Elektrotehniški vestnik 74(1-2): 73–78, 2007
Electrotechnical Review, Ljubljana, Slovenija

Hibridni mehki model za prediktivno vodenje

Gorazd Karer, Gašper Mušič, Igor Škrjanc, Borut Zupančič

Univerza v Ljubljani, Fakulteta za elektrotehniko, Tržaška 25, 1000 Ljubljana, Slovenija
E-pošta: gorazd.karer@fe.uni-lj.si

Povzetek. Pri prediktivnem vodenju je bistvenega pomena ustrezno modeliranje procesa, ki pa je zaradi kompleksne hibridne in nelinearne dinamike številnih industrijskih procesov pogosto težavno. V članku sta predstavljena kompaktni zapis hibridnega mehkega modela in njegova uporaba pri prediktivnem vodenju nelinearnih hibridnih sistemov.Z ustreznim algoritmom za prediktivno vodenje smo prednosti predlaganega pristopa preverili na simulacijskem primeru šaržnega reaktorja: primerjali smo inteligentni (mehki) pristop s klasičnim (linearnim) pristopom. Ugotovili smo, da je vodenje s hibridnim mehkim modelom boljše od vodenja s hibridnim linearnim modelom. Hibridni mehki model je torej učinkovit pristop za modeliranje in identifikacijo nelinearnih in hibridnih značilnosti dinamičnih sistemov, ki jih srečujemo v industrijski praksi, kar se pri uporabi v prediktivnem vodenju odraža v izboljšanju kakovosti vodenja.

Ključne besede: mehki sistemi, hibridni sistemi, prediktivno vodenje

A hybrid fuzzy model for model predictive control

Extended abstract. Model predictive control (MPC) has become an important area of research and is also an approach that has been successfully used in many industrial applications. In order to implement an MPC algorithm, a model of the process we are dealing with is needed. Due to the complex hybrid and nonlinear nature of many industrial processes, obtaining a suitable model is often a difficult task.

The basic idea of this paper is to present an efficient approach for obtaining a hybrid fuzzy model by means of identifying the unknown system. Some concepts from the literature are extended to non-linear hybrid systems. In the paper a formulation for a hybrid fuzzy model that is based on a hierarchical structure and can be written in a compact form is introduced. The formulation is based on the well-known NARX structure. The hybrid system hierarchy is explained and the Takagi-Sugeno fuzzy formulation for the hybrid fuzzy modelling purposes is presented. It is shown that the proposed formulation is also applicable to multivariable and higher-than-first-order processes.

Next, an efficient method for identifying the hybrid fuzzy model is proposed. Since the model parameters are obtained by matrix inversion, a straightforward rule that ensures suitably conditioned matrices is also presented.

The benefits of the MPC algorithm employing the hybrid fuzzy model are verified on a batch-reactor simulation example. Modelling and identification phases is discussed and the proposed methodology is applyed in MPC.

A comparison between the proposed modern intelligent (fuzzy) approach and a classic (linear) approach is made. It is established that the MPC algorithm employing the proposed hybrid fuzzy model clearly outperforms the approach where a hybrid linear model is used, which justifies the usability of the hybrid fuzzy model.

The hybrid fuzzy formulation introduces a powerful model that can faithfully represent hybrid and nonlinear dynamics of systems met in industrial practice, therefore, this approach demonstrates a significant advantage for MPC resulting in a better control performance.

Key words: fuzzy systems, hybrid systems, model predictive control

Prejet 12. december, 2006
Odobren 11. januar, 2007

1 Uvod

Hibridni sistemi so dinamični sistemi, ki vključujejo zvezna in diskretna stanja. Veliko industrijskih procesov vsebuje poleg zvezne dinamike tudi diskretne komponente, kot so zaporni ventili, stikala ipd., zato se v zadnjem času hibridnim sistemom posveča precej pozornosti.

Prediktivno vodenje je pristop, pri katerem z napovedovanjem obnašanja procesa z uporabo modela določamo ustrezne regulirne signale. Bistvenega pomena je modeliranje procesa, ki je zaradi kompleksne hibridne in nelinearne dinamike številnih industrijskih procesov pogosto težavno. Za tovrstne sisteme klasične metode modeliranja in identifikacije, ki temeljijo na teoriji linearnih sistemov, niso primerne, zato potrebujemo posebne pristope.

Metode prediktivnega vodenja hibridnih sistemov uporabljajo različne zapise modelov, npr. mešani logično-dinamični (mixed logical dynamical – MLD) [3] ali odsekoma afini (piecewise affine – PWA) [14] modeli. Zapis PWA je ekvivalenten številnim razredom modelov hibridnih sistemov [7], vključno z MLD.

