

ADAPTIVNÍ ŘÍZENÍ SYSTÉMU TŘÍ NÁDRŽÍ V PROSTŘEDÍ MATLAB&SIMULINK

P. Navráti, V. Bobál

Ústav řízení procesů, Institut řízení procesů a aplikované informatiky
Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně
Náměstí T. G. Masaryka 275, 762 72 Zlín

Abstrakt

Rekurzivní metody identifikace hrají důležitou roli při zajištění sledování časově proměnlivých parametrů modelu dynamického procesu. Článek se zabývá několika známými rekurzivními identifikačními metodami pro odhad parametrů modelu ARX, ARMAX a OE, za účelem zvýšení spolehlivosti a výkonnosti samočinně se nastavujícího regulátoru. Jednotlivé rekurzivní metody identifikace byly otestovány při řízení reálného laboratorního modelu – DTS200 - Systém tří nádrží.

1 Úvod

S rozvojem výpočetní techniky se stále více dostávají do popředí adaptivní řídicí systémy, které jsou schopny reagovat na změny parametrů procesu, způsobené změnami v provozních režimech, změnami vlastností surovin, paliva, zařízení apod., se kterými se pevně seřízené regulátory nemohou vyrovnat. V adaptivním řízení je úloha identifikace stejně důležitá jako role syntézy regulátoru.

Součástí skupiny adaptivní regulátorů jsou i samočinně se nastavující regulátory (STC), které jsou založeny na průběžné identifikaci odhadů proměnlivých parametrů modelu procesu a následné syntéze regulátoru. Je proto třeba použít dostatečně přesné a spolehlivé rekurzivní identifikační metody, které jsou schopny tyto parametry identifikovat v poměrně krátkém čase.

Identifikace pro adaptivní řízení má ovšem svá specifika, která vedou k tomu, že se v převážné míře odhadují parametry regresního modelu (ARX – *AutoRegressive with eXogenous input*) a používá se metoda nejmenších čtverců [1]. V určitých situacích, kdy je měřená veličina výrazně zatížená šumem, jehož vlastnosti nelze charakterizovat parametry odhadovaného modelu (případ je častější za situace, kdy se pracuje s omezenou strukturou identifikovaného modelu), vede MNČ k odhadům vychýlených a nekonzistentních parametrů a následně k návrhu regulátoru, který nemusí spolehlivě pracovat.

Problém lze odstranit použitím jiných složitějších typů modelů, např. modelu ARMAX (*AutoRegressive Moving Average with eXogenous input*), modelu OE (*Output Error Model*). Případně je potřeba použít pro odhad parametrů modelů jiných identifikačních procedur, např. metodu instrumentální proměnné (*Instrumental Variable Method*), která se používá pro odhad parametrů modelu ARX. Pro odhad parametrů modelu ARMAX lze použít rozšířenou metodu nejmenších čtverců (*Extended Least Square Method*), popř. metodu predikčních chyb (*Prediction Error Method*).

V tomto příspěvku jsou uvažovány následující metody rekurzivní identifikace: metoda nejmenších čtverců (RLS) a metoda instrumentální proměnné (RIV), které jsou použity pro odhad parametrů modelu ARX. Pro získání odhadu parametrů modelů ARMAX a OE je využito metody pseudolineární regrese (RPLR) a metody chyby predikce (RPEM).

2 Struktura modelu

Jedním ze základních kroků při identifikaci se rozumí výběr vhodného typu modelu. Struktura modelu by měla co nejlépe vystihovat vlastnosti reálného systému a také účel pro který je model určen.

Obecný lineární model má následující tvar

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)F(q)}u(k) + \frac{C(q)}{A(q)D(q)}n(k) \quad (1)$$

kde

$$\begin{aligned}
A(q) &= 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{na} q^{-na} \\
B(q) &= b_1 q^{-1} + b_2 q^{-2} + \dots + b_{nb} q^{-nb} \\
C(q) &= 1 + c_1 q^{-1} + \dots + c_{nc} q^{-nc} \\
D(q) &= 1 + d_1 q^{-1} + \dots + d_{nd} q^{-nd} \\
F(q) &= 1 + f_1 q^{-1} + \dots + f_{nf} q^{-nf}
\end{aligned} \tag{2}$$

jsou jednotlivé polynomy a $y(k)$, $u(k)$ jsou výstupní a vstupní signály. Bílý šum $n(k)$ má nulovou střední hodnotu a konstantní rozptyl.

Všechny lineární modely mohou být odvozeny z výše uvedeného obecného lineárního modelu na základě jeho zjednodušování. V této práci jsou brány v úvahu tři základní lineární modely.

