

# **Identifikace a číslicové řízení procesů vyšších řádů**

Identification and digital control of higher order processes

Bc. Jakub Matějček



Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně

Fakulta aplikované informatiky

akademický rok: 2011/2012

## ZADÁNÍ DIPLOMOVÉ PRÁCE

(PROJEKTU, UMĚLECKÉHO DÍLA, UMĚLECKÉHO VÝKONU)

Jméno a příjmení: **Bc. Jakub MATĚJÍČEK**  
Osobní číslo: **A10298**  
Studijní program: **N 3902 Inženýrská informatika**  
Studijní obor: **Automatické řízení a informatika**  
Téma práce: **Identifikace a číslicové řízení procesů vyšších řádů**

Zásady pro vypracování:

1. Vypracujte literární rešerši na dané téma.
2. Na základě literární rešerše vyberte vhodné identifikační metody a algoritmy pro identifikaci procesů vyšších řádů procesů s dopravním zpožděním.
3. V programovém prostředí MATLAB/Simulink ověřte algoritmy pro identifikaci modelů s rozdílnou dynamikou.
4. Na základě výsledků simulačních identifikačních experimentů vyberte, případně modifikujte, vhodné číslicové prediktivní regulátory s ohledem na praktickou aplikaci.
5. Vybrané regulátory ověřte simulačně na různých typech dynamických modelů procesů v prostředí MATLAB/Simulink.
6. Použitím identifikace v reálném čase sestavte dynamický model tepelného laboratorního výměníku.
7. Simulačním způsobem ověřte vybrané regulátory založené na prediktivním principu.

Rozsah diplomové práce:

Rozsah příloh:

Forma zpracování diplomové práce: **tištěná/elektronická**

Seznam odborné literatury:

1. BOBÁL, V. Identifikace systémů. Zlín: Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně. Akademické centrum, 2009, ISBN 978-80-7318-888-3.
2. BOBÁL, V. Adaptivní a prediktivní řízení. Zlín: Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně. Akademické centrum, 2008, ISBN 978-80-7318-662-3.
3. BOBÁL, V., CHALUPA, P., DOSTÁL, P and M. BRÁZDIL. Digital self-tuning predictor based on pole assignment approach. ATP Journal PLUS, 2/2011, p. 21-27. ISSN 1336-5010. Dostupné z: <http://www.kirp.chtf.stuba.sk/pc11/data/atp.pdf>.
4. NORMEY-RICO, J. E. and E. F. CAMACHO. Control of Dead-time Processes. London: Springer-Verlag, 2007. ISBN 978-1-84628.
5. GUO, S. M., WANG, W. and L. S. SHIEH. Discretisation of two degree-of-freedom controller and system with state, and output delays. IEE Proceedings. Control Theory and Applications, 2000, vol 147, p. 87-96. ISSN 1751-8644.
6. HANG, C. C., LIM, K. W. and B. W. CHONG. A dual-rate adaptive digital Smith predictor. Automatica, 1989, vol. 25, no. 1, p. 1-16. ISSN 0005-1098.
7. HANG, C. C. LEE, T. H. and K. H. HO. Adaptive Control. Instrument Society of America. 1993, ISBN 1-55617-477-2.
8. Uživatelský manuál: Výukový model tepelné soustavy s dopravním zpožděním. Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně, Fakulta aplikované informatiky, 2006, 20 s.

Vedoucí diplomové práce:

**prof. Ing. Vladimír Bobál, CSc.**

Ústav řízení procesů

Datum zadání diplomové práce:

**24. února 2012**

Termín odevzdání diplomové práce:

**6. června 2012**

Ve Zlíně dne 24. února 2012

prof. Ing. Vladimír Vašek, CSc.

*děkan*



prof. Ing. Vladimír Vašek, CSc.

*ředitel ústavu*

## ABSTRAKT

Tato práce je zaměřena na identifikaci a řízení soustav vyššího řádu. Soustavy vyšších řádu jsou aproximovány pomocí soustav nižších řádů s dopravním zpožděním. Dále jsou v práci porovnány tři různé identifikační metody. Tyto metody jsou porovnány jak simulačně, tak na reálné soustavě tepelného modelu s dopravním zpožděním. V další části se práce zaměřuje na prediktivní řízení soustav s dopravním zpožděním. Byl vytvořen adaptivní prediktivní regulátor, který byl simulačně ověřen na identifikovaném tepelném modelu. Na závěr byl simulačně ověřený adaptivní prediktivní regulátor použit pro reálné řízení tepelného modelu. Veškeré skripty byly vytvořeny v programovém prostředí MATLAB/SIMULINK.

Klíčová slova: dopravní zpoždění, identifikace, budicí signály, adaptivní prediktivní regulátor

## ABSTRACT

This study is focused on identification and digital control of higher order processes. Higher order processes are approximated by lower order processes with time delay. Furthermore, this study compares three different identification methods. These methods are compared both simulations and the real system heat model with time delay. The next section the study is focused on predictive control systems with time delay. Controller was created with algorithm predictive control. Adaptive predictive controller was simulation verified with the identified heat model. Finally, simulations verified adaptive predictive controller used to control real heat model. All scripts were created in MATLAB / SIMULINK.

Keywords: time delay, identification, input signals, adaptive predictive controller



*Chtěl bych poděkovat vedoucímu mé diplomové práce prof. Ing. Vladimíru Bobálovi, CSc. za jeho vedení, pomoc a rady při vytváření této práce. Poděkování musí patřit i mé rodině, která má nemalou zásluhu na mých studijních výsledcích.*

**Prohlašuji, že**

- beru na vědomí, že odevzdáním diplomové/bakalářské práce souhlasím se zveřejněním své práce podle zákona č. 111/1998 Sb. o vysokých školách a o změně a doplnění dalších zákonů (zákon o vysokých školách), ve znění pozdějších právních předpisů, bez ohledu na výsledek obhajoby;
- beru na vědomí, že diplomová/bakalářská práce bude uložena v elektronické podobě v univerzitním informačním systému dostupná k prezenčnímu nahlédnutí, že jeden výtisk diplomové/bakalářské práce bude uložen v příruční knihovně Fakulty aplikované informatiky Univerzity Tomáše Bati ve Zlíně a jeden výtisk bude uložen u vedoucího práce;
- byl/a jsem seznámen/a s tím, že na moji diplomovou/bakalářskou práci se plně vztahuje zákon č. 121/2000 Sb. o právu autorském, o právech souvisejících s právem autorským a o změně některých zákonů (autorský zákon) ve znění pozdějších právních předpisů, zejm. § 35 odst. 3;
- beru na vědomí, že podle § 60 odst. 1 autorského zákona má UTB ve Zlíně právo na uzavření licenční smlouvy o užití školního díla v rozsahu § 12 odst. 4 autorského zákona;
- beru na vědomí, že podle § 60 odst. 2 a 3 autorského zákona mohu užít své dílo – diplomovou/bakalářskou práci nebo poskytnout licenci k jejímu využití jen s předchozím písemným souhlasem Univerzity Tomáše Bati ve Zlíně, která je oprávněna v takovém případě ode mne požadovat přiměřený příspěvek na úhradu nákladů, které byly Univerzitou Tomáše Bati ve Zlíně na vytvoření díla vynaloženy (až do jejich skutečné výše);
- beru na vědomí, že pokud bylo k vypracování diplomové/bakalářské práce využito softwaru poskytnutého Univerzitou Tomáše Bati ve Zlíně nebo jinými subjekty pouze ke studijním a výzkumným účelům (tedy pouze k nekomerčnímu využití), nelze výsledky diplomové/bakalářské práce využít ke komerčním účelům;
- beru na vědomí, že pokud je výstupem diplomové/bakalářské práce jakýkoliv softwarový produkt, považují se za součást práce rovněž i zdrojové kódy, popř. soubory, ze kterých se projekt skládá. Neodevzdání této součásti může být důvodem k neobhájení práce.

**Prohlašuji,**

- že jsem na diplomové práci pracoval samostatně a použitou literaturu jsem citoval. V případě publikace výsledků budu uveden jako spoluautor.
- že odevzdaná verze diplomové práce a verze elektronická nahraná do IS/STAG jsou totožné.

Ve Zlíně

.....  
podpis diplomanta

## OBSAH

<b>ÚVOD .....</b>	<b>9</b>
<b>I TEORETICKÁ ČÁST .....</b>	<b>10</b>
<b>1 SOUSTAVY VYŠŠÍCH ŘÁDŮ.....</b>	<b>11</b>
1.1 DOPRAVNÍ ZPOŽDĚNÍ.....	11
1.2 PRAKTICKÉ PŘÍKLADY DOPRAVNÍHO ZPOŽDĚNÍ.....	12
<b>2 IDENTIFIKACE.....</b>	<b>14</b>
2.1 TŘÍBODOVÁ IDENTIFIKACE .....	14
2.2 BUDICÍ SIGNÁLY.....	16
2.2.1 MATLAB funkce „ <i>idiput</i> “ .....	17
2.3 MODEL STOCHASTICKÝCH PROCESŮ .....	18
2.4 METODA NEJMENŠÍCH ČTVERCŮ .....	21
2.5 FUNKCE „ <i>FMINSEARCH</i> “ .....	22
2.6 REKURZIVNÍ METODA NEJMENŠÍCH ČTVERCŮ .....	23
2.7 KVALITA IDENTIFIKACE.....	26
<b>3 PREDIKTIVNÍ ŘÍZENÍ.....</b>	<b>27</b>
3.1 PRINCIP PREDIKTIVNÍHO ŘÍZENÍ .....	27
3.2 MODEL PREDIKTIVNÍHO REGULÁTORU .....	29
3.2.1 Impulzní funkce.....	29
3.2.2 Přejíhiová funkce .....	30
3.2.3 Přenosová funkce.....	30
3.2.4 Stavový popis .....	31
3.2.5 Jiné soustavy .....	31
3.2.6 Model poruchy .....	31
3.3 ÚČELOVÁ FUNKCE.....	32
3.4 ODVOZENÍ PREDIKCE OD $K+D+1$ DO $K+D+N_2$ .....	33
3.5 MINIMALIZACE ÚČELOVÉ FUNKCE .....	34
3.6 KVALITA REGULACE.....	36
<b>II PRAKTICKÁ ČÁST.....</b>	<b>37</b>
<b>4 IDENTIFIKACE SOUSTAV.....</b>	<b>38</b>
4.1 SIMULACE IDENTIFIKACE.....	38
4.1.1 Třibodová identifikace.....	38
4.1.1.1 Aproximace stabilní soustavy vyššího řádu.....	39
4.1.1.2 Aproximace soustavy vyššího řádu s neminimální fází .....	41
4.1.2 Metoda nejmenších čtverců a „ <i>fminsearch</i> “ .....	43
4.1.2.1 Aproximace stabilní soustavy vyššího řádu.....	43
4.1.2.2 Aproximace soustavy vyššího řádu s neminimální fází .....	51
4.2 IDENTIFIKACE REÁLNÉHO PROCESU.....	54
4.2.1 Popis tepelného modelu .....	54
4.2.2 Identifikace tepelného modelu .....	55
4.2.3 Budicí signál PNBS .....	55
4.2.4 Budicí signál RGS a SINE.....	57
<b>5 ŘÍZENÍ SOUSTAVY .....</b>	<b>61</b>