Mehki modeli so učinkoviti univerzalni aproksimatorji nelinearne dinamike. V [10] je prikazana hierarhična identifikacija mehkega preklopnega sistema. Avtorja v [5] primerjata dve metodi, ki izbirata strukturo za nelinearne modele z mešanimi zveznimi in diskretnimi vhodi. Mehka metoda vodenja za hibridne sisteme, ki temeljijo na hibridnih avtomatih, je uporabljena v [12]. Modeliranje nelinearnih sistemov za prediktivno vodenje je predstavljeno v [13], kjer avtorji opišejo analitični pristop prediktivnega vodenja v prostoru stanj. Metoda modeliranja in identifikacije je primerna samo za zvezne nelinearne sisteme, ne pa tudi za strukturno kompleksnejše hibridne sisteme. Kljub prednostim mehkih modelov večina metod prediktivnega vodenja hibridnih sistemov temelji na odsekoma afinih in ekvivalentnih modelih, kar je lahko problem pri izrazitih nelinearnostih. V primerjavi z mehkim modelom potrebuje model PWA bolj razdrobljen prostor stanj, da lahko ustrezno aproksimira nelinearnost. To v algoritem vodenja uvaja nove diskretne pomožne spremenljivke, kar poveča računsko kompleksnost optimizacije.

V članku je predstavljen učinkovit postopek za določitev hibridnega mehkega modela z uporabo identifikacije. Nekatere koncepte iz literature smo razširili na področje nelinearnih hibridnih sistemov. V drugem razdelku sta predstavljena struktura in kompakten zapis hierarhično zgrajenega hibridnega mehkega modela. V tretjem razdelku je predstavljena metoda za identifikacijo parametrov modela. V četrtem razdelku je predstavljen proces šaržnega reaktorja, v naslednjem razdelku pa simulacijski primer prediktivnega vodenja reaktorja s predlaganim hibridnim mehkim modelom, ki ga na koncu primerjamo še s klasičnim pristopom, tj. s prediktivnim vodenjem z uporabo hibridnega linearnega modela.

2 Modeliranje hibridnega mehkega modela

Modeli dinamičnih sistemov so navadno zgrajeni tako, da računajo nova stanja iz zakasnjenih vhodnih in izhodnih signalov. Pri časovno diskretnih nelinearnih modelih je pogosta struktura NARX.

$$\begin{aligned} \hat{y}_p(k+1) = F(y(k), ..., y(k-n+1), \\ u(k), ..., u(k-m+1)) \end{aligned} \tag{1}$$

V enačbi (1) so $y(k), ..., y(k-n+1)$ in $u(k), ..., u(k-m+1)$ zakasnjeni izhodni oz. vhodni signali. Model sistema torej predstavlja nelinearna funkcija F. V tem članku obravnavamo posebno skupino dinamičnih sistemov: nelinearne hibridne sisteme z diskretnimi vhodi.

2.1 Hierarhija hibridnega modela

Posebna skupina hibridnih sistemov so *preklopni* sistemi, pri katerih ne pride do skokov zveznih stanj pri preklopu diskretnih stanj. V članku se ukvarjamo s hibridnimi sistemi, ki so predstavljeni s hierarhičnim modelom, sestavljenim iz diskretnega in zveznega podmodela, pri čemer je diskretni del na vrhu hierarhije. Zapis modela v diskretnem času je predstavljen v enačbah (2) in (3).

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}_q(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) \tag{2}$$

$$q(k) = g(\mathbf{x}(k), q(k-1), \mathbf{u}(k)) \tag{3}$$

$\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ je vektor zveznih stanj, $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^n$ je vhodni vektor. $q \in \mathbb{Q}$ (kjer je $\mathbb{Q} = \{1, ..., s\}$) je diskretno stanje, ki določa način delovanja modela. Model ima s načinov delovanja. Stanja modela so torej v vsakem časovnem koraku k podana z množico $(\mathbf{x}(k), q(k))$ v definicijskem območju $\mathbb{R}^n \times \mathbb{Q}$. Lokalno obnašanje modela v enačbi (2) je odvisno od diskretnega stanja $q(k)$, ki določa trenutno funkcijo $\mathbf{f}_q$. Enačba (3) uvaja modifikacijo Witsenhausenovega zapisa hibridnega modela [17], tako da upošteva tudi vpliv vhodnega vektorja $\mathbf{u}(k)$ na diskretno stanje v naslednjem časovnem koraku $q(k+1)$.

2.2 Posplošitev modela Takagi-Sugeno na nelinearne hibridne sisteme

Mehki modeli so univerzalni aproksimatorji, ki lahko poljubno natančno aproksimirajo zvezno funkcijo [4, 6]. Model Takagi-Sugeno smo posplošili na nelinearne hibridne sisteme, tako da smo vključili diskretni del dinamike iz enačbe (3) v pravila mehkega modela, kot kaže enačba (4).

$$\begin{aligned} &\mathbf{R}^{jd}: \\ &\quad \textbf{če } q(k) \text{ je } Q_d \text{ in } y(k) \text{ je } A_1^j \text{ in ...} \\ &\quad\quad \text{... in } y(k-n+1) \text{ je } A_n^j, \\ &\quad \textbf{potem } \hat{y}_p(k+1) = f_{jd}(y(k), ..., y(k-n+1), \\ &\quad\quad u(k), ..., u(k-m+1)) \\ &\text{za } j = 1, ..., K \text{ in } d = 1, ..., s \end{aligned} \tag{4}$$