ARX model ($C=D=F=1$):

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)} u(k) + \frac{1}{A(q)} n(k) \tag{3}$$

ARMAX model ($D=F=1$):

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)} u(k) + \frac{C(q)}{A(q)} n(k) \tag{4}$$

OE model ($A=C=D=1$):

$$y(k) = \frac{B(q)}{F(q)} u(k) + n(k) \tag{5}$$

3 Rekurzivní metody identifikace

Algoritmus rekurzivní identifikace je nedílnou součástí samočinně se nastavujícího regulátoru (STC) a hraje důležitou roli při zajištění sledování časově proměnlivých parametrů. Bylo navrženo mnoho algoritmů rekurzivní identifikace, např. [6], [9], [10]. V této části budou uvedeny některé z nich, včetně tzv. faktorů zapomínání, které slouží k zajištění sledování časově proměnlivých parametrů.

3.1 RLS

Tato metoda může být použita pro odhad parametrů modelu ARX. Algoritmus rekurzivní metody nejmenších čtverců je dán následujícími vztahy

$$\begin{aligned}
\hat{e}(k) &= y(k) - \boldsymbol{\phi}^T(k) \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) \\
\mathbf{L}(k) &= \frac{\mathbf{C}(k-1) \boldsymbol{\phi}(k)}{1 + \boldsymbol{\phi}^T(k) \mathbf{C}(k-1) \boldsymbol{\phi}(k)} \\
\hat{\boldsymbol{\theta}}(k) &= \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \mathbf{L}(k) \hat{e}(k) \\
\mathbf{C}(k) &= \mathbf{C}(k-1) - \mathbf{L}(k) \boldsymbol{\phi}^T(k) \mathbf{C}(k-1)
\end{aligned} \tag{6}$$

kde $\mathbf{L}(k)$ značí matici zesílení, $\mathbf{C}(k)$ je kovarianční matice odhadovaných parametrů, $\hat{\boldsymbol{\theta}}(k)$ je vektor odhadovaných parametrů a $\boldsymbol{\phi}(k)$ je tzv. regresní vektor (vektor dat).

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}^T(k) = [a_1, \dots, a_{na}, b_1, \dots, b_{nb}] \tag{7}$$

$$\boldsymbol{\phi}^T(k) = [-y(k-1), \dots, -y(k-na), u(k-1), \dots, u(k-nb)] \tag{8}$$

Základní algoritmus rekurzivní metody nejmenších čtverců předpokládá, že parametry modelu procesu jsou konstantní. V mnoha případech, je ale požadováno, aby bylo možno sledovat změny v množině parametrů. V takovém případě, je nezbytné, zavést do základního algoritmu úpravu, která zajistí sledování časově proměnlivých parametrů. Bylo navrženo několik implementací, např. [3], [5], [6], [9].

RLS s konstantním exponenciálním zapomináním

Kovarianční matice je dána následujícím vztahem

$$\mathbf{C}(k) = \frac{1}{\lambda} \left(\mathbf{C}(k-1) - \frac{\mathbf{C}(k-1)\boldsymbol{\phi}(k)\boldsymbol{\phi}^T(k)\mathbf{C}(k-1)}{\lambda + \boldsymbol{\phi}^T(k)\mathbf{C}(k-1)\boldsymbol{\phi}(k)} \right) \quad (9)$$

faktor zapominání se volí z intervalu $0 < \lambda < 1$.

Rekurzivní metoda s konstantním exponenciálním zapomináním má jednu nevýhodu. Pokud metoda nedostane delší čas nové informace, dojde k tomu, že hodnota kovarianční matice bude exponenciálně růst s faktorem λ , což může vést k numerické nestabilitě identifikačního algoritmu, a tím i k nestabilitě uzavřeného regulačního obvodu.

RLS s proměnlivým exponenciálním zapomináním

Faktor proměnlivého exponenciálního zapominání je dán vztahem

$$\lambda(k) = \lambda_0 \lambda(k-1) + 1 - \lambda_0 \quad (10)$$

počáteční hodnota faktoru zapominání se volí $\lambda(0) = \lambda_0 \in \langle 0,95; 0,99 \rangle$

RLS s konstantním směrovým zapomináním

Zabraňuje vzniku tzv. wind-up jevu, který může vzniknout při použití konstantního exponenciálního zapominání v důsledku nedostatečného vybuzení. Metoda se směrovým zapomináním, zapomíná pouze v tom směru, ve kterém přišli nové informace. Rovnice popisující tuto metodu vypadají následovně.

Kovarianční matice je dána vztahem

$$\mathbf{C}(k) = \mathbf{C}(k-1) - \frac{\mathbf{C}(k-1)\boldsymbol{\phi}(k)\boldsymbol{\phi}^T(k)\mathbf{C}(k-1)}{\varepsilon^{-1} + \boldsymbol{\phi}^T(k)\mathbf{C}(k-1)\boldsymbol{\phi}(k)} \quad (11)$$

faktor směrového zapominání

$$\varepsilon(k-1) = \lambda' - \frac{1 - \lambda'}{\boldsymbol{\phi}^T(k)\mathbf{C}(k-1)\boldsymbol{\phi}(k)} \quad (12)$$

kde hodnota λ' je volena obdobně jako u algoritmu s exponenciálním zapomináním.