5.1	VYTVOŘENÍ ADAPTIVNÍHO PREDIKTIVNÍHO REGULÁTORU .....	61
5.2	SIMULAČNÍ ŘÍZENÍ TEPELNÉ SOUSTAVY .....	63
5.3	REÁLNÉ ŘÍZENÍ TEPELNÉ SOUSTAVY .....	65
5.3.1	Prediktivní řízení s kovarianční maticí $C_{ii}=0.001$ .....	66
5.3.2	Prediktivní řízení s kovarianční maticí $C_{ii}=1000$ .....	68
<b>ZÁVĚR .....</b>		<b>70</b>
<b>ZÁVĚR V ANGLIČTINĚ .....</b>		<b>72</b>
<b>SEZNAM POUŽITÉ LITERATURY .....</b>		<b>74</b>
<b>SEZNAM POUŽITÝCH SYMBOLŮ A ZKRATEK .....</b>		<b>75</b>
<b>SEZNAM OBRÁZKŮ .....</b>		<b>77</b>
<b>SEZNAM TABULEK .....</b>		<b>79</b>
<b>SEZNAM PŘÍLOH .....</b>		<b>80</b>



## ÚVOD

Práce je zaměřena na identifikaci a řízení soustav vyššího řádu, které jsou aproximovány soustavami nižšího řádu s dopravním zpožděním. Mnoho procesů v průmyslu, stejně jako v jiných odvětvích, je doprovázeno dopravním zpožděním. Dopravní zpoždění bývá způsobeno informací, energií, dopravou, nebo může být také způsobeno časem, který senzor potřebuje na zpracování informace. Přítomnost dopravního zpoždění má negativní vliv na stabilitu a kvalitu řízení procesů. Často využívaným řešením pro kompenzaci dopravního zpoždění je Smithův prediktor [3], který byl různě vylepšován a modifikován. V této práci se zaměřím na kompenzaci dopravního zpoždění pomocí prediktivního řízení [4], které by mělo dosahovat lepších výsledků řízení, než kompenzace dopravního zpoždění pomocí Smithova prediktoru. Výhodou prediktivního řízení pro soustavy s dopravním zpožděním je v tom, že regulátor předem ví, kdy dojde k změně žádané hodnoty a dokáže zareagovat v pravý čas tak, aby absolutně kompenzoval dopravní zpoždění.

V první části práce jsou teoreticky rozebrané off-line a on-line identifikační metody, které byly použity v praktické části. První off-line identifikační metoda je metoda nejmenších čtverců a druhá off-line metoda je založena na funkci „*fminsearch*“, která je obsažena v optimalizačním toolboxu v programu MATLAB. Poslední je teoreticky rozebrána on-line identifikace s názvem rekurzivní metoda nejmenších čtverců. Druhá polovina teoretické části práce je věnována prediktivnímu řízení a odvození algoritmu prediktivního regulátoru.

Druhá část práce je věnována praktické části. Tato praktická část se skládá ze simulačního ověření identifikačních metod pro soustavy vyššího řádu s různou dynamikou. Poté jsou ověřené identifikační metody použity pro identifikaci reálné soustavy tepelného modelu. Pro identifikaci tohoto modelu byly použity různé budicí signály. Další část praktické práce je věnována simulačnímu ověření navrhnutého adaptivního prediktivního regulátoru na soustavě, která byla získána z identifikace reálného tepelného modelu. V poslední části je navrhnutý adaptivní prediktivní regulátor použit na reálné řízení tepelného modelu. Výsledkem práce je řízení reálného tepelného modelu s dopravním zpožděním s použitím adaptivního prediktivního regulátoru, který dokáže absolutně kompenzovat dopravní zpoždění.

## **I. TEORETICKÁ ČÁST**

## 1 SOUSTAVY VYŠŠÍCH ŘÁDŮ

Velká část procesů v průmyslu je reprezentováno modelem soustavy vyššího řádu. Obecný přenos diskretní soustavy  $n$ -tého řádu může vyjádřit jako

$$G(z^{-1}) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} = \frac{b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_{nb} z^{-nb}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_{na} z^{-na}}, \quad (1.1)$$

kde  $na$  je řád polynomu  $A(z^{-1})$  a  $nb$  je řád polynomu  $B(z^{-1})$  [1].

Za soustavu vyššího řádu považujeme model soustavy s řádem vyšším než dva. Vysoký řád modelu, který popisuje dynamický systém, může působit komplikace při návrhu regulátoru pro daný systém. Zejména jedná-li se o návrh pokročilejších regulátoru, jako je tomu tak u prediktivního řízení. Proto je rozumné soustavy vyššího řádu aproximovat pomocí soustav nižšího řádu s dopravním zpožděním. Obecný přenos diskretní soustavy druhého řádu s dopravním zpožděním je možno vyjádřit jako

$$G(z^{-1}) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} z^{-d} = \frac{b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}} z^{-d} \quad (1.2)$$

kde  $d$  je počet kroků dopravního zpoždění [1].

### 1.1 Dopravní zpoždění

Mnoho procesů v průmyslu, stejně jako v jiných odvětvích, je doprovázeno dopravním zpožděním. Dopravní zpoždění bývá způsobeno informací, energií nebo hromadnou dopravou, ale může být také způsobeno časem, který senzor potřebuje na zpracování informace. Kdykoliv je materiál, informace nebo energie fyzicky přenášena z jednoho místa na druhé, je dopravní zpoždění spojeno s přenosem. Hodnotu dopravního zpoždění určuje v tomto případě vzdálenost a rychlost přenosu. Přítomnost dlouhých dopravních zpoždění činí systémovou analýzu a řízení procesu mnohem složitější.

Obecnou vlastností regulátorů je okamžitá reakce na chyby nebo na změny systému. Pokud se vyskytující chyba nesníží nebo není eliminována, může nastat případ neadekvátního chování regulátoru. Nicméně, u systému s dopravním zpožděním se změna akčního zásahu začne projevovat až po uplynutí doby dopravního zpoždění. Je tedy velmi důležité správně pochopit existenci zpoždění a přespříliš nepůsobit na daný systém. V opačném případě může dojít k velkému překmitu nebo dokonce se může systém stát nestabilní.

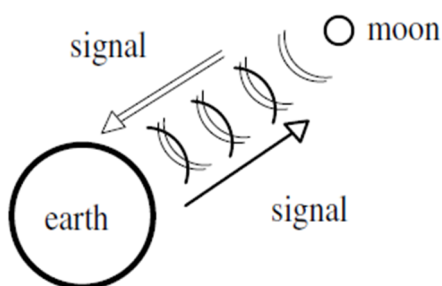
Systém s tzv. čistým dopravním zpožděním je popsán rovnicí

$$y(t) = u(t - T_d), \quad (1.3)$$

kde pro dopravní zpoždění platí, že  $T_d \geq 0$  [1], [2]. Přítomnost dopravního zpoždění má negativní vliv na stabilitu a kvalitu řízení procesů. Často využívaným řešením pro kompenzaci dopravního zpoždění je Smithův prediktor [3], který byl různě vylepšován a modifikován. V této práci se zaměřím na kompenzaci dopravního zpoždění pomocí prediktivního řízení [4], které by mělo dosahovat lepších výsledků řízení, než kompenzace dopravního zpoždění pomocí Smithova prediktoru.

## 1.2 Praktické příklady dopravního zpoždění

Praktický příklad dopravního zpoždění můžeme najít téměř kdekoli. Takovým příkladem může být dálkově řízený lunární modul Lunokhod 1. Lunokhod 1 byl prvním dálkově řízeným robotem na Měsíci. Na měsíc byl dopraven na konci roku 1970 a cestoval po povrchu Měsíce skoro 11 měsíců. Dopravní zpoždění u dálkově řízeného modulu je způsobené časem potřebným pro přesun instrukcí ze Země na Měsíc a zpět. U tohoto příkladu velikost dopravního zpoždění závisí na rychlosti šíření signálu a na vzdálenosti mezi Zemí a Měsícem [4].