Premisa opisuje hibridno mehko razdelitev prostora stanj modela. $q(k) \in \{1, ..., s\}$ opisuje diskretno stanje, tj. način delovanja modela. Množice Q_d in A_i^j označujejo ostre oz. mehke podprostore, ki jih določajo ustrezne pripadnostne funkcije. V posledičnem delu je $\hat{y}_p(k+1)$ izhod modela, tj. napovedani izhod sistema v naslednjem časovnem koraku. V hibridnem mehkem modelu je za vsako pravilo $\mathbf{R}^{jd}$; $j = 1, ..., K$ in $d = 1, ..., s$ definirana funkcija f_{jd}, ki je v splošnem nelinearna, navadno pa afina, kot kaže enačba (5). $a_{1jd}, ..., a_{njd}, b_{1jd}, ..., b_{mjd}$ in r_{jd} so posledični parametri modela, ki pripadajo pravilu $\mathbf{R}^{jd}$.

$$\begin{aligned} &f_{jd}(y(k), ..., y(k-n+1), u(k), ..., u(k-m+1)) = \\ &= a_{1jd}\, y(k) + ... + a_{njd}\, y(k-n+1) + \\ &\quad + b_{1jd}\, u(k) + ... + b_{mjd}\, u(k-m+1) + r_{jd} \end{aligned} \tag{5}$$

Število pravil v modelu je največ $K \cdot s$. K je odvisen od števila mehkih pripadnostnih funkcij za vsako vhodno spremenljivko v premisi $y(k), ..., y(k-n+1), u(k), ..., u(k-m+1)$. Pripadnostne funkcije morajo prekriti celotno območje delovanja sistema, pri čemer pravila vsebujejo največ vse mogoče kombinacije pripadnostnih funkcij v prostoru spremenljivk v premisi. K je torej manjši ali enak produktu števil pripadnostnih funcij vsake spremenljivke v premisi. Odvisen je samo od števila mehkih množic A_i^j, saj pripadnostne funkcije niso odvisne od diskretnega stanja d. s je število načinov delovanja, tj. število pripadnostnih funkcij, ki določajo ostre množice Q_d.

Izhod hibridnega mehkega modela v kompaktni obliki podaja naslednja enačba.

$$\hat{y}_p(k+1) = \boldsymbol{\beta}(k)\ \boldsymbol{\Theta}^T(q)\ \boldsymbol{\psi}(k) \tag{6}$$

$\boldsymbol{\beta}(k) = [\beta_1(k)\ \beta_2(k)\ ...\ \beta_K(k)]$ so normirane stopnje pripadnosti za vsa pravila ($j = 1, ..., K$) v trenutnem časovnem koraku. $\beta_j(k)$, ki pripada množici pravil $\mathbf{R}^{jd}$ za vsak $d = 1, ..., s$, dobimo z uporabo *T-norme* [15]. V našem primeru je to normiran algebrski produkt pripadnostnih funkcij $\mu_{A_1^j}(y(k))\ ...\ \mu_{A_n^j}(y(k-n+1))$ [1, 2, 15].

$\boldsymbol{\Theta}(q)$ v enačbi (6) označuje matriko z $n+m+1$ vrsticami in K stolpci, ki vsebuje posledične parametre modela v trenutnem časovnem koraku. $\boldsymbol{\Theta}(q)$ je funkcija diskretnega stanja sistema $q(k)$, kot kaže enačba (7). Matrike $\boldsymbol{\Theta}_d$ vsebujejo posledične parametre modela za vsak način delovanja posebej in so časovno nespremenljive. Vsaka matrika $\boldsymbol{\Theta}_d$ je sestavljena iz K stolpcev $\boldsymbol{\Theta}_{jd} = [a_{1jd}\ ...\ a_{njd}\ \ b_{1jd}\ ...\ b_{mjd}\ \ r_{jd}]^T$, ki vsebujejo parametre za množico pravil $\{\mathbf{R}^{jd}\}$, pri čemer je d fiksen in $j = 1, ..., K$.

$$\boldsymbol{\Theta}(q) = \boldsymbol{\Theta}(q(k)) = \begin{cases} \boldsymbol{\Theta}_1 & \text{če} \quad q(k) = 1 \\ \vdots & \quad\quad \vdots \\ \boldsymbol{\Theta}_d & \text{če} \quad q(k) = d \\ \vdots & \quad\quad \vdots \\ \boldsymbol{\Theta}_s & \text{če} \quad q(k) = s \end{cases} \tag{7}$$

V enačbi (6) je $\boldsymbol{\psi}(k) = [y(k)\ \cdots\ y(k-n+1)\ \ u(k)\ \cdots\ u(k-m+1)\ \ 1]^T$ regresor v časovnem koraku k, ki vsebuje vse vhode modela, ki so v f_{jd}.