RLS se směrovým adaptivním zapomináním

Detailní popis tohoto algoritmu lze nalézt v [4].

$$\varepsilon(k) = \varphi(k) - \frac{1 - \varphi(k)}{\xi(k-1)} \quad (13)$$

kde

$$\xi(k-1) = \boldsymbol{\phi}^T(k)\mathbf{C}(k-1)\boldsymbol{\phi}(k) \quad (14)$$

hodnota adaptivního směrového zapominání je dána následujícím vztahem

$$\varphi(k) = \left\{ 1 + (1 + \rho) \left[\ln(1 + \xi(k-1)) \right] + \left[\frac{(\nu(k-1) + 1)\eta(k-1)}{1 + \xi(k-1) + \eta(k-1)} - 1 \right] \frac{\xi(k-1)}{1 + \xi(k-1)} \right\}^{-1} \quad (15)$$

a pomocné proměnné jsou dány

$$\eta(k) = \frac{\hat{e}^2(k)}{\lambda(k)}, \quad \nu(k) = \varphi(k)[\nu(k-1) + 1], \quad \lambda(k) = \varphi(k) \left[\lambda(k-1) + \frac{\hat{e}^2(k-1)}{1 + \xi(k-1)} \right] \quad (16)$$

3.2 RIV

Lze dokázat, že pokud není reálný proces ovlivňován šumem takovým způsobem jak je předpokládáno u modelu ARX, odhady parametrů získané pomocí metody nejmenších čtverců jsou vychýlené a nekonzistentní. Základní myšlenka této metody je založena na modifikaci normálových rovnic.

Algoritmus rekurzivní metody instrumentální proměnné je dán následujícími vztahy

$$\begin{aligned} \hat{e}(k) &= \mathbf{y}(k) - \boldsymbol{\phi}^T(k) \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) \\ \mathbf{L}(k) &= \frac{\mathbf{C}(k-1) \mathbf{z}(k)}{1 + \boldsymbol{\phi}^T(k) \mathbf{C}(k-1) \mathbf{z}(k)} \\ \hat{\boldsymbol{\theta}}(k) &= \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \mathbf{L}(k) \hat{e}(k) \\ \mathbf{C}(k) &= \mathbf{C}(k-1) - \mathbf{L}(k) \boldsymbol{\phi}^T(k) \mathbf{C}(k-1) \end{aligned} \quad (17)$$

kde $\mathbf{L}(k)$ značí matici zesílení, $\mathbf{C}(k)$ je kovarianční matice odhadovaných parametrů, $\hat{\boldsymbol{\theta}}(k)$ je vektor parametrů, $\boldsymbol{\phi}(k)$ je regresní vektor (vektor dat) a $\mathbf{z}(k)$ je instrumentální proměnná

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}^T(k) = [a_1, \dots, a_{na}, b_1, \dots, b_{nb}] \quad (18)$$

$$\boldsymbol{\phi}^T(k) = [-y(k-1), \dots, -y(k-na), u(k-1), \dots, u(k-nb)] \quad (19)$$

Volba instrumentu určuje chování metody instrumentální proměnné. Některé běžné způsoby volby instrumentu jsou uvedeny v [2], [9].

Typická volba instrumentální proměnné nezávislé na modelu

$$\mathbf{z}^T(k) = [u(k-1), \dots, u(k-na-nb)] \quad (20)$$

a instrumentální proměnné závislé na modelu

$$\mathbf{z}^T(k) = [-y_u(k-1), \dots, -y_u(k-na), u(k-1), \dots, u(k-nb)] \quad (21)$$

kde hodnota $y_u(k-1)$ je generována pomocí následující diferencní rovnice a aktuálních odhadů parametrů

$$\begin{aligned} y_u(k) &= \hat{b}_1(k)u(k-1) + \dots + \hat{b}_{nb}(k)u(k-nb) \\ &\quad - \hat{a}_1(k)y_u(k-1) - \dots - \hat{a}_{na}(k)y_u(k-na) \end{aligned} \quad (22)$$

3.3 RPLR

Rekurzivní pseudolineární regrese pro model OE

Formálně je metoda shodná s rekurzivní metodou nejmenších čtverců, rozdíl spočívá ve vektoru dat a parametrů.