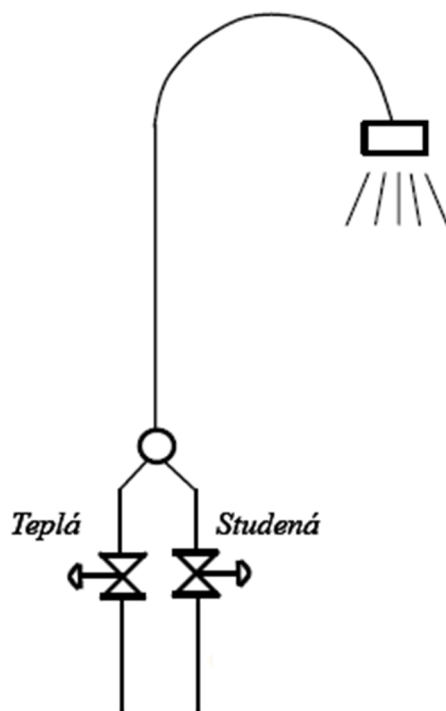


Obr. 1.1 Komunikace mezi Zemí a lunárním robotem

Dalším praktičtějším příkladem dopravního zpoždění z každodenního života je např. sprcha v koupelně znázorněná na Obr. 1.2. Každý člověk určitě zažil problém s nastavením optimální teploty vody ve sprše, buď je teplota vody moc horká, nebo moc studená. Aktuální teplota často překročí požadovanou teplotu a pak chvíli trvá, než se dostane na optimální teplotu. Toto je způsobené tím, že voda potřebuje čas, než se dostane od ventilu k nám. Tento čas, od provedení změny pomocí ventilu, po změnu teploty vody vytékající



z hlavice sprchové soustavy, můžeme nazývat dopravní zpoždění. Velikost toho dopravního zpoždění závisí na tlaku vody v potrubí a na délce potrubí od ventilu po hlavici sprchové soustavy [2].



Obr. 1.2 Schéma sprchové soustavy

## 2 IDENTIFIKACE

Identifikaci můžeme chápat, jako proces srovnávání našich poznatků a vědomostí o zkoumaném objektu se skutečností většinou na základě experimentů. Jedná se tedy o poznávací proces, jehož výsledkem je určité relativní poznání o vyšetřovaném objektu, které poznávající subjekt formuluje do jistých vět, pouček, matematických vztahů apod.[5].

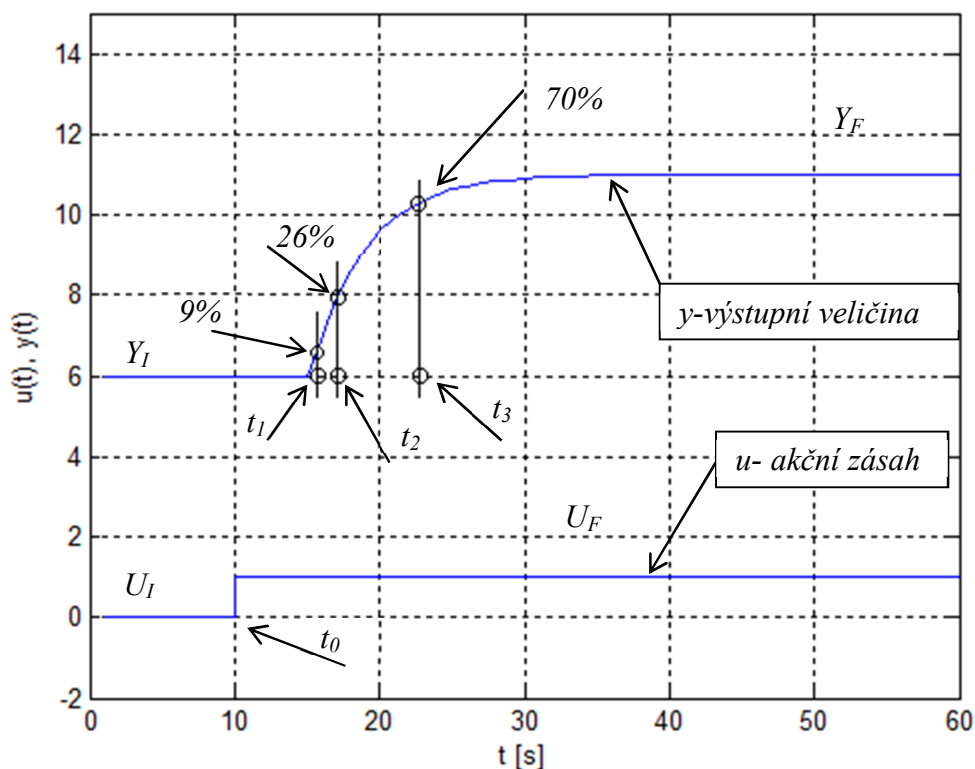
Vzhledem k tomu, zda náhodná výstupní veličina je stacionární nebo nestacionární, můžeme identifikační metody rozdělit na jednorázové (on-line) a průběžné (off-line). Off-line model je stanovený na základě fyzikálních zákonů, technologických a konstrukčních vlastností, izolovaně prováděných experimentů. Sestavený model je potom aplikovatelný a po dobu činnosti zařízení zůstává zachován. Je zřejmé, že použití off-line modelů je přesně omezeno požadovaným stacionárním chováním identifikovaných objektů. On-line model je neustále adaptivně zpřesňovaný po dobu činnosti zařízení a to na základě nepřetržitě prováděných experimentů na identifikovaném objektu [5], [6].

### 2.1 Tříbodová identifikace

Pomocí tříbodové identifikace je daný proces aproximován pomocí spojitého přenosu druhého řádu s dopravním zpožděním vyjádřeného jako

$$G(s) = \frac{K}{(1 + T_1 s)(1 + T_2 s)} e^{-T_d s} \quad (2.1)$$

kde  $K$  je zesílení soustavy,  $T_1$  a  $T_2$  jsou časové konstanty soustavy a  $T_d$  je dopravní zpoždění. Tyto parametry jsou v tříbodové metodě získávány pomocí měření několika specifických bodů z přechodové funkce procesu. Na Obr. 2.1 je zobrazen princip tříbodové metody. Skoková změna akčního zásahu z počátečního ustáleného stavu  $U_I$  na konečný ustálený stav  $U_F$  nastává v čase  $t=t_0$ . Výstupní veličina přechází z ustáleného počátečního stavu  $Y_I$  do konečného ustáleného stavu  $Y_F$ . Specifické body, pomocí nichž se počítají parametry soustavy, jsou označeny jako  $t_1$ ,  $t_2$  a  $t_3$ . Tyto body označují čas, kdy přechodová charakteristika dosáhne 9%, 26% a 70% ustálené výstupní veličiny  $Y_F$  [4].



Obr. 2.1 Princip třibodové metody

Algoritmus třibodové metody je následující:

1. Stanoví se časové konstanty pro 9%, 26% a 70% ustálené hodnoty odezvy systému  $t_1$ ,  $t_2$  a  $t_3$ .
2. Vypočteme hodnotu dopravního zpoždění  $T_d$  podle vzorce

$$T_d = 2t_1 - t_2. \quad (2.2)$$

3. Vypočteme koeficienty  $B$  a  $C$  podle vzorců

$$B = 0.83t_3 - 0.24t_2 + 0.48t_1 - T_d, \quad (2.3)$$

$$C = 4(t_2 - t_1)^2. \quad (2.4)$$

4. V posledním bodě algoritmu vypočteme časové konstanty  $T_1$ ,  $T_2$  a zesílení soustavy  $K$  podle vztahů

$$T_1 = \frac{B + \sqrt{B^2 - 4C}}{2}, \quad (2.5)$$

$$T_2 = \frac{B - \sqrt{B^2 - 4C}}{2}, \quad (2.6)$$

$$K = \frac{y(\infty)}{u(\infty)}. \quad (2.7)$$

Pomocí třibodové metody je model získáný pomocí měření výstupu uvažovaného bez šumových složek, které v reálných procesech jsou velmi časté. Obecně platí, že metody založené na měření jednotlivých bodů z přechodové charakteristiky reálného procesu nejsou robustní vůči chybám způsobených šumem. Tento fakt je zvláště důležitý u soustav s dopravním zpožděním, protože chyba způsobená v odhadu dopravního zpoždění může způsobit špatnou zpětnou vazbu, čímž může dojít k nestabilitě celého systému [4].

## 2.2 Budicí signály

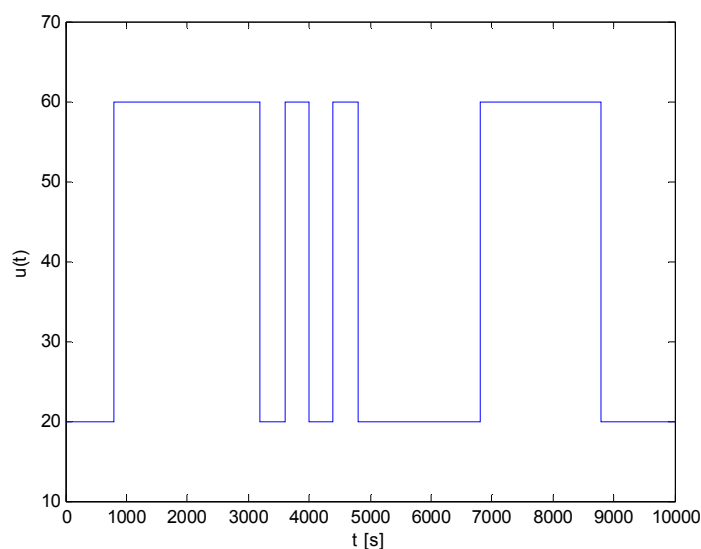
Identifikační metody můžeme také dělit podle použitých vstupních testovacích budicích signálů. Identifikace probíhá tak, že danou soustavu budíme vstupním testovacím budicím signálem a z pozorované odezvy se snažíme analyzovat vlastnosti soustavy. Z hlediska získání maximální informace o soustavě je důležitá volba jak vhodného testovacího signálu, tak i volba vhodné experimentální metody.

Vstupní budicí signály můžeme dělit na přirozené, u kterých jsou hodnoty signálu brány přímo z provozu (pasivní experiment) a na umělé, kde vstupní signály vytváříme s určitými vlastnostmi, které zavádíme na vstup objektu (aktivní experiment). Vstupní budicí signály můžeme dále dělit na deterministické, jejichž průběhy v čase jsou známými funkcemi času, náhodné, jejichž průběhy v čase jsou neznámé nebo náhodné funkce času a na pseudonáhodné, jejichž průběhy v čase jsou známy, v rámci jedné periody mají charakter známé realizace náhodného procesu a tyto realizace se periodicky opakují. Při vytváření testovacího budicího signálu pro identifikaci na reálné soustavě jsme omezovali bezpečnostními, technologickými a technickými možnostmi reálných přístrojů [5].