V splošnem imajo lahko hibridni mehki modeli več vhodov* in izhodov. Ko modeliramo sistem z več izhodi, lahko vedno uporabimo več vzporednih (pod)modelov z enim izhodom. Podobno lahko ravnamo pri sistemih višjega reda ($n > 1$): če so ustrezna stanja sistema, ki nadomestijo zakasnjene izhode $y(k-1)$, ..., $y(k-n+1)$, potrebne za izračun $\hat{y}_p(k+1)$, merljiva, je primerneje uporabiti več vzporednih ustreznih modelov nižjih redov.

*Če ima sistem več vhodov, regresor preprosto razširimo, tako da vključimo vse relevantne vhode modela.

3 Identifikacija hibridnega mehkega modela

Identifikacija hibridnega mehkega modela pomeni določitev njegovih parametrov $a_{1jd}, ..., a_{njd}$, $b_{1jd}, ..., b_{mjd}$ in r_{jd} za vsako pravilo $\mathbf{R}^{jd}$; $j = 1, ..., K$ in $d = 1, ..., s$, tj. določitev vseh matrik $\boldsymbol{\Theta}_d$.

Regresijsko matriko $\boldsymbol{\Psi}_{jd} = [\beta_j(k_1)\ \psi^T(k_1)\ \cdots\ \beta_j(k_{Pjd})\ \psi^T(k_{Pjd})]^T$ za pravilo $\mathbf{R}^{jd}$ določimo iz vhodnih podatkov sistema. Indeks k teče od k_1 do k_{Pjd}, pri čemer P_{jd} označuje število vhodno-izhodnih parov, ki ustrezajo pravilu $\mathbf{R}^{jd}$. V regresijski matriki so uporabljeni samo podatki, ki ustrezajo pogojema $q(k) = d$ in $\beta_j(k) \geq \delta$*. Parametre modela izračunamo z inverzijo matrik, zato pogoj $\beta_j(k) \geq \delta$ zagotavlja dobro pogojenost matrik.

Izhodna spremenljivka sistema je vključena v vektor izhodnih podatkov $\mathbf{Y}_{jd} = [\beta^j(k_1)\ \ y(k_1+1)\ \cdots\ \beta_j(k_1)\ \ y(k_{Pjd}+1)]^T$, ki ustreza pravilu $\mathbf{R}^{jd}$. Tudi v tem primeru velja, da so uporabljeni samo podatki iz časovnih korakov $(k+1)$, ki ustrezajo pogojema $q(k) = d$ in $\beta_j(k) \geq \delta$.

Parametre hibridnega mehkega modela določimo z metodo najmanjših kvadratov za vsako pravilo $\mathbf{R}^{jd}$ ($j = 1, ..., K$ in $d = 1, ..., s$) posebej: $\boldsymbol{\Theta}_{jd} = (\boldsymbol{\Psi}_{jd}^T \boldsymbol{\Psi}_{jd})^{-1} \boldsymbol{\Psi}_{jd}^T \mathbf{Y}_{jd}$.

Identifikacija temelji na dekompoziciji matrike vhodno-izhodnih podatkov $\boldsymbol{\Psi}$ v $K \cdot s$ podmatrik $\boldsymbol{\Psi}_{jd}$. Parametri se torej za vsako pravilo $\mathbf{R}^{jd}$ ($j = 1, ..., K$ in $d = 1, ..., s$) izračunajo posebej. Zaradi boljše pogojenosti podmatrik $\boldsymbol{\Psi}_{jd}$ v primerjavi s celotno matriko $\boldsymbol{\Psi}$ dobimo boljšo oceno parametrov modela, tj. manjše variance ocen parametrov v primerjavi s klasičnim postopkom, znanim iz literature [1, 2, 15, 16].

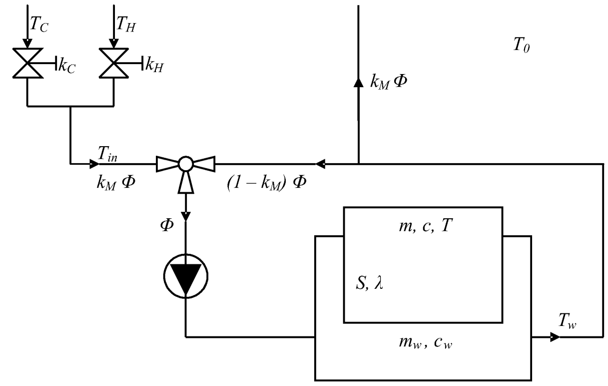
Parametre modela lahko v prediktivnem vodenju direktno uporabimo za napovedovanje obnašanja sistema, pri čemer se mora regulator sproti prilagajati na dinamične spremembe.

4 Šaržni reaktor

Prediktivno vodenje s hibridnim mehkim modelom smo preizkusili na simulacijskem primeru šaržnega reaktorja, ki se uporablja v proizvodnji zdravil. Cilj je regulacija temperature sestavin, ki se mešajo v reaktorju. Temperatura mora čim bolje slediti referenčni trajektoriji, ki je podana s predpisanim receptom.