Vektor parametrů

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}^T(k) = [b_1, \dots, b_{nb}, f_1, \dots, f_{nf}] \quad (23)$$

Regresní vektor (vektor dat)

$$\boldsymbol{\phi}^T(k) = [u(k-1), \dots, u(k-nb), -w(k-1), \dots, -w(k-nf)] \quad (24)$$

kde $w(k-1)$ je generována pomocí následující diferenční rovnice a aktuálních odhadů parametrů

$$w(k) = \hat{b}_1(k)(k-1) + \dots + \hat{b}_{nb}(k)(k-nb) - \hat{f}_1(k)w(k-1) - \dots - \hat{f}_{nf}(k)w(k-nf) \quad (25)$$

Rekurzivní pseudolineární regrese pro model ARMAX

Formálně je metoda shodná s rekurzivní metodou nejmenších čtverců, rozdíl spočívá ve vektoru dat a parametrů. Tato metoda je také nazývána rekurzivní rozšířená metoda nejmenších čtverců (RELS).

Vektor parametrů

$$\hat{\Theta}^T(k) = [a_1, \dots, a_{na}, b_1, \dots, b_{nb}, c_1, \dots, c_{nc}] \quad (26)$$

Regresní vektor (vektor dat)

$$\phi^T(k) = [-y(k-1), \dots, -y(k-na), u(k-1), \dots, u(k-nb), \eta(k-1), \dots, \eta(k-nc)] \quad (27)$$

nebo

$$\phi^T(k) = [-y(k-1), \dots, -y(k-na), u(k-1), \dots, u(k-nb), \hat{e}(k-1), \dots, \hat{e}(k-nc)] \quad (28)$$

kde $\eta(k)$ značí rezidua a $\hat{e}(k)$ je chyba predikce.

3.4 RPEM

Tato metoda umožňuje rekurzivně odhadovat parametry všech výše uvedených modelů. Protože některé z těchto modelů jsou nelineární v parametrech, neexistuje exaktní rekurzivní algoritmus, a proto musí být použito aproximací ([7], [9]). Na metodu predikčních chyb může být nahlíženo jako na nelineární Gauss-Newtonovu metodu nejmenších čtverců.

Gauss-Newtonova metoda je založena na aproximaci Hessovy matice pomocí gradientů. Takže, rekurzivní metoda predikčních chyb vyžaduje výpočet gradientu $\psi(k)$ výstupu modelu, podle jednotlivých parametrů.

$$\psi^T(k) = \frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial \Theta(k)} = \left[\frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial \Theta_1(k)} \quad \frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial \Theta_2(k)} \quad \dots \quad \frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial \Theta_n(k)} \right] \quad (29)$$

Struktura modelu ovlivňuje způsob, jakým jsou v algoritmu počítány hodnoty $\hat{e}(k)$ a $\psi(k)$ z předchozích vypočtených dat a odhadů parametrů.

Algoritmus rekurzivní metody predikční chyby má následující formu

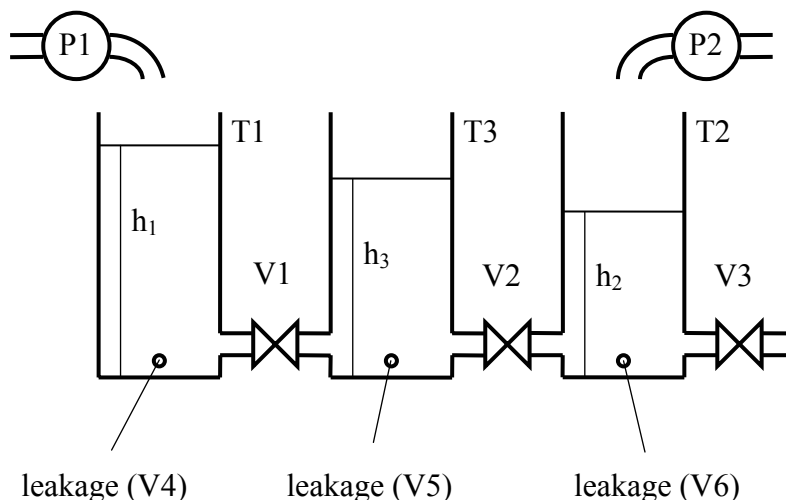
$$\begin{aligned} \hat{e}(k) &= y(k) - \phi^T(k) \hat{\Theta}(k-1) \\ L(k) &= \frac{P(k-1) \psi(k)}{1 + \psi^T(k) P(k-1) \psi(k)} \\ \hat{\Theta}(k) &= \hat{\Theta}(k-1) + L(k) \hat{e}(k) \\ P(k) &= P(k-1) - L(k) \psi^T(k) P(k-1) \end{aligned} \quad (30)$$

kde $P(k)$ značí kovarianční matici.

4 Experimentální ověření - řízení reálného laboratorního modelu DTS 200

Rekurzivní algoritmy identifikace uvedené výše, byly otestovány při reálném adaptivním řízení laboratorního modelu DTS200 – systém tří nádrží, pomocí samočinně se nastavujícího LQ regulátoru. Regulátor je založen na minimalizaci kvadratického kritéria s penalizací výstupního signálu. Minimalizace kvadratického kritéria je realizována pomocí spektrální faktorizace [1].

