razdalji dveh rojev. Če je normirana Mahalanobisova razdalja [4] med njima pod določenim pragom se roja združita. Parametri novega združenega roja se izračunajo kot uteženo povprečje parametrov obeh rojev.

Ta mehanizem je namenjen združevanju rojev (mehkih področij), ki se močno prekrivajo. Drugi mehanizem pa je namenjen združevanju sosednjih področij, ki pa so preveč oddaljeni drug od drugega, da bi bili združeni na podlagi normirane Mahalanobisove razdalje. Algoritem išče sosednje lokalne regulatorje katerih parametri so praktično enaki. Če najdemo par, se parametri lokalnih regulatorjev razlikujejo za manj kot 5 odstotkov lahko ta dva področja in s tem lokalna regulatorja združimo. Center združenega področja je postavimo med obema originalnima centroma:

$$\mathbf{v}_{merged} = \mathbf{v}_i + 0.5 \mathbf{d}_{ji}, \quad (17)$$

kjer je:

$$\mathbf{d}_{ji} = \mathbf{v}_j - \mathbf{v}_i. \quad (18)$$

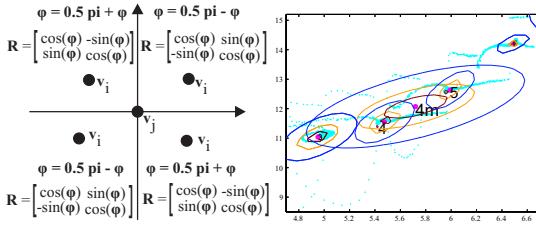
Mehka kovariančna matrika je inicializirana tako, da pokrije prostor obeh originalnih področij. Najprej tvorimo diagonalno matriko  $\mathbf{F}_{id_{diag}}$  z enačbo za diagonalne člene 16, kjer je razdalja računana po enačbi 16. Diagonalno matriko nato še rotiramo za kot med vektorjem razdalje in absciso.

$$\phi = \text{atan}\left(\left|\frac{\mathbf{d}_{ji}(2)}{\mathbf{d}_{ji}(1)}\right|\right) \quad (19)$$

Diagonalno matriko obrnemo z enačbo:

$$\mathbf{F}_i = \mathbf{R} \mathbf{F}_{id_{diag}} \mathbf{R}^T \quad (20)$$

Na sliki 1 je prikazana izgradnja rotacijske matrike glede na pozicije centrov področij, ki se združujeta in primer, ko se področje 4 in 5 združita v področje 4m.



Slika 1: Izgradnja rotacijske matrike glede na pozicijo dveh centrov in primer združevanja.

### 2.3.3 Odstranjevanje rojev

Ta mehanizem je namenjen odstranjevanju rojev, ki so bili ustvarjeni na podlagi napačnih meritev ali pa niso več pomembni za regulacijo. Implementirana sta dva algoritma. Prvi je namenjen odstranjevanju rojev, ki v določenem času po nastanku niso sposobni zbrati dovolj podpornih vzorcev [4]. Drugi pogoj pa je namenjen odstranjevanju rojev (področij), katerih starost normirana s številom podpornih vzorcev je precej manjša od povprečja [4].

### 2.3.4 Deljenje rojev

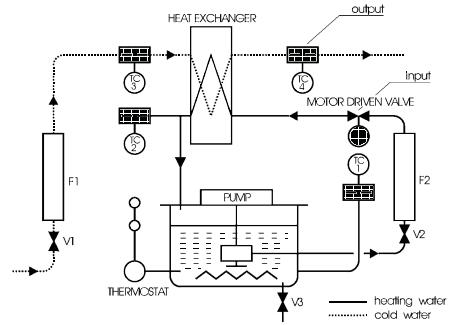
Deljenje rojev je namenjeno izboljšanju regulacije v področju, ki je že dovolj dobro deljeno, pa vendar je regulacija tu slabša. Za vsako področje se sproti računa napaka sledenja referenci. Algoritem preverja povprečno napako področij. Tisto področje, ki ima napako višjo od dovoljene se deli. Centra deljenega področja se izračunata kot:

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_{i1} &= \mathbf{v}_i + 0.5\mathbf{s}_{i,norm} \\ \mathbf{v}_{i1} &= \mathbf{v}_i - 0.5\mathbf{s}_{i,norm} \end{aligned} \quad (21)$$