Na sliki 1 je prikazana shema šaržnega reaktorja. Jedro reaktorja (temperatura T) se segreva oz. ohlaja skozi plašč reaktorja (temperatura T_w). Toplotni medij v plašču je mešanica sveže vhodne vode, ki vstopa v reaktor skozi zaporna ventila, in povratne vode. Voda v plašču ima stalen pretok ϕ. Dinamika šaržnega reaktorja je odvisna od njegovih fizičnih lastnosti: mase m

*δ označuje majhno pozitivno število.



Slika 1. Shema šaržnega reaktorja
Figure 1. Schematic representation of the batch reactor

in specifične toplote c sestavin v jedru oz. plašču reaktorja (indeks w označuje plašč), koeficienta toplotne prevodnosti λ, površine toplotnega stika S in konstantne temperature okolice T_0. T_{in} označuje temperaturo sveže vhodne vode, $T_C = 12\,^0C$ oz. $T_H = 75\,^0C$ pa temperaturo hladne oz. vroče vhodne vode. k_C in k_H sta poziciji zapornih ventilov za hladno oz. vročo vhodno vodo, k_M pa za mešalni ventil.

Temperatura vhodne vode je odvisna od dveh vhodov, tj. pozicije zapornih ventilov k_H in k_C. Mogoča sta dva načina delovanja: če je $k_C = 1$ in $k_H = 0$, je vhodna voda hladna ($T_{in} = T_C$), če pa je $k_C = 0$ in $k_H = 1$, je vhodna voda vroča ($T_{in} = T_H$). Razmerje med vhodno in povratno vodo določa mešalni ventil k_M, ki lahko zavzame šest vrednosti: 0, 0.01, 0.02, 0.05, 0.1 ali 1.

Obravnavamo torej multivariabilni sistem s tremi diskretnimi vhodi (k_M, k_H in k_C) in dvema merljivima izhodoma (T in T_w). Zaradi konstrukcijskih lastnosti je časovna konstanta temperature vode v plašču reaktorja veliko krajša kot v jedru, zato govorimo o togem sistemu.

4.1 Modeliranje in identifikacija šaržnega reaktorja

Šaržni reaktor lahko opišemo z naslednjimi diferencialnimi enačbami.

$$mc\frac{dT}{dt} = \lambda S(T_w - T) \tag{8}$$

$$m_w c_w \frac{dT_w}{dt} = \phi c_w k_M (T_{in} - T_w) - \lambda S(2T_w - T - T_0) \tag{9}$$

Model šaržnega reaktorja identificiramo v dveh korakih. Najprej razstavimo multivariabilni sistem na preprostejše podsisteme z več vhodi in enim izhodom, nato pa vsak podsistem identificiramo po opisani metodi. Vhodno-izhodne pare za identifikacijo generiramo z uporabo psevdonaključnega vhodnega signala.

Temperatura v jedru reaktorja T je odvisna od pretoka toplote med jedrom in plaščem reaktorja, ki je proporcionalen temperaturni razliki, zato lahko predpostavimo linearni model, kot kaže enačba (10). Po identifikaciji parametrov dobimo rezultat $\boldsymbol{\theta}$ (glej enačbo (11)).

$$\hat{T}(k+1) = \boldsymbol{\theta}^T \left[T_w(k)\ \ T(k)\right]^T \tag{10}$$

$$\boldsymbol{\theta} = \left[0.0033\ \ 0.9967\right]^T \tag{11}$$

Temperatura v plašču reaktorja T_w je odvisna od pretoka toplote med plaščem reaktorja in jedrom ter med plaščem reaktorja in okolico, upoštevati pa moramo tudi pretok toplote zaradi dotoka sveže vhodne vode in iztoka vode iz plašča. Podmodel temperature v plašču reaktorja ima dva načina delovanja: vroča vhodna voda ($q = 1$) in hladna vhodna voda ($q = 2$). Ta razdelitev določa diskretni del podmodela ($\boldsymbol{\Theta_1}$ za $q = 1$ in $\boldsymbol{\Theta_2}$ za $q = 2$), ki ga predstavlja enačba (12).

$$q(k) = \left\{ \begin{array}{lll} 1 & ; & k_C(k) = 0 \bigwedge k_H(k) = 1 \\ 2 & ; & k_C(k) = 1 \bigwedge k_H(k) = 0 \end{array} \right. \tag{12}$$

Mehčanje izvedemo glede na temperaturo v plašču reaktorja $T_w(k)$. Izbrali smo $K = 5$ normiranih trikotnih pripadnostnih funkcij z maksimumi pri 12 ^0C, 20 ^0C, 40 ^0C, 60 ^0C in 70 ^0C, tako da smo zajeli celotno delovno območje. Oblika pripadnostnih funkcij zagotavlja, da so normirane stopnje pripadnosti $\beta_j(T_w)$ enake pripadnostim $\mu_j(T_w)$.

Predpostavimo afine lokalne modele, ki ustrezajo posameznemu pravilu, in zapišemo lahko izhod modela v kompaktni obliki, kot kaže enačba (13). Po identifikaciji parametrov za vsako pravilo $\mathbf{R}^{jd}$ posebej lahko zgradimo matriki s parametri modela v enačbi (14).