Systém DTS200 se skládá ze tří propojených válcových nádrží, dvou čerpadel, šesti ventilů, trubek, senzorů výšky hladiny v jednotlivých nádržích a dalších elementů. Čerpadlo P1 řídí přítok kapaliny do nádrže T1, čerpadlo P2 řídí přítok kapaliny do nádrže T2. Průtok kapaliny mezi nádrží T1 a nádrží T3 lze ovlivňovat pomocí ventilu V1, průtok kapaliny mezi nádrží T3 a T2 lze ovlivňovat pomocí ventilu V2 a výtok z nádrže T2 může být ovlivněn pomocí ventilu V3. Systém také nabízí možnost simulace unikání kapaliny z jednotlivých nádrží otevíráním ventilů V4, V5 a V6.

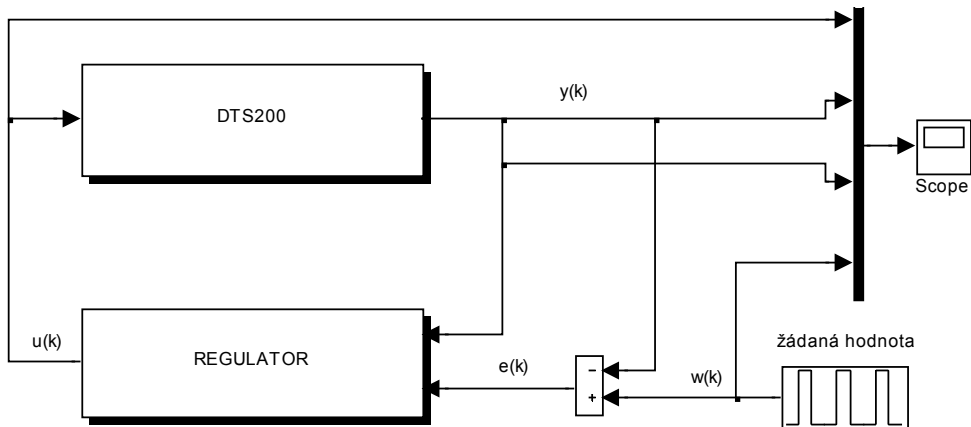


Obr. 1: Schéma DTS200 - Systém tří nádrží

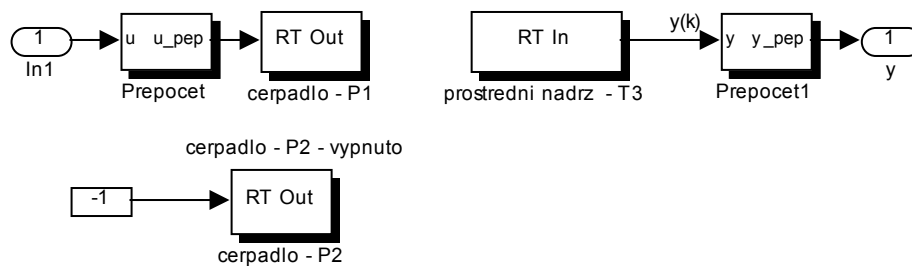
Spojení personálního počítače a reálného laboratorního modelu bylo realizováno pomocí technologické karty Advantech PCI-1711. Jednotlivé rekurzivní metody identifikace byly naprogramovány ve formě m-souborů v programovém prostředí MATLAB. Komunikace s technologickou kartou v reálném čase byla realizována pomocí funkcí Real-Time Toolboxu. Schéma pro řízení reálného laboratorního modelu je uvedeno na Obr. 2.

V průběhu experimentů byla poloha ventilů konstantní a nastavena na následující hodnoty: ventily V1, V2, V3 byly plně otevřeny, poloha ventilu V4 (únik kapaliny z nádrže T1) a poloha ventilu V5 (únik kapaliny z nádrže T3) byla nastavena přibližně na polovinu jejich pracovního rozsahu.

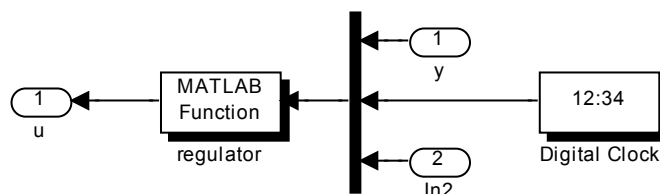
Vstupní a výstupní signál byl zvolen následujícím způsobem: regulovaná veličina během experimentu byla výška hladiny v prostřední nádrži T3, akční zásah bylo vstupní napětí (ve voltech) do čerpadla P1.