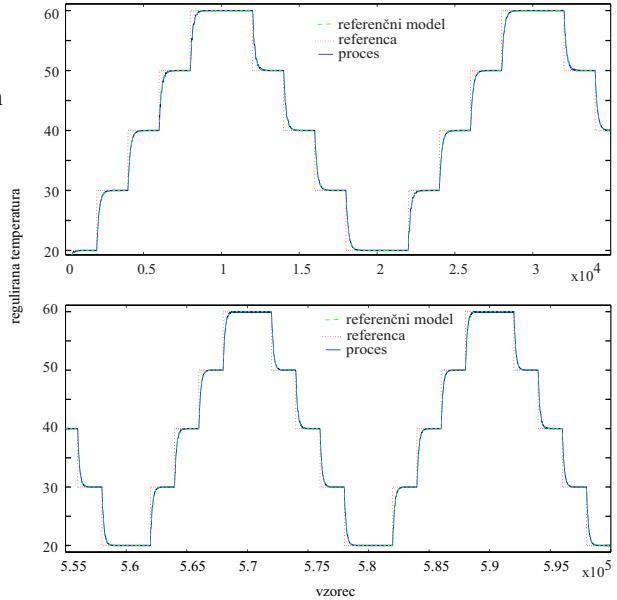
Mehka kovariančna matrika se deli med oba novo nastala roja.

## 3 Rezultati vodenja toplotnega izmenjevalnika

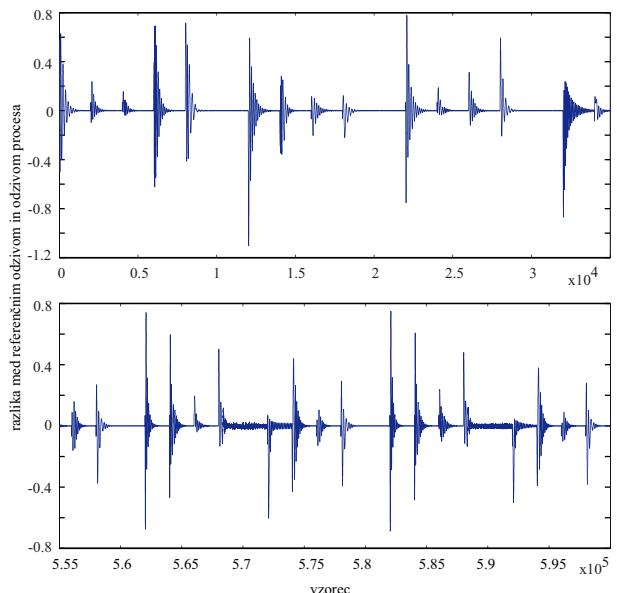
Topotni izmenjevalnik je nelinearen proces. Shema procesa je prikazana na sliki 2. Cilj regulacije je sledenje izhodne temperature (senzor TC4) podanemu referenčnemu odzivu. Pretok vode (oznaka F1) v zunanjem krogu toplotnega izmenjevalnika (črtkana črta) je konstanten. Prav tako je konstantna temperatura notranjega kroga izmenjevalnika (oznaka TC1). Na izhodno temperaturo (TC4) vplivamo s pretokom tople vode (oznaka F2). Proses je bil simuliran s pomočjo enačb predstavljenih v [27]. Časovna konstanta procesa je skozi delovno območje približno enaka, občutno pa se spreminja ojačenje procesa. Potev regulacije je prikazan na sliki 3. Razlika med izhodom procesa in referenčnim odzivom je prikazana na sliki 4. Na sliki 5 so prikazani končni parametri lokalnih regulatorjev, na sliki 6 pa ojačenja lokalnih regulatorjev  $f_i$  glede na pozicijo področij in ojačenje procesa. Na desni strani imamo prikazano delitev vhodno-izhodnega prostora. Iz slik lahko vidimo, da je regulacija procesa že v samem začetku dobra. Če pogledamo napako za prvi dve sekvenci vidimo, da se oblika spreminja, medtem ko je za zadnji dve predstavljeni sekvenci ista. To pomeni, da se sam adaptivni algoritem lepo ustali. Tudi ojačenje



Slika 2: Shema izmenjevalnika.