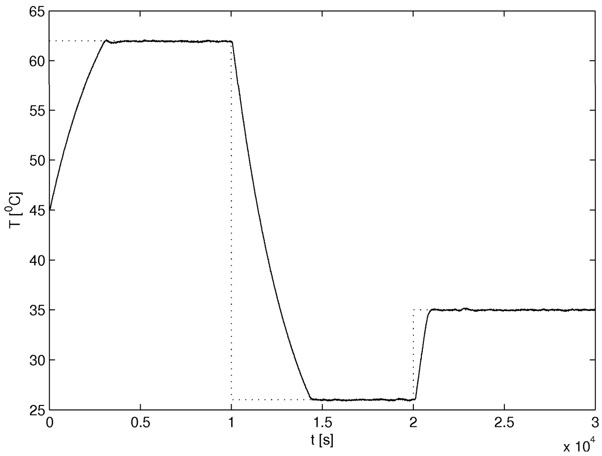
$$\hat{T}_w(k+1) = \boldsymbol{\beta}(k)\boldsymbol{\Theta}^T(q)\left[T_w(k)\ T(k)\ k_M(k)\ 1\right]^T \tag{13}$$

$$\boldsymbol{\Theta}_1 = \left[\begin{array}{ccccc} 0.9453 & 0.9431 & 0.9429 & 0.9396 & 0.7910 \\ 0.0376 & 0.0458 & 0.0395 & 0.0339 & 0.0225 \\ 19.6748 & 16.7605 & 10.5969 & 3.9536 & 1.6856 \\ 0.3021 & 0.2160 & 0.5273 & 1.2701 & 12.0404 \end{array}\right]$$

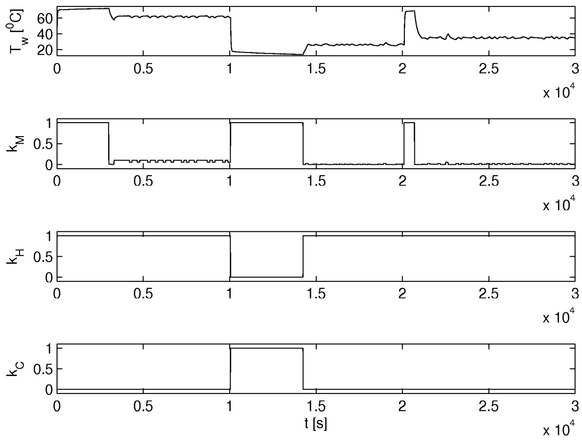
$$\boldsymbol{\Theta}_2 = \left[\begin{array}{ccccc} 0.9803 & 0.9740 & 0.9322 & 0.9076 & 0.8945 \\ 0.0025 & 0.0153 & 0.0466 & 0.0466 & 0.0111 \\ -0.0704 & -0.6956 & -7.8013 & -12.2555 & -18.7457 \\ 0.2707 & 0.2033 & 0.5650 & 1.9179 & 5.6129 \end{array}\right] \tag{14}$$

5 Vodenje šaržnega reaktorja

V tem razdelku prikažemo prediktivno vodenje s hibridnim mehkim modelom na primeru šaržnega reaktorja [9]. Uporabljeni algoritem za vodenje sistemov z diskretnimi vhodi je natančno opisan v [11, 8]. Uporabljena kriterijska funkcija (ustrezno uteženo) upošteva vsoto kvadratov odstopanja temperature v jedru T od referenčne temperature T_{ref} in premike ventilov med vodenjem in je podana v enačbi (15). Tako preprečimo tudi neželene premike ventilov zaradi šuma. Končni predikcijski horizont v algoritmu je $H = 4$, čas vzorčenja je $T_S = 10$ s, vhodi pa so konstantni skozi $Z = 15$ časovnih korakov.



Slika 2. Temperatura v jedru reaktorja T (polna črta) in referenčna temperatura T_{ref} (prekinjena črta)
Figure 2. Core temperature T (solid line) and reference temperature T_{ref} (dotted line)



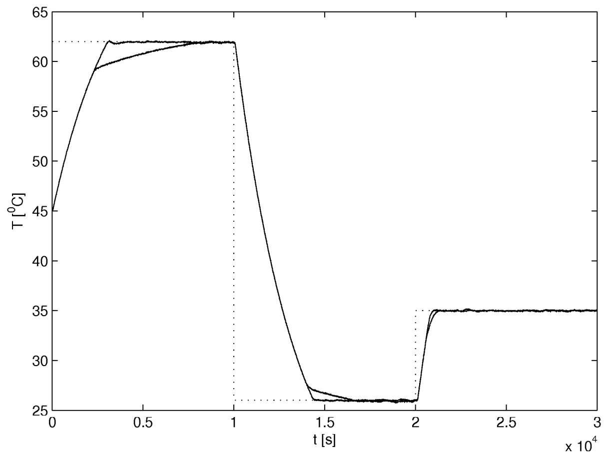
Slika 3. Drugi signali
Figure 3. Other signals

$$
\begin{aligned}
&J(X_k^{k+h}, Q_k^{k+h}, U_k^{k+h-1}, k, h) = \\
&= J(X_k^{k+h-1}, Q_k^{k+h-1}, U_k^{k+h-2}, k, h-1) + \\
&+ (T(k+h) - T_{ref}(k+h))^2 + \\
&+ 15 \cdot (k_C(k+h) \cdot k_H(k+h-1)) + \\
&+ 0.03 \cdot |k_M(k+h) - k_M(k+h-1)| \cdot k_H(k+h-1)
\end{aligned} \tag{15}
$$