Obr. 2: Schéma pro reálné adaptivní řízení laboratorního modelu DTS200

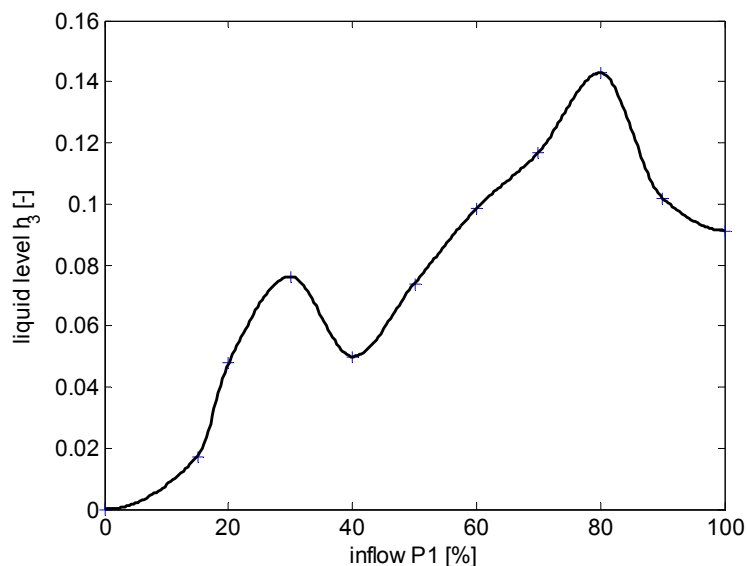


Obr. 3: Schéma bloku DTS200



Obr. 4: Schéma bloku REGULATOR

Statická charakteristika uvedeného systému je znázorněna na Obr. 5. Ze znázorněné statické charakteristiky je zřejmé, že se jedná o nelineární systém.



Obr. 5: Statická charakteristika systému

Pro všechny výše uvedené typy rekurzivních identifikačních algoritmů byly pro jejich start použity stejné počáteční podmínky. Počáteční hodnoty vektoru parametrů byly nastaveny následujícím způsobem:

$$\text{pro model ARX a OE} \quad \hat{\theta}(k) = [0.1, 0.2, 0.3, 0.4]^T$$

$$\text{pro model ARMAX} \quad \hat{\theta}(k) = [0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.1, 0.2]^T$$

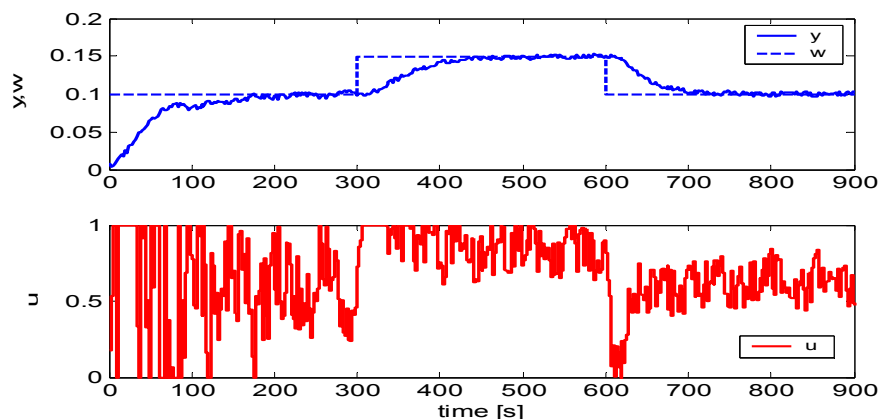
Počáteční hodnoty adaptivního směrového zapomínání byly nastaveny následujícím způsobem:
 $\varphi(0) = 1, \rho(0) = 0.99, \nu(0) = 10^{-6}, \lambda(0) = 0.001$

Dynamika systému byla postupně modelována pomocí ARX, OE, ARMAX modelu. Pro odhad parametrů modelu ARX byla použita rekurzivní metoda nejmenších čtverců (RLS) a rekurzivní metoda instrumentální proměnné (RIV), parametry modelu ARMAX byly odhadovány pomocí rekurzivní rozšířené metody nejmenších čtverců (RELS) a rekurzivní metody predikčních chyb a parametry modelu OE byly odhadovány pomocí rekurzivní metody pseudolineární regrese (RPLR). Pro zajištění sledování

časově proměnlivých parametrů byly otestovány všechny výše uvedené faktory zapomínání, ale pouze metody s adaptivním směrovým zapomínáním poskytly dostatečně spolehlivé odhady parametrů. Pro účely syntézy regulátoru jsou využity pouze parametry deterministické části jednotlivých modelů.