Typickým příkladem testovacího budicího signálu je pseudonáhodný binární signál (PNBS). PNBS je signál o konstantní a reprodukovatelné periodě, generovaný podle jednoznačně definovaného rekurentního vzorce. Vlastnosti tohoto signálu pro celistvou periodu se blíží vlastnostem bílého šumu, tj. signálu s konstantní výkonovou spektrální



hustotou pro všechny frekvence. Hlavní částí generátoru PNBS je  $n$ -stupňový posuvný registr se zpětnou vazbou. Výstup  $k$ -tého a  $n$ -tého stupně registru jsou vedeny do sčítačky modulo 2 (logická funkce nejednoznačnost – nonekvivalence). Jednotlivé stupně registru se přepínají hodinovými impulsy, takže obsah registru se cyklicky posouvá o jeden stupeň. Je zřejmé, že výstup registru, vzatý z  $n$ -tého stupně (může se vzít z kteréhokoliv stupně registru), bude periodický s periodou  $N$  diskrétních hodnot, odpovídajících stavům  $n$ -tého stupně registru. Je přirozené, že délka periody bude závislá na počtu stupňů registru a na uspořádání zpětné vazby [5]. Na Obr. 2.2 je zobrazení PNBS, který byl vytvořen v programu MATLAB podle algoritmu uvedeného v [4], [5].



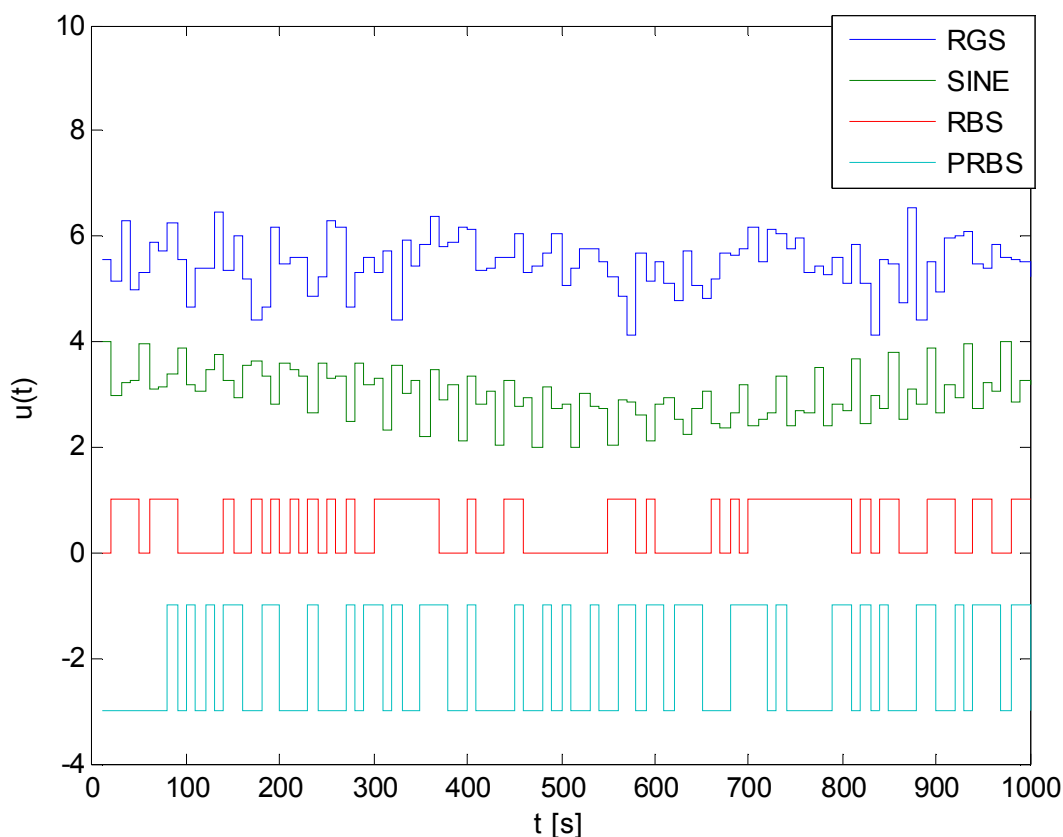
Obr. 2.2 Příklad pseudonáhodného binárního signálu.

### 2.2.1 MATLAB funkce „idinput“

Vstupní budicí signály lze jednoduše realizovat pomocí programu MATLAB a funkce „idinput“. Tato funkce je obsažena v aplikační knihovně System identification toolbox. Základní syntaxe je  $u = \text{idinput}(N, \text{type}, \text{band}, \text{levels})$ , kde  $u$  je generovaný budicí signál daný v maticové nebo vektorové formě,  $N$  je délka budicího signálu,  $\text{type}$  je druh budicího signálu,  $\text{band}$  je řádkový vektor s dvěma vstupy, který určuje frekvenci signálu a parametr  $\text{levels}$  je řádkový vektor s dvěma vstupy, který určuje maximální a minimální hodnotu daného signálu. Budicí signál RGS (Random Gaussian Signal) dává náhodnou hodnotu budicího signálu podle Gaussova náhodného rozložení pravděpodobnosti. Budicí signál SINE dává hodnotu budicího signálu podle součtu několika funkcí sinus.

Budicí signály RBS (Random Binary Signal) a PRBS (PseudoRandom Binary Signal) dávají náhodnou a pseudonáhodnou hodnotu binárního budicího signálu [4].

Na Obr. 2.3 Ukázka budicích signálů pomocí funkce „idinput“ můžeme vidět porovnání jednotlivých budicích signálu vytvořených v programu MATLAB pomocí funkce „idinput“.



Obr. 2.3 Ukázka budicích signálů pomocí funkce „idinput“

## 2.3 Modely stochastických procesů

Model explicitně vyjadřuje potenciální možnost rozdílu mezi skutečným dynamickým procesem a jeho abstrakcí – matematickým modelem. Cílem modelu je co nejpřesněji napodobit chování reálné soustavy. Model reálného systému se dá získat buď matematickou analýzou fyzikálně chemických pochodů v reálném procesu, nebo analýzou naměřených dat. V této práci se zabývám získáváním modelu pomocí druhé metody, čili analýzou naměřených dat (experimentální metoda) [6].

Při tvorbě modelu se snažíme najít takovou funkci  $f$ , která popisuje chování výstupu ze soustavy  $y(t)$  jako funkci vstupních veličin akčního zásahu  $u(t)$  a měřitelné poruchy  $v(t)$ . V případě reálné soustavy je výstup  $y(t)$  jen velmi zřídka kdy deterministickou funkcí vstupních měřitelných veličin. Na výstupu reálné soustavy se objevují poruchy reprezentující neměřitelné vlivy okolí procesu např. změny okolní teploty, změna složení surovin atd. Tyto vlivy nazýváme stochastické vlivy. Obecný tvar diskrétního modelu můžeme vyjádřit jako funkci předchozích hodnot měřených veličin, tedy

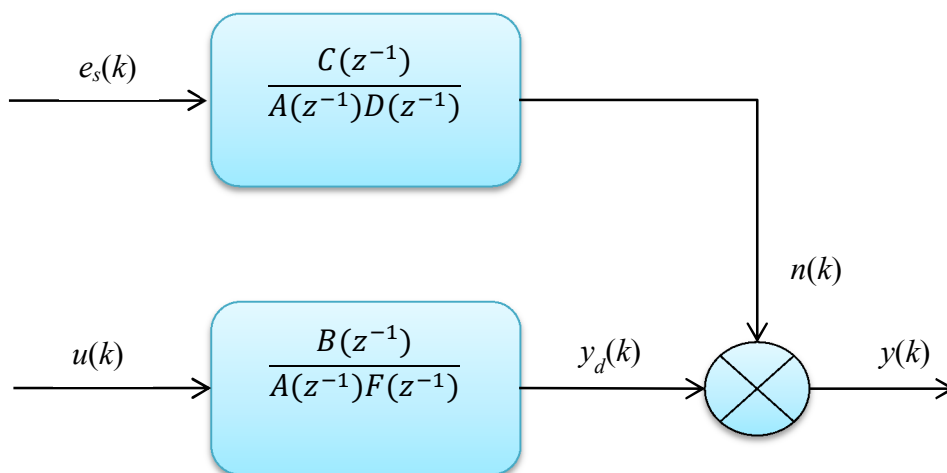
$$y(k) = f[y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-na), u(k-d-1), u(k-d-2), \dots, u(k-d-nb), v(k-1), v(k-2), \dots, v(k-nd), k] + n(k) \quad (2.8)$$

kde  $\{y(k)\}$ ,  $\{u(k)\}$  jsou diskrétní posloupnosti vstupních a výstupních veličin vzorkovaných s periodou  $T_0$ ,  $d$  je počet kroků dopravního zpoždění,  $v(k)$  označuje měřitelnou poruchovou veličinu a  $n(k)$  označuje stochastické vlivy. V náhodné veličině  $n(k)$  jsou zahrnuty neměřitelné účinky vlivu okolního prostředí, nevyjádřitelné změny vlastností objektů a chyby měření. Při matematickém popisu vlastností náhodného signálu  $n(k)$  vycházíme z představy, že libovolný diskrétní náhodný signál vznikl filtrací bílého šumu. Vznik obecného náhodného signálu můžeme vidět na Obr. 2.4. Dále se práce zaměřuje na některé vybrané dynamické diskrétní modely, které jsou vhodné pro experimentální identifikaci. Rovnice stochastického obecného diskrétního modelu může být zapsaná ve tvaru

$$y(k) = G(z)u(k) + H(z)e_s(k) \quad (2.9)$$

kde  $G(z)$  je přenos soustavy,  $H(z)$  je přenos filtru a  $e_s(k)$  je bílý šum. Výše uvedenou rovnici můžeme zapsat také jako

$$y(k) = z^{-d} \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})F(z^{-1})} u(k) + \frac{C(z^{-1})}{A(z^{-1})D(z^{-1})} e_s(k). \quad (2.10)$$



Obr. 2.4 Blokové schéma modelu obecného stochastického procesu

Z obecného stochastického diskrétního modelu uvedeného v rovnici (2.10) lze zjednodušováním odvodit několik typů diskrétních modelů, např.