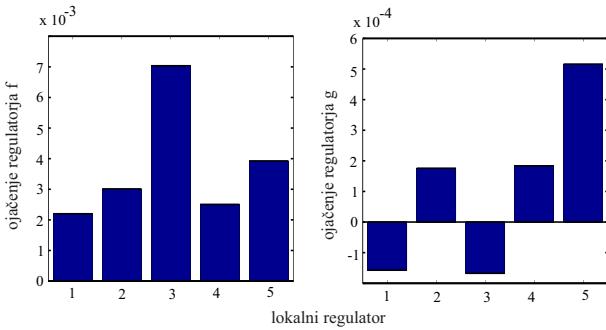


Slika 3: Potek regulacije. Zgornji graf prikazuje prvi dve sekvenci vodenja. Spodnji graf prikazuje sekvenco 23 in 24.

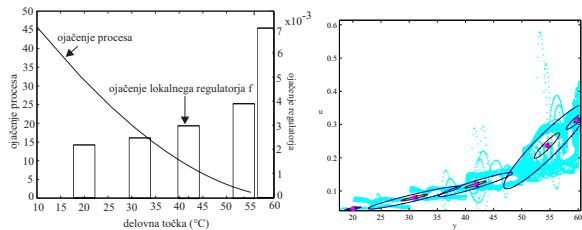


Slika 4: Napaka med odzivom procesa in referenčnim odzivom.

lokalnih regulatorjev  $f_i$  je po pričakovanju večje tam kjer je ojačenje procesa manjše in obratno.



Slika 5: Ojačenja lokalnih regulatorjev.



Slika 6: Primerjava ojačenja procesa in lokalnih regulatorjev glede na delovno točko (levo) ter delitev vhodno-izhodnega prostora(desno)

## 4 Sklep

V članku je predstavljena ideja adaptivnega mehkega modelno-referenčnega regulatorja z avtomatskim deljenjem vhodno-izhodnega prostora. Predlagan algoritmom je bil testiran na primeru toplotnega izmenjevalnika. Čeprav so rezultati vzpodbudni pa je potrebno rešiti še kar nekaj problemov. Adaptivni zakon za parametre lokalnih regulatorjev bi bilo potrebno izpeljati v diskretnem prostoru. Potrebno je zasnovati pogoj za ustavitev prilaganja mehkih kovariančnih matrik, saj pri daljšem obratovanju v ustaljenem stanju le-te postanejo zelo majhne (varianca meritev v ustaljenem stanju je namreč zelo majhna). Poleg tega bi bilo potrebno na novo zasnovati tudi pogoj deljenja. Namreč deljenje na podlagi napake ni ravno primerno, če uporabnik nastavi preveč majhno mejo napake, saj včasih zaradi fizičnih lastnosti sistema ni moč doseči želene napake.