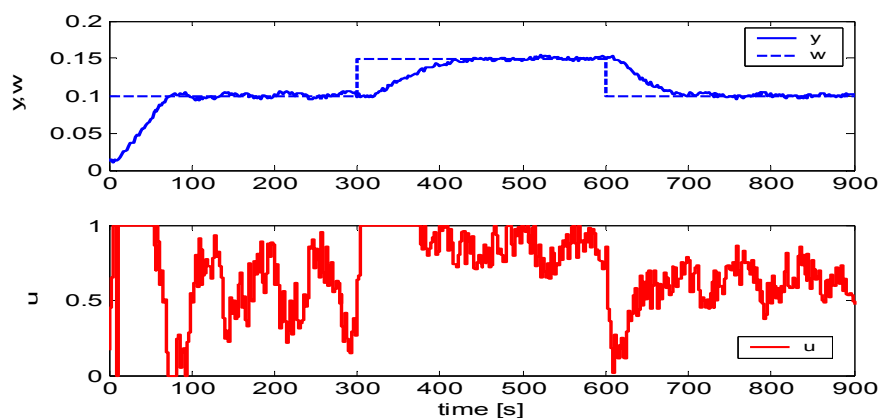
4.1 Model ARX

Rekurzivní metoda nejmenších čtverců se směrovým adaptivním zapomínáním



Obr. 6: Experimentální ověření: adaptivní řízení s LQ regulátorem (RLS)

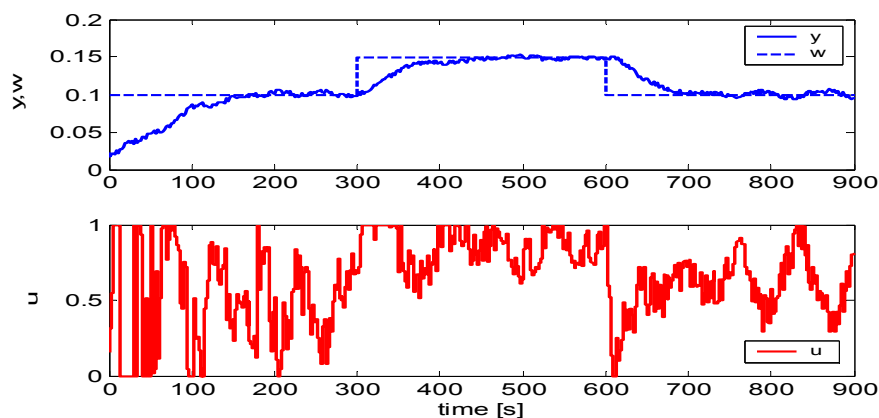
Rekurzivní metoda instrumentální proměnné se směrovým adaptivním zapomínáním



Obr. 7: Experimentální ověření: adaptivní řízení s LQ regulátorem (RIV)

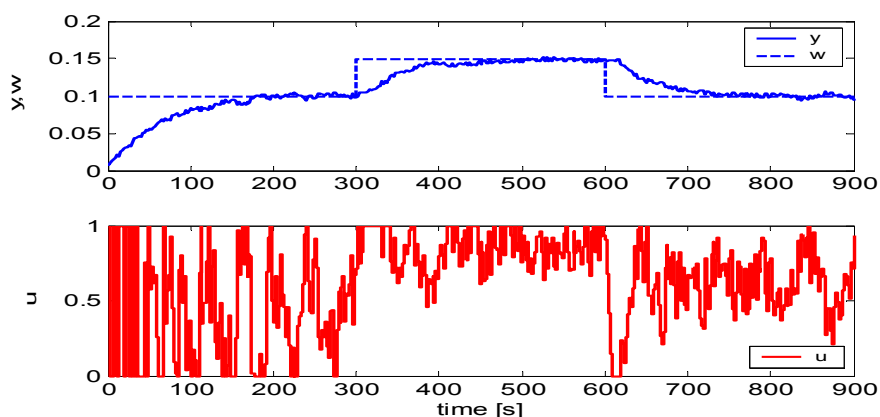
4.2 Model ARMAX

Rekurzivní rozšířená metoda nejmenších čtverců se směrovým adaptivním zapomínáním



Obr. 8: Experimentální ověření: adaptivní řízení s LQ regulátorem (RELS)

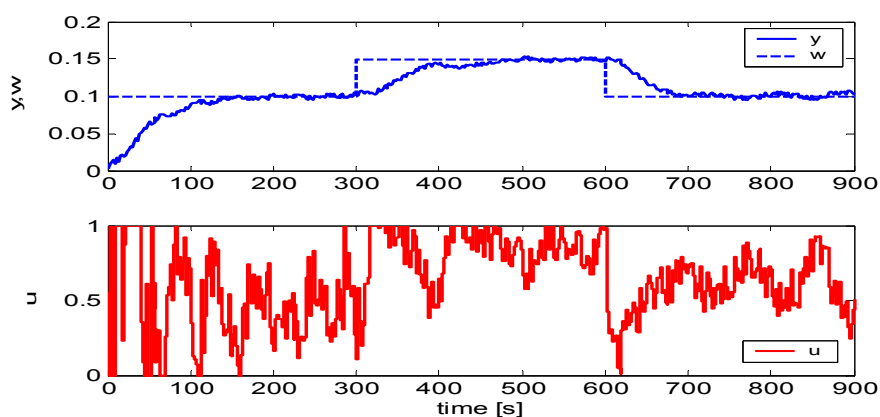
Rekurzivní metoda predikčních chyb se směrovým adaptivním zapomináním