1. Model ARX (AutoRegressive with eXogenous input) s  $C=D=F=1$

$$y(k) = z^{-d} \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u(k) + \frac{1}{A(z^{-1})} e_s(k) \quad (2.11)$$

2. Model ARMAX (AutoRegressive Moving Average with eXogenous input) s  $D=F=1$

$$y(k) = z^{-d} \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u(k) + \frac{C(z^{-1})}{A(z^{-1})} e_s(k) \quad (2.12)$$

3. Model ARIMAX (AutoRegressive Moving Average with Integrator) s  $D=1-z^{-1}$  a  $F=1$ . Tento model se také někdy nazývá CARIMA (Controlled Autoregressive Integrated Moving Average) model a je využíván při návrhu prediktivních regulátorů [4].

$$y(k) = z^{-d} \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u(k) + \frac{C(z^{-1})}{A(z^{-1})(1-z^{-1})} e_s(k) \quad (2.13)$$

Jednotlivé použité polynomy mají tvar

$$\begin{aligned} A(z^{-1}) &= 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_{na} z^{-na}, & D(z^{-1}) &= 1 + d_1 z^{-1} + \dots + d_{nd} z^{-nd}, \\ B(z^{-1}) &= b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_{nb} z^{-nb}, & F(z^{-1}) &= 1 + f_1 z^{-1} + \dots + f_{nf} z^{-nf}, \\ C(z^{-1}) &= 1 + c_1 z^{-1} + \dots + c_{nc} z^{-nc}, \end{aligned} \quad (2.14)$$

kde musí platit, že řád systému  $nf \geq nb$  a  $nd \geq nc$  [5].



Výše uvedené tři diskretní modely jsou základními a nejvyužívanějšími modely při experimentální identifikaci. Mezi další diskretní modely patří AR (AutoRegressive), ARMA (AutoRegressive Moving Average), OE (Output Error), BJ (Box-Jenkins) nebo FIR (Finite Impulse Response) model. Jak je zřejmé z obecné stochastické rovnice (2.10), může deterministická a stochastická část modelu obsahovat společné nebo různé póly. Modely ARX, ARMAX a ARIMAX obsahují společný filtr  $1/A(z^{-1})$  jak pro deterministickou, tak i pro stochastickou část modelu. Tyto modely náleží do třídy modelů založených na chybě rovnice. Modely OE, BJ, FIR náleží do třídy modelů s chybou na výstupu. Modely této třídy jsou charakterizovány tím, že stochastická část modelu popisující šum je nezávislá na deterministické části modelu procesu. Předpokládá se tedy, že šum ovlivňuje výstup procesu přímo [5].

## 2.4 Metoda nejmenších čtverců

Identifikace soustavy s dopravním zpožděním může být provedena pomocí metody nejmenších čtverců (MNČ) s použitím ARX modelu [3]. Při identifikaci pomocí MNČ se předpokládá, že hodnota počtu kroků dopravního zpoždění  $d$  je předem známá nebo, že je získána pomocí různých metod odděleně od MNČ. MNČ patří mezi metody regresní analýzy, které jsou vhodné pro vyšetřování statických i dynamických vztahů mezi veličinami ve vyšetřovaném objektu. Základní maticový tvar pro identifikaci parametrů soustavy pomocí MNČ je

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\mathbf{F}^T \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T \mathbf{y} \quad (2.15)$$

kde matice  $\mathbf{F}$  má rozměry  $(N-n-d, 2n)$ , vektor  $\mathbf{y}$   $(N-n-d)$  a vektor odhadů parametrů modelu  $\hat{\boldsymbol{\theta}}$   $(2n)$ .  $N$  je počet vzorků měřeného vstupu a výstupu,  $n$  je řád modelu a  $d$  je počet kroků dopravního zpoždění [4], [6].

Vektorová rovnice nejmenších čtverců (2.15) slouží pro jednorázový výpočet odhadů parametrů  $\hat{\boldsymbol{\theta}}$  za použití  $N$  naměřených vzorků dat. Jednotlivé vektory a matice v rovnici nejmenších čtverců mají tvar:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} -y(n+d) & -y(n+d-1) & \cdots & -y(d+1) & u(n) & u(n-1) & \cdots & u(1) \\ -y(n+d+1) & -y(n+d) & \cdots & -y(d+2) & u(n+1) & u(n) & \cdots & u(2) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ -y(N-1) & -y(N-2) & \cdots & -y(N-n) & u(N-d-1) & u(N-d-2) & \cdots & u(N-d-n) \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

$$\mathbf{y}^T = [y(n+d+1) \quad y(n+d+2) \quad \cdots \quad y(N)] \quad (2.17)$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}^T = [\hat{a}_1 \quad \hat{a}_2 \quad \cdots \quad \hat{a}_n \quad \hat{b}_1 \quad \hat{b}_2 \quad \cdots \quad \hat{b}_n] \quad (2.18)$$

Velká část průmyslových procesů může být aproximována pomocí soustavy druhého řádu s dopravním zpožděním uvedené výše v rovnici (1.2). Při použití tohoto modelu druhého řádu je vektor odhadů parametrů  $\hat{\boldsymbol{\theta}}$  vyjádřen ve tvaru

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}^T(k) = [\hat{a}_1 \quad \hat{a}_2 \quad \hat{b}_1 \quad \hat{b}_2] \quad (2.19)$$

a je využíván pro počítání predikce výstupu

$$\hat{y}(k) = -\hat{a}_1 y(k-1) - \hat{a}_2 y(k-2) + \hat{b}_1 u(k-1-d) + \hat{b}_2 u(k-2-d). \quad (2.20)$$

Kvalita identifikovaného ARX modelu může být vyjádřena pomocí odchylky  $\hat{e}(k)$ :

$$\hat{e}(k) = y(k) - \hat{y}(k) \quad (2.21)$$

Pomocí výše uvedené rovnice pro porovnání kvality výsledného modelu můžeme také experimentálně zjistit optimální hodnotu počtu kroků dopravního zpoždění. Toto experimentální hledání optimálního počtu kroků dopravního zpoždění spočívá v porovnávání jednotlivých kvalit identifikovaného modelu pro různou hodnotu počtu kroků dopravního zpoždění  $d$ .

## 2.5 Funkce „*fminsearch*“

Funkce „*fminsearch*“ hledá minimum zadané funkce metodou pružných polyedrů (simplexů) Neldera a Meada [7]. Může se jednat o funkci dvou a více proměnných. Základní syntaxe je

$$x = \text{fminsearch}('jmeno\_fce', x_0) \quad (2.22)$$

kde parametr  $x_0$  je startovací hodnota iterativního vyhledávání,  $x$  je výsledné minimum zadané funkce. Hodnoty  $x_0$  a  $x$  mohou být skaláry, vektory nebo i matice podle toho, zda jde o funkci jedné či více proměnných.

Uvedená metoda polyedrického hledání patří mezi tzv. komparativní metody hledání extrémů funkcí více proměnných bez omezení. Základní princip metody spočívá v určení směru hledání v  $n$ -dimenzionálním prostoru z funkčních hodnot účelové funkce v  $n+1$  bodech. Tyto body tvoří vrcholy pravidelného  $n$ -rozměrného polyedru, který se

nazývá regulárním simplexem. Souřadnice simplexu s jedním vrcholem v počátku lze vyjádřit maticí

$$S = [x_1 \quad \dots \quad x_{n+1}] = \begin{bmatrix} 0 & k_1 & k_2 & k_2 & \dots & k_2 \\ 0 & k_2 & k_1 & k_2 & \dots & k_2 \\ 0 & k_2 & k_2 & k_1 & \dots & k_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & k_2 & k_2 & k_2 & \dots & k_1 \end{bmatrix}, \quad (2.23)$$

kde

$$k_1 = \frac{d}{n\sqrt{2}}(\sqrt{n+1} + n - 1), \quad k_2 = \frac{d}{n\sqrt{2}}(\sqrt{n+1} - 1), \quad (2.24)$$

a  $d$  je délka hrany polyedru.

Např. při hledání extrému funkce  $f(x_1, x_2)$  dvou proměnných  $x_1$  a  $x_2$ , tj. při  $n = 2$ , přechází  $n$ -rozměrný polyedr v rovnostranný trojúhelník. Na začátku optimalizačního algoritmu se ve všech vrcholech polyedru vypočítá hodnota účelové funkce  $f_u(x_i)$  pro  $i=1, \dots, n+1$ . Dále se vyberou vrcholy s nejvyšší  $x_H$ , druhou nejvyšší  $x_T$  a nejnižší  $x_L$  hodnotou účelové funkce. Poté se vypočte těžiště ze všech bodů kromě  $x_H$  a určí se nový bod  $x_{n+3}$  ve směru těžiště. Podle funkční hodnoty nového bodu  $x_{n+3}$  se rozhodne, zda bude vrchol nového trojúhelníku prodloužen, ponechán, zkrácen, nebo zmenšen. Následně se celý algoritmus opakuje, dokud se odchylka funkčních hodnot ve vrcholech od funkční hodnoty v těžišti nedostane pod stanovenou mez  $\varepsilon$ . Pro úspěšné nalezení minima a pro zvýšení rychlosti konvergence je výhodné provést předem odhad parametrů účelové funkce [7].