## Literatura

- [1] P. Angelov, D. Filev, and N. Kasabov, "Editorial," *Evolving Systems*, vol. 1, no. 1, pp. 1–2, 2010.
- [2] E. Lughofer, "Evolving Fuzzy Systems-Methodologies, Advanced Concepts and Applications," ser. Studies in Fuzziness and Soft Computing Series, J. Kacprzyk, Ed. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, January 2011, vol. 266, p. 476.
- [3] L. Maciel, F. Gomide, and R. Ballini, "Enhanced evolving participatory learning fuzzy modeling: an application for asset returns volatility forecasting," *Evolving Systems*, pp. 1–14, 2013.
- [4] D. Dovžan, V. Logar, and I. Škrjanc, "Solving the sales prediction problem with fuzzy evolving methods," in *Evolutionary Computation (CEC), 2012 IEEE Congress on*. IEEE, 2012, pp. 1–8.
- [5] D. Dovžan and I. Škrjanc, "Recursive fuzzy c-means clustering for recursive fuzzy identification of time-varying processes," *ISA Transactions*, vol. 50, no. 2, pp. 159 – 169, 2011.
- [6] A.-h. Jiang, C. Mei, J.-q. E, and Z.-m. Shi, "Nonlinear combined forecasting model based on fuzzy adaptive variable weight and its application," *Journal of Central South University of Technology*, vol. 17, no. 4, pp. 863–867, 2010.
- [7] K. Tanaka, "Simulation study on self-learning fuzzy control of carbon monoxide concentration," in *Fuzzy Logic and its Applications to Engineering, Information Sciences, and Intelligent Systems*, ser. Theory and Decision Library, Z. Bien and K. Min, Eds. Springer Netherlands, 1995, vol. 16, pp. 235–244.
- [8] Y. Pan, X. Hu, M. Er, X. Li, and R. Gouriveau, "Bearing condition prediction using enhanced online learning fuzzy neural networks," in *Reengineering Manufacturing for Sustainability*, A. Y. C. Nee, B. Song, and S.-K. Ong, Eds. Springer Singapore, 2013, pp. 175–182.
- [9] A. Zdešar, D. Dovžan, and I. Škrjanc, "Self-tuning of 2 DOF control based on evolving fuzzy model," *Applied Soft Computing*, no. 0, pp. –, 2013.
- [10] D. Dovžan and I. Škrjanc, "Recursive clustering based on a Gustafson-Kessel algorithm," *Evolving Systems*, vol. 2, pp. 15–24, 2011.
- [11] R. Qi and M. A. Brdys, "Stable indirect adaptive control based on discrete-time T-S fuzzy model," *Fuzzy Sets and Syst.*, vol. 159, pp. 900–925, 2008.
- [12] Q. Chen, S. Tan, Y. Han, and Z. Wang, "Adaptive fuzzy scheme for efficient, fast valving control," *Control Eng. Practice.*, vol. 5, no. 6, pp. 811–821, 1997.
- [13] D. Lee, J. S. Lee, and T. Kang, "Adaptive fuzzy control of the molten steel level in a strip-casting process," *Control Eng. Practice.*, vol. 4, no. 11, pp. 1511–1520, 1996.
- [14] N. Golea, A. Golea, and K. Benmohammed, "Stable indirect fuzzy adaptive control," *Fuzzy Sets and Syst.*, vol. 137, pp. 353–366, 2003.
- [15] J. Wang, S. S. Ge, and T. H. Lee, "Adaptive fuzzy sliding mode control of a class of nonlinear systems," in *Proc. Third Asian Control Conf.*, 2000, pp. 599–604.
- [16] J. Wang, A. B. Rad, and P. T. Chan, "Indirect adaptive fuzzy sliding mode control: Part I: fuzzy switching," *Fuzzy Sets and Syst.*, vol. 122, pp. 21–30, 2001.
- [17] P. T. Chan, A. B. Rad, and J. Wang, "Indirect adaptive fuzzy sliding mode control: Part II: parameter projection and supervisory control," *Fuzzy Sets and Syst.*, vol. 122, pp. 31–43, 2001.
- [18] D. Dovžan and I. Škrjanc, "Predictive functional control based on an adaptive fuzzy model of a hybrid semi-batch reactor," *Control Engineering Practice*, vol. 18, no. 8, pp. 979 – 989, 2010.
- [19] S. Labiod and T. M. Guerra, "Adaptive fuzzy control of class of SISO nonaffine nonlinear systems," *Fuzzy Sets and Syst.*, vol. 158, pp. 1126–1137, 2007.
- [20] S. Tong, Y. Li, and P. Shi, "Fuzzy adaptive backstepping robust control for siso nonlinear system with dynamic uncertainties," *Information Science*, vol. 179, pp. 1319–1332, 2009.
- [21] S. Tong, X. He, Y. Li, and H. Zang, "Adaptive fuzzy backstepping robust control for uncertain nonlinear systems based on small-gain approach," *Fuzzy Sets and Syst.*, vol. 161, pp. 771–796, 2010.
- [22] S. W. Kim, E. T. Kim, and M. Park, "A new adaptive controller using parallel structure of fuzzy controller and its application," *Fuzzy Sets and Syst.*, vol. 81, pp. 205–226, 1996.
- [23] L. X. Wang, "Stable adaptive fuzzy control of nonlinear systems," *IEEE Transactions on Fuzzy Syst.*, vol. 1, pp. 146–155, 1993.
- [24] A. I. Stinean, S. Preitl, R. E. Precup, C. A. Dragos, M. B. Radac, and E. M. Petriu, "Low-cost neuro-fuzzy control solution for servo systems with variable parameters," in *Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications, CIVEMSA 2013*, Milan, 2013, pp. 156–161.
- [25] M. B. Radac, R. E. Precup, E. M. Petriu, and S. Preitl, "Application of IFT and SPA to servo system control," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 22, no. 12, pp. 2363–2375, 2011.
- [26] S. Blažič, I. Škrjanc, and D. Matko, "A new fuzzy adaptive law with leakage," in *Proceedings of In 2012 IEEE Conference on Evolving and Adaptive Intelligent Systems (EAIS)*, 2012, pp. 47–50.
- [27] D. Dovžan and I. Škrjanc, "Fuzzy predictive functional control with adaptive fuzzy model," in *Computational Cybernetics and Technical Informatics (ICCC-CONTI), 2010 International Joint Conference on*, 2010, pp. 143–147.