Obr. 9: Experimentální ověření: adaptivní řízení s LQ regulátorem (RPEM)

4.3 Model OE

Rekurzivní metoda pseudolineární regrese se směrovým adaptivním zapomináním



Obr. 10: Experimentální ověření: adaptivní řízení s LQ regulátorem (RPLR)

Vliv jednotlivých rekurzivních algoritmů na výkon regulátoru byl hodnocen z hlediska kvality regulace. Výsledky jsou uvedeny v Tab. 1

TAB. 1: SROVNÁNÍ VLIVU JEDNOTLIVÝCH REKURZIVNÍCH IDENTIFIKAČNÍCH METOD

Metoda	S_u	S_y
RLS	0.0430	0.0007
RIV	0.0204	0.0005
RELS	0.0401	0.0005
RPEM - ARMAX	0.0729	0.0005
RPLR - OE	0.0396	0.0005

Kvadratická kritéria jsou definována následujícími vztahy

$$S_u = \frac{1}{k_2 - k_1 + 1} \sum_{k=k_1}^{k_2} \Delta u^2(k) \quad (31)$$

$$S_y = \frac{1}{k_2 - k_1 + 1} \sum_{k=k_1}^{k_2} e^2(k) \quad (32)$$

kde $e(k)$ značí regulační odchylku, $u(k)$ je výstup regulátoru (akční zásah) a $k_1 = 1$, $k_2 = 450$.

5 Závěr

Jednotlivé uvedené rekurzivní identifikační algoritmy pro odhad parametrů modelů ARX, ARMAX a OE byly otestovány v uzavřeném regulačním obvodu při řízení reálného laboratorního modelu DTS200. Z předložených výsledků je patrné, že použití složitějších typů modelů a odpovídajících metod rekurzivní identifikace v identifikační části samočinně se nastavujícího regulátoru může přinést zlepšení spolehlivosti odhadů parametrů modelu procesu a tím i kvality regulace. Programový systém MATLAB – SIMULINK se ukázal jako vhodný prostředek pro testování funkčnosti jednotlivých rekurzivních identifikačních metod a to nejenom při simulaci, ale díky Real Time Toolboxu i při řízení laboratorního modelu v reálném čase.

Literatura

- [1] Bobál, V., J. Böhm, J. Fessl and J. Macháček (2005). *Digital Self-tuning Controllers: Algorithms, Implementation and Applications*. Springer-Verlag, London.
- [2] Branica, I., N. Peric and I. Petrovic (1996). Comparison of Several Recursive Identification Methods. *Automatika*, Vol. **37**, No. 3-4, pp. 99-104.
- [3] Corriou, J. P. (2004). *Process Control : Theory and Applications*. Springer-Verlag, London.
- [4] Kulhavý, R. (1987). Restricted exponential forgetting in real time identification. *Automatica*, Vol. **23**, pp. 586-600.
- [5] Kulhavý, R. and M.B. Zarrop (1993). On a general concept of forgetting. *International Journal of Control*, **58**, 4: pp. 905–924.
- [6] Ljung, L. (1987). *System identification – theory for user*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J.
- [7] Moore, J. B. and R. K. Boel (1986). Asymptotically Optimum Recursive Prediction Error Methods in Adaptive Estimation and Control. *Automatica*, Vol. **22**, No. 2, pp. 237-240.
- [8] Nelles, O. (2001). *Nonlinear system identification*. Springer-Verlag, Berlin.
- [9] Söderström, T. and P. Stoica (1989). *System Identification*. Prentice Hall, University Press, Cambridge, UK.
- [10] Wellstead, P.E. and M.B. Zarrop (1991). *Self-Tuning System – Control and Signal Processing*, John Wiley & Sons Ltd. Chichester.

Ing. Petr Navrátil
Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně
Institut řízení procesů a aplikované informatiky
Ústav řízení procesů
Náměstí T. G. Masaryka 275,
762 72 Zlín
e-mail.: p1navratil@ft.utb.cz
tel.: +420 57 603 5200

Prof. Ing. Vladimír Bobál, CSc.
Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně
Institut řízení procesů a aplikované informatiky
Ústav řízení procesů
Náměstí T. G. Masaryka 275,
762 72 Zlín
e-mail.: bobal@ft.utb.cz
tel.: +420 57 603 2197