Funkce „*fminsearch*“ je zde použita pro hledání optimálních parametrů identifikované soustavy. Vnitřní funkce obsahuje porovnávání reálné výstupní veličiny  $y_r$  s výstupní veličinou  $y_i$  modelu identifikované soustavy.

## 2.6 Rekurzivní metoda nejmenších čtverců

Rekurzivní algoritmy umožňují sledovat změny vlastností (parametrů) procesu v reálném čase a proto jsou základem samočinně se nastavujících regulátorů. Rekurzivní metoda nejmenších čtverců (RMNČ) je významnou součástí adaptivních systémů, kde daná akce je založena na aktuálním modelu [8]. U rekurzivní (on-line) identifikace se nově naměřená data používají pouze pro korekci předchozích odhadů, čímž klesá výpočetní složitost a náročnost na prostředky výpočetní techniky.

Naším úkolem RMNČ je průběžně odhadovat neznámé parametry  $\boldsymbol{\theta}$  modelu soustavy na základě vstupů a výstupů k časovému okamžiku  $k$ ,  $\{y(i), u(i), i = k, k-1, k-2, \dots, k_0\}$  ( $k_0$  je počáteční čas identifikace) [6]. Hledáme takový vektor  $\hat{\boldsymbol{\theta}}$  o rozměru  $n_z = 2n$ , který minimalizuje kritérium

$$J_k(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{i=k_0}^k e_s^2(i) \quad (2.25)$$

kde

$$e_s(i) = y(i) - \boldsymbol{\theta}^T \boldsymbol{\Phi}(i) = \begin{bmatrix} 1 & -\boldsymbol{\theta}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y(i) \\ \boldsymbol{\Phi}(i) \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

Klasický ARX model je dán diferenciální rovnicí  $n$ - tého řádu ve tvaru:

$$\begin{aligned} \hat{y}(k) = & -a_1 y(k-1) - a_2 y(k-2) - \dots - a_n y(k-n) \\ & + b_1 u(k-d-1) + b_2 u(k-d-2) + \dots + b_n u(k-d-n) + e_s(k) \end{aligned} \quad (2.27)$$

Rovnici (2.27) můžeme zapsat vektorově

$$y(k) = \boldsymbol{\theta}^T(k) \boldsymbol{\Phi}(k) + e_s(k), \quad (2.28)$$

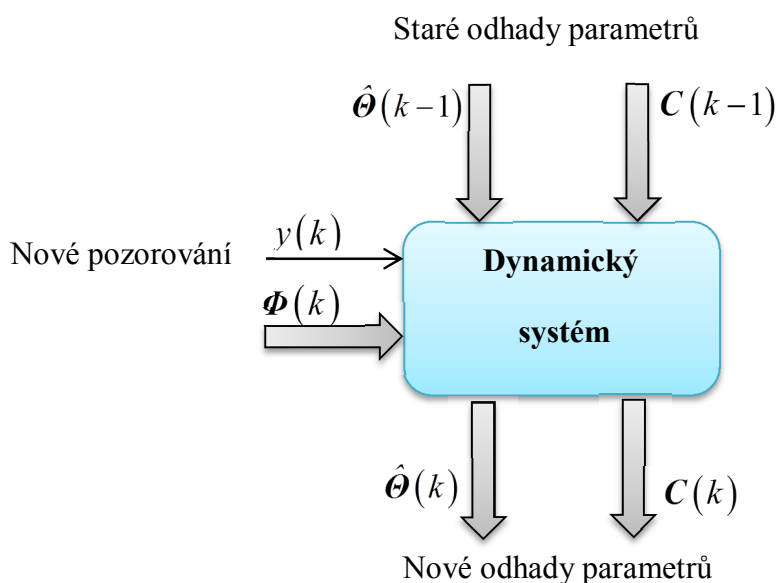
kde

$$\boldsymbol{\theta}^T(k) = [a_1 \ a_2 \dots a_n \ b_1 \ b_2 \dots b_n], \quad (2.29)$$

je parametrů identifikované soustavy a

$$\boldsymbol{\Phi}^T(k-1) = [-y(k-1) \ -y(k-2) \ \dots \ -y(k-n) \ u(k-d-1) \ u(k-d-2) \ \dots \ u(k-d-n)] \quad (2.30)$$

je vektor dat tzv. regresor.



Obr. 2.5 Schematicky znázorněný algoritmus RMNČ

Výsledný algoritmus rekurzivního výpočtu odhadu parametrů modelu procesu probíhá v každém kroku periody vzorkování  $T_0$  podle následujícího algoritmu [5]:

1. Naplnění vektoru odhadu parametrů  $\hat{\Theta}(0)$  a diagonální kovarianční matice  $C_{ii}(0)$  počátečními hodnotami. Kovarianční matice udává těsnost vazby mezi dvěma veličinami.
2. Vektor odhadu parametrů se počítá rekurzivně podle vztahu

$$\hat{\Theta}(k) = \hat{\Theta}(k-1) + \frac{C(k-1)\Phi(k)}{1 + \xi(k)} \hat{e}(k), \quad (2.31)$$

kde

$$\xi(k) = \Phi^T(k)C(k-1)\Phi(k), \quad (2.32)$$

je pomocný skalár a  $\hat{e}(k)$  je chyba predikce, která se počítá podle rovnice (2.21) uvedené v odstavci 2.4 MNČ.

3. Také kovarianční matice je počítána rekurzivně podle vztahu

$$C(k) = C(k-1) - \frac{C(k-1)\Phi(k)\Phi^T(k)C(k-1)}{1 + \xi(k)}. \quad (2.33)$$

## 2.7 Kvalita identifikace

Jednou z možností posouzení kvality identifikace je kvadratické kritérium chyby predikce na zvoleném intervalu  $\langle a; b \rangle$  ve tvaru

$$S_{ID} = \frac{1}{b-a+1} \sum_{k=a}^b [\hat{e}(k)]^2 \quad (2.34)$$

kde pro výpočet chyby predikce se použije vztah (2.21),  $a$  je počáteční a  $b$  je konečný krok identifikace. Je zřejmé, že čím menší je hodnota kritéria  $S_{ID}$ , tím lepší je shoda vyšetřovaného procesu s jeho modelem [5].

### 3 PREDIKTIVNÍ ŘÍZENÍ

Model prediktivního řízení (MPC - Model Predictive Control) se během posledních 20 let ukázal jako velmi silný praktický nástroj pro řízení různých procesů. Úspěch praktického použití MPC tkví hlavně v tom, že je možné tento přístup využít v mnoha situacích, např. se může použít jak pro SISO, tak pro MIMO modely, dále v MPC můžeme vstupní a výstupní omezení zahrnout do řídicího akčního zásahu a v neposlední řadě může být použit pro kompenzování dopravního zpoždění. Na druhé straně je však značná obecnost existujících prediktivních regulátorů překážkou pro jejich širší uplatnění v praxi. Především výpočtová složitost, vedoucí na neúměrné paměťové či časové nároky, zabraňuje implementovat prediktivní algoritmy řízení do kompaktních regulátorů a programovatelných automatů [4], [6].

V tomto odstavci je popsán algoritmus pro výpočet výsledného akčního zásahu pomocí metody GPC (Generalised Predictive Controller). Tento algoritmus je odvozen pro soustavy vykazující dopravní zpoždění a předpokládá základní SISO model bez počátečních omezení. Dalším používaným algoritmem je např. DMC (Dynamic Matrix Control). Tato metoda využívá stejnou kvadratickou účelovou funkci jako metoda GPC, jediný rozdíl je v tom, že používá jiný typ modelu soustavy [4].

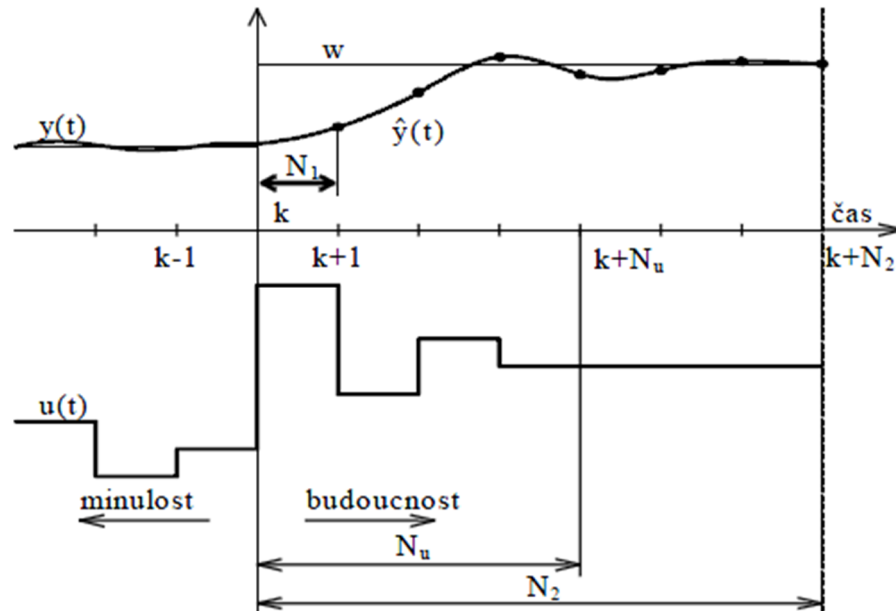
#### 3.1 Princip prediktivního řízení

Algoritmy prediktivního řízení jsou při řízení procesů mnohostranně použitelné a robustní. Kvalita řízení je obvykle vyšší ve srovnání s PID regulátory. Jsou aplikovatelné na neminimálně fázové, nestabilní a mnohorozměrné procesy, a rovněž na procesy s dopravním zpožděním [4].

Pod pojmem prediktivní řízení chápeme třídu metod řízení, které spojují určité společné charakteristiky [6]:

- Matematický model řízení systému je použitý na predikci budoucího řízení výstupu systému.
- Je znám průběh trajektorie žádané hodnoty regulované veličiny v budoucím čase.
- Výpočet posloupnosti budoucích řídicích zásahů zahrnuje minimalizaci vhodné účelové funkce (obvykle kvadratické) s budoucími trajektoriemi přírůstků řízení a regulační odchylky.