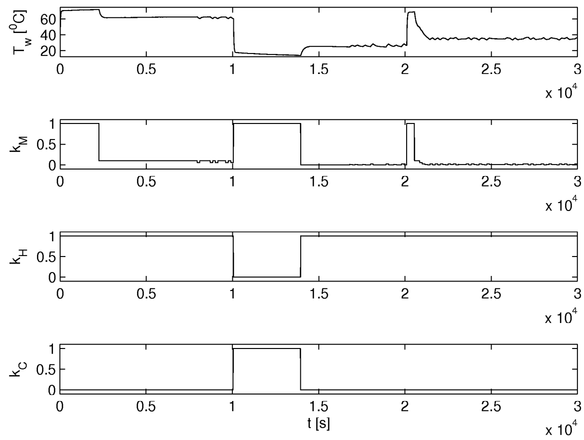
Rezultati eksperimenta so podani na slikah 2 in 3. Ugotovimo lahko, da temperatura v jedru reaktorja dobro sledi referenčni temperaturi T_{ref}.

5.1 Primerjava prediktivnega vodenja s hibridnim mehkim in hibridnim linearnim modelom

Predlagani pristop iz prejšnjega razdelka tu primerjamo s prediktivnim vodenjem s hibridnim linearnim modelom, ki ga izpeljemo iz hibridnega mehkega modela, tako da podmodel za temperaturo v plašču reaktorja T_w lineariziramo sredi območja delovanja, tj. uporabimo hibridni mehki model s fiksnim vektorjem normiranih stopenj pripadnosti $\boldsymbol{\beta} = [0\ 0\ 1\ 0\ 0]$. Izhod podmodela je zapisan v enačbi (16), parametri pa v enačbi (17).



Slika 4. Temperatura v jedru T pri uporabi hibridnega mehkega modela (bliže referenci) in hibridnega linearnega modela
Figure 4. Core temperature T in case the hybrid fuzzy model (closer to the reference) and the hybrid linear model is employed



Slika 5. Drugi signali
Figure 5. Other signals

$$
\begin{aligned}
&\hat{T}_w(k+1) = \\
&= \begin{cases} \boldsymbol{\Theta}_{1,lin}^T [T_w(k)\ T(k)\ k_M(k)\ 1]^T; & k_C = 0 \quad k_H = 1 \\ \boldsymbol{\Theta}_{2,lin}^T [T_w(k)\ T(k)\ k_M(k)\ 1]^T; & k_C = 1 \quad k_H = 0 \end{cases}
\end{aligned} \tag{16}
$$

$$
\begin{aligned}
\mathbf{\Theta}_{1,lin} &= [0.9429\ \ 0.0395\ \ 10.5969\ \ 0.5273]^T \\
\mathbf{\Theta}_{2,lin} &= [0.9322\ \ 0.0466\ \ -7.8013\ \ 0.5650]^T
\end{aligned}
\tag{17}
$$

Rezultati eksperimenta s hibridnim linearnim modelom so podani na slikah 4 in 5. Iz rezultatov lahko ugotovimo, da uporaba inteligentnega pristopa s hibridnim mehkim modelom v prediktivnem vodenju omogoča znatno izboljšavo kakovosti vodenja glede na klasičen pristop s hibridnim linearnim modelom.

6 Sklep

V članku smo predstavili kompaktni zapis hibridnega mehkega modela in njegovo uporabo pri prediktivnem vodenju nelinearnih hibridnih sistemov z diskretnimi vhodi. Razložili smo hierarhično zgradbo modela in posplošili mehki model Takagi-Sugeno na hibridne sisteme. Predstavljena je bila tudi učinkovita metoda za identifikacijo tovrstnih sistemov.

Z ustreznim algoritmom za prediktivno vodenje smo pristop preverili na simulacijskem primeru šaržnega reaktorja. Na koncu smo primerjali inteligentni (mehki) pristop s klasičnim (linearnim) pristopom. Ugotovili smo, da je vodenje s hibridnim mehkim modelom očitno boljše od vodenja s hibridnim linearnim modelom.

Hibridni mehki model je učinkovit pristop za modeliranje in identifikacijo nelinearnih in hibridnih značilnosti dinamičnih sistemov, ki jih srečujemo v industrijski praksi, kar se pri uporabi v prediktivnem vodenju odraža v izboljšanju kakovosti vodenja.