- Jen první akční zásah je realizovatelný a celý postup minimalizace funkcionálu se opakuje v další periodě vzorkování.

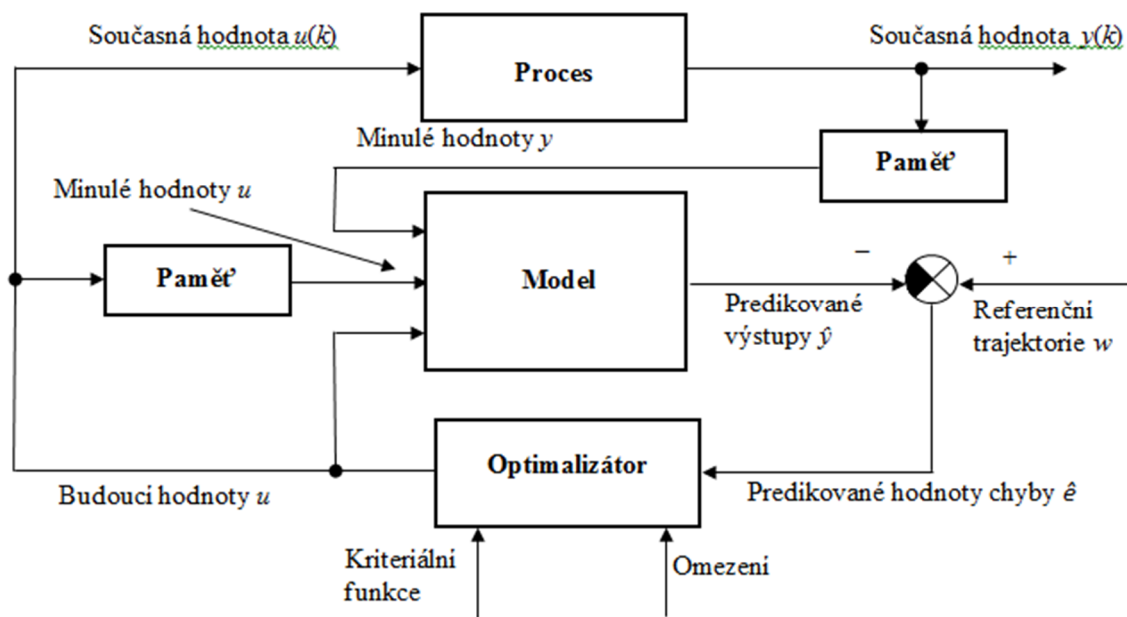


Obr. 3.1 Princip prediktivního řízení ( $N_1, N_2$  a  $N_u$ -minimální, maximální a řídicí horizont)

Princip prediktivního řízení zobrazen na Obr. 3.1 je následující:

1. Budoucí výstupní veličina  $\hat{y}$  pro definovaný horizont  $N$ , nazývaný predikovaný horizont, je počítána v každém kroku regulace. Predikce jsou vypočítané vzhledem k informacím dostupným do času  $k$  (minulý vstup  $u$  a výstup  $y$ ) a vzhledem k neznámé trajektorii akčních zásahů, které je třeba určit.
2. Trajektorie budoucích akčních zásahů je určena z řešení optimalizačního problému, obsahujícího vhodnou účelovou funkci a omezení. Účelová funkce zahrnuje budoucí predikce výstupu, budoucí trajektorii žádané veličiny a budoucích akčních zásahů.
3. I když v předešlém kroku byla počítána celá trajektorie akčních zásahů, jen první člen  $u(k)$  je použit pro řízení procesu. V další periodě vzorkování se celý postup opakuje. Tento princip je známý jako strategie pohyblivého horizontu.





Obr. 3.2 Základní struktura MPC

Základní struktura MPC na Obr. 3.2 je používána k implementaci výše uvedeného principu. Model je využíván k predikování budoucí výstupní veličiny  $\hat{y}$ , která je založena na minulých a současných hodnotách a na navrhovaném optimálním budoucím akčním zásahu [4].

## 3.2 Modely prediktivního regulátoru

V prediktivním řízení je možné používat libovolný model procesu. Vhodný model musí dostatečně vystihovat dynamické vlastnosti procesu. Nejčastěji se používají lineární modely, protože v případě bez omezení je možné vypočítat trajektorii akčních zásahů. Modely procesů hrají v prediktivním řízení důležitou roli, jelikož jsou nezbytné k počítání predikovaného výstupu  $\hat{y}$ . Model může být rozdělen na dvě části: část s modelem vlastního procesu a část s poruchovým modelem. Některé modely v sobě přímo zahrnují modely poruch, v jiných se předpokládá, že poruchy jsou konstantní [4], [6].

### 3.2.1 Impulzní funkce

Teoretická postupnost impulzní funkce je z praktických důvodů omezená jen na prvních několik členů. Tento model se potom označuje jako FIR (Finite Impulse Response). Výstup je svázaný se vstupem vztahem

$$y(k) = \sum_{i=1}^N h_i u(k-i) = H(z^{-1})u(k) \quad (3.1)$$

kde  $H(z^{-1}) = h_1 z^{-1} + h_2 z^{-2} + \dots + h_N z^{-N}$  je polynom  $N$ -tého stupně a  $z^{-1}$  je operátor zpětného posuvu definovaný vztahem  $y(z^{-1}) = y(k-1)$ .

Nevýhodou tohoto modelu je potřeba vysoké hodnoty  $N(50)$ , a že může popisovat jen stabilní procesy.

### 3.2.2 Přechodová funkce

Model založený na přechodové funkci je velmi podobný FIR modelu a sdílí s ním i stejné nevýhody. Pro stabilní procesy se používá diskrétní přechodová funkce omezená na prvních několik členů

$$y(k) = \sum_{i=1}^N g_i \Delta u(k-i) = G(z^{-1})(1-z^{-1})u(k) \quad (3.2)$$

Jelikož přechodovou a impulsní charakteristiku lze velmi jednoduše získat, modely a prediktivní metody na nich založené jsou často používány v průmyslových aplikacích. Modely založené na přechodové a impulsní funkci jsou využívány v metodě DMC.

### 3.2.3 Přenosová funkce

Tento model je například použitý v metodě GPC. Výstup je svázaný se vstupem vztahem

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k) \quad (3.3)$$

Výhodou tohoto modelu je jeho platnost i pro nestabilní procesy. Na druhou stranu je zase nutné znát řád polynomu  $A(z^{-1})$  a  $B(z^{-1})$ .

Pro metodu GPC (Generalised Predictive Controller) se používá model přenosové funkce CARIMA (Controlled Autoregressive Integrated Moving-Average) [4]. Tento model lze obecně vyjádřit

$$A(z^{-1})y(k) = z^{-d}B(z^{-1})u(k-1) + \frac{T(z^{-1})}{D(z^{-1})\Delta(z^{-1})}e(k), \quad (3.4)$$

kde  $d$  je dopravní zpoždění,  $e(k)$  je bílý šum a  $\Delta(z^{-1}) = (1-z^{-1})$ . Polynomy  $T(z^{-1})$  a  $D(z^{-1})$  reprezentují stochastický šum. Jelikož polynomy  $T(z^{-1})$  a  $D(z^{-1})$  je obtížné v praxi odhadnout volí se za tyto polynomy hodnota 1. Poté lze rovnici (3.4) vyjádřit

$$\tilde{A}(z^{-1})y(k) = z^{-d}B(z^{-1})\Delta u(k-1) + e(k), \quad (3.5)$$

$$\text{kde} \quad \tilde{A}(z^{-1}) = 1 - (1-a_1)z^{-1} - (a_1-a_2)z^{-2} \dots - a_{na}z^{-na-1}. \quad (3.6)$$

Použitím zjednodušeného modelu (3.5) a pokud uvažujeme bílý šum za nulový, je predikovaná výstupní veličina

$$\hat{y}(k+1) = \sum_{i=1}^{na+1} \tilde{a}_i y(k+1-i) + \sum_{i=1}^{nb+1} b_{i-1} \Delta u(k-d-i+1). \quad (3.7)$$

### 3.2.4 Stavový popis

Model procesu v diskretním stavovém popisu je daný jako

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{C}\mathbf{x}(k) \end{aligned} \quad (3.8)$$

Jeho výhodou je stejný zápis jednorozměrných a mnohazměrných systémů. Na druhé straně je potřebný pozorovatel stavu.

### 3.2.5 Jiné soustavy

Jak bylo výše uvedeno, je možné použít libovolné modely. Často se používají i spojité modely popsané systémem diferenciálních rovnic. Jejich nevýhodou je vysoká náročnost na simulaci a optimalizaci. V poslední době se často používají i jiné typy modelů, například neuronové sítě či fuzzy popisy. V tomto případě je model používán přímo, anebo jsou s ním jen generované některé charakteristiky procesu, jako skoková či impulsní odezva.

### 3.2.6 Model poruchy

Některé modely mohou být použity pro popsání poruchy. V praxi jsou pro specifické případy použity modely jednotkového skoku nebo rampy. Nejčastěji používaným popisem poruch je ARMA (AutoRegressive Moving Average) proces

$$n(k) = \frac{C(z^{-1})}{D(z^{-1})} e_s(k) \quad (3.9)$$

kde  $e_s(k)$  je bílý šum. Když uvažujeme model procesu daný rovnicí přenosové funkce, potom celkový model můžeme vyjádřit vztahem

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k) + C(z^{-1})e_s(k) \quad (3.10)$$

tedy ve tvaru ARMAX (AutoRegresive Moving Average with eXogenous input) [4], [6].