7 Literatura

[1] Robert Babuska. *Fuzzy Modeling for Control.* Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA, 1998.

[2] Robert Babuska and Henk. B. Verbruggen. An overview of fuzzy modelling for control. *Control Engineering Practice*, 4(11):1593–1606, 1996.

[3] Alberto Bemporad and Manfred Morari. Control of systems integrating logic, dynamics and constraints. *Automatica*, 35(3):407–427, 1999.

[4] Juan Castro. Fuzzy logic controllers are universal approximators. *IEEE Trans. System Man Cybernet*, 25:629–635, 1995.

[5] Daniela Girimonte and Robert Babuska. Structure for nonlinear models with mixed discrete and continuous inputs: a comparative study. In *Proc. of IEEE International Conf. on system, Man and Cybernetics*, pages 2392–2397, 2004.

[6] Federico Girosi and Tomaso Poggio. Networks and the best approximation property. *Biological Cybernetics*, 63:169–176, 1990.

[7] W.P.M.H. Heemels, Bart De Schutter, and Alberto Bemporad. Equivalence of hybrid dynamical models. *Automatica*, 37(7):1085–1091, July 2001.

[8] Gorazd Karer, Gašper Mušič, and Borut Zupančič. Predictive control of temperature in a batch reactor with discrete inputs. In *Proceedings of the 2005 IEEE International Symposium on Intelligent Control and 2005 Mediterranean Conference on Control and Automation*, pages 855–860, Limassol, June 2005. IEEE.

[9] Gregor Klančar, Igor Škrjanc, Borut Fortuna, and Borut Jereb. Prediktivna regulacija temperiranja šaržnega reaktorja v farmacevtski industriji. *Ventil*, 11(2):90–94, 2005.

[10] Rainer Palm and Dimiter Driankov. Fuzzy switched hybrid systems – modelling and identification. In *Proc. of the 1998 IEEE/ISCI/CIRA/SAS Joint Conf., Gaithersburg MD*, pages 130–135, September 1998.

[11] Boštjan Potočnik, Gašper Mušič, and Borut Zupančič. Model predictive control of discrete time hybrid systems with discrete inputs. *ISA Transactions*, 44(2):199–211, 2005.

[12] Yong Qin and Li-Min Jia. Fuzzy hybrid control and its application in complex combustion processes. In *2002 IEEE International Conference on Artificial Intelligence Systems (ICAIS'02)*, page 78. IEEE, 2002.

[13] Igor Škrjanc and Drago Matko. Fuzzy predictive functional control in the state space domain. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 31:283–297, 2001.

[14] Eduardo Sontag. Nonlinear regulation: The piecewise linear approach. *IEEE Transactions on Automatic control*, 26(2):346–358, 1981.

[15] Michio Sugeno and Kazuo Tanaka. Successive identification of a fuzzy model and its application to prediction of a complex system. *Fuzzy Sets and Systems*, 42:315–334, 1991.

[16] Tomohiro Takagi and Michio Sugeno. Fuzzy identification of systems and its application to modelling and control. *IEEE Trans. System Man Cybernet.*, 15:116–132, 1985.

[17] Hans S. Witsenhausen. A class of hybrid-state continuous time dynamic systems. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 11(2):161–167, 1966.

Gorazd Karer je mladi raziskovalec na Fakulteti za elektrotehniko v Ljubljani. Raziskovalno se ukvarja s hibridnimi sistemi in s področjem prediktivnega vodenja.

Gašper Mušič je diplomiral leta 1992, magistriral leta 1995 in doktoriral leta 1998 na Fakulteti za elektrotehniko Univerze v Ljubljani. Je izredni profesor na Fakulteti za elektrotehniko v Ljubljani. Raziskuje dinamične sisteme diskretnih dogodkov in hibridne sisteme, pa tudi računalniško vodenje industrijskih procesov, nadzorne sisteme ter sisteme za vodenje in informatizacijo proizvodnje.

Igor Škrjanc je leta 1988 diplomiral na Fakulteti za elektrotehniko. Na isti ustanovi je leta 1991 magistriral in leta 1996 doktoriral z disertacijo Mehko adaptivno vodenje. Njegovo raziskovalno delo je usmerjeno v področje identifikacije nelinearnih sistemov, vodenja nelinernih sistemov, mehkega vodenja, adaptivnega vodenja, mehkega adaptivnega vodenja in prediktivnega vodenja.

Borut Zupančič je študiral na smeri Avtomatika na Fakulteti za elektrotehniko v Ljubljani. Od leta 1977 je zaposlen na Fakulteti za elektrotehniko v Ljubljani. Leta 1979 je bil izvoljen v naziv asistent, leta 1989 je doktoriral s področja razvoja orodij za računalniško podprto načrtovanje sistemov vodenja, leta 1990 je bil izvoljen v naziv docent, leta 1995 v naziv izredni profesor in leta 2000 v naziv redni profesor. Področja dela: simulacija, računalniško podprto modeliranje in vodenje procesov.