### 3.3 Účelová funkce

Různé druhy MPC algoritmů používají odlišné účelové funkce pro získání akčního zásahu. Hlavním cílem účelové funkce je, aby se budoucí výstupní veličina  $\hat{y}$  na uvažovaném horizontu blížila referenční hodnotě  $w$ , a aby rozdíl akčních zásahů  $\Delta u$  byl penalizován. V GPC se standardně používá kvadratická účelová funkce ve tvaru

$$J = \sum_{i=N_1}^{N_2} \delta(i) [\hat{y}(k+i) - w(k+i)]^2 + \sum_{i=1}^{N_u} \lambda(i) [\Delta u(k+i-1)]^2 \quad (3.11)$$

kde  $\hat{y}(k+i)$  je predikovaný výstup  $i$  kroků do budoucnosti vzhledem k informacím dostupným do kroku  $k$ ,  $w(k+i)$  je referenční hodnota,  $\delta(i)$  a  $\lambda(i)$  jsou váhové parametry,  $\Delta u(k+i-1)$  je posloupnost budoucích akčních zásahů, které musí být vypočtené.

Účelová funkce má následující parametry [4]:

- **Parametry:**  $N_1$ ,  $N_2$  a  $N_u$  nazýváme minimální, maximální a řídicí horizont.  $N_1$  a  $N_2$  určují interval v budoucnosti, když je potřebné sledovat trajektorii žádané hodnoty regulované veličiny.  $N_1$  volíme minimálně  $T_d + 1$ , kde  $T_d$  je přibližná hodnota dopravního zpoždění procesu. Tímto způsobem (nastavením dostatečně vysokého  $N_1$ ) se můžeme vyhnout problému s neminimálně fázovými procesy. Hodnota  $N_2$  by měla pokrývat důležitou část přechodové charakteristiky, obvykle se volí porovnatelná s časem  $T_{90}$ , který znamená hodnotu, za kterou výstupní veličina přejde z 10% na 90% své ustálené hodnoty. Pokud v procesu uvažujeme dopravní zpoždění, tak hodnota horizontu  $N_2$  vypočítáme jako  $N_2 = N + T_d$ . Využití řídicího horizontu  $N_u$  snižuje výpočtovou náročnost metody. Hodnota řídicího horizontu  $N_u$  se může získat pomocí vzorce  $N_u = N_2 - T_d = N$ . Parametry  $\delta(i)$  a  $\lambda(i)$  jsou sekvence, kterými můžeme ovlivňovat budoucí chování řízeného procesu. Obvykle je volíme jako konstanty nebo ve formě exponenciálních vah. Pokud uvažujeme  $N_1 = T_d + 1$ , tak první predikovaný výstup můžeme vyjádřit jako  $\hat{y}(k+d+1)$ .

- **Referenční hodnota:** Jednou z nesporných výhod prediktivního řízení je, že předem zná budoucí referenční hodnotu, čímž může efektivně reagovat na změny, které ještě skutečně nenastaly. Díky této vlastnosti je prediktivní řízení ideální pro systémy, které vykazují dopravní zpoždění, jelikož dokáže regulátor zareagovat dostatečným předstihu, aby dopravní zpoždění kompletně kompenzoval. Předpokládá se, že trajektorie žádané hodnoty regulované veličiny  $w(k+i)$  je známá. Když to neplatí, nejčastěji se uvažuje konstantní a rovna aktuální žádané hodnotě.
- **Omezení:** V praxi všechny procesy podléhají nějakým omezením. Například pohony ventilů mají omezené pole působnosti a rychlosti. Omezení může být konstrukční, bezpečnostní nebo ekologické. Dokonce i senzory mohou do procesu vnášet omezení, kvůli jejich maximálnímu rozsahu při měření výšky hladiny, průtoku, tlaku, teploty atd. Všechna tato omezení je nutné zavést do účelové funkce. Mnoho prediktivních algoritmů definuje tato omezení jako vymezení hranic amplitudy a periody vzorkování akčního zásahu a výstupní veličiny

$$\begin{aligned} u_{\min} &\leq u(t) \leq u_{\max} & \forall t \geq 0, \\ du_{\min} &\leq u(t) - u(t-1) \leq du_{\max} & \forall t \geq 0, \\ y_{\min} &\leq y(t) \leq y_{\max} & \forall t \geq 0. \end{aligned} \quad (3.12)$$

Jestliže jsou omezení přidány do účelové funkce, tak se minimalizace účelové funkce stává více komplexní a výsledek nemůže být obdržen explicitně jako u minimalizace účelové funkce bez omezení.

Cílem prediktivního řízení je spočítat sekvenci budoucích hodnot změny akčního zásahu tak, aby bylo minimalizováno kvadratické kritérium uvedené v (3.11). Pro další práci je třeba kritérium (3.11) převést do maticové podoby.

### 3.4 Odvození predikce od $k+d+1$ do $k+d+N_2$

V tomto odstavci odvodíme prediktivní řízení ve smyslu metody GPC, která je založena na vstupně-výstupním modelu procesu. K tomu, abychom byli schopni vypočítat akční zásah regulátoru, je nezbytné určit predikce od  $d+1$  do  $d+N_2$ . Uvažujeme-li zjednodušenou rovnici modelu CARIMA (3.7), tak hodnoty predikce pro  $\hat{y}(k+d+i)$  můžeme vypočítat následovně

$$\hat{y}(k+d+i) = (1-a_1)\hat{y}(k+d+i-1) + (a_1-a_2)\hat{y}(k+d+i-2) + \dots + a_{na}\hat{y}(k+d+i-na-1) + b_0\Delta u(k+i-1) + \dots + b_{nb}\Delta u(k+i-1-nb) \quad (3.13)$$

Jestliže je prediktivní rovnice (3.13) aplikována rekurzivně pro  $i=1, 2, \dots, N$  obdržíme matice

$$\begin{bmatrix} \hat{y}(k+d+1) \\ \hat{y}(k+d+2) \\ \vdots \\ \hat{y}(k+d+N) \end{bmatrix} = \mathbf{G} \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N-1) \end{bmatrix} + \mathbf{H} \begin{bmatrix} \Delta u(k-1) \\ \Delta u(k-2) \\ \vdots \\ \Delta u(k-nb) \end{bmatrix} + \mathbf{S} \begin{bmatrix} \hat{y}(k+d) \\ \hat{y}(k+d-1) \\ \vdots \\ \hat{y}(k+d-na) \end{bmatrix}, \quad (3.14)$$

kde  $\mathbf{G}$ ,  $\mathbf{H}$  a  $\mathbf{S}$  jsou konstantní matice o velikosti  $N \times N$ ,  $N \times nb$  a  $N \times na + 1$ . Rovnice (3.14) může být zapsána ve vektorové formě jako

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{G}\mathbf{u} + \mathbf{H}\mathbf{u}_1 + \mathbf{S}\mathbf{y}_1. \quad (3.15)$$

kde

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N-1) \end{bmatrix}; \quad \mathbf{u}_1 = \begin{bmatrix} \Delta u(k-1) \\ \Delta u(k-2) \\ \vdots \\ \Delta u(k-nb) \end{bmatrix}; \quad \mathbf{y}_1 = \begin{bmatrix} \hat{y}(k+d) \\ \hat{y}(k+d-1) \\ \vdots \\ \hat{y}(k+d-na) \end{bmatrix}. \quad (3.16)$$

Volná odezva modelu

$$\mathbf{y}_0 = \mathbf{H}\mathbf{u}_1 + \mathbf{S}\mathbf{y}_1 \quad (3.17)$$

je závislá pouze na minulých hodnotách řízení a výstupu systému, přičemž se předpokládá, že budoucí řízení je konstantní (nulové změny akčního zásahu) [4].

### 3.5 Minimalizace účelové funkce

K minimalizaci účelové funkce  $J$  musí být predikce výstupu  $\hat{y}(k+i)$  vyjádřena jako funkce minulých dat (akčního zásahu a výstupní veličiny) a budoucích akčních zásahů  $\Delta u(k+i-1)$ . Poté může být účelová funkce považována za funkci budoucích akčních zásahů a minimalizace může být prováděna s cílem získat optimální hodnoty akčního zásahu. Jelikož účelová funkce  $J$  (3.11) je složena z funkcí  $\mathbf{y}_1$ ,  $\mathbf{u}$ ,  $\mathbf{u}_1$  a ze sekvence referenčních hodnot  $\mathbf{w} = [w(k+d+1), w(k+d+2), \dots, w(k+d+N)]^T$ , tak jí můžeme zapsat jako

$$J = (\mathbf{Gu} + \mathbf{Hu}_1 + \mathbf{Sy}_1 - \mathbf{w})^T \mathbf{Q}_\delta (\mathbf{Gu} + \mathbf{Hu}_1 + \mathbf{Sy}_1 - \mathbf{w}) + \mathbf{u}^T \mathbf{Q}_\lambda \mathbf{u}, \quad (3.18)$$

kde  $\mathbf{Q}_\lambda$  a  $\mathbf{Q}_\delta$  jsou diagonální váhové matice velikosti  $N \times N$ . V praxi se nejčastěji volí za váhové matice jednotková matice vynásobená konstantní hodnotou. Hodnoty váhových matic ovlivňují výsledný regulační průběh a akční zásah. Rovnici (3.18) můžeme zapsat jako

$$J = \mathbf{u}^T (\mathbf{Q}_\lambda + \mathbf{G}^T \mathbf{Q}_\delta \mathbf{G}) \mathbf{u} + 2(\mathbf{Hu}_1 + \mathbf{Sy}_1 - \mathbf{w})^T \mathbf{Q}_\delta \mathbf{Gu} + (\mathbf{Hu}_1 + \mathbf{Sy}_1 - \mathbf{w})^T \mathbf{Q}_\delta (\mathbf{Hu}_1 + \mathbf{Sy}_1 - \mathbf{w}). \quad (3.19)$$

Minimalizace účelové funkce  $J$  s ohledem na  $\mathbf{u}$  můžeme vyjádřit jako

$$\mathbf{Mu} = \mathbf{P}_0 \mathbf{y}_1 + \mathbf{P}_1 \mathbf{u}_1 + \mathbf{P}_2 \mathbf{w}, \quad (3.20)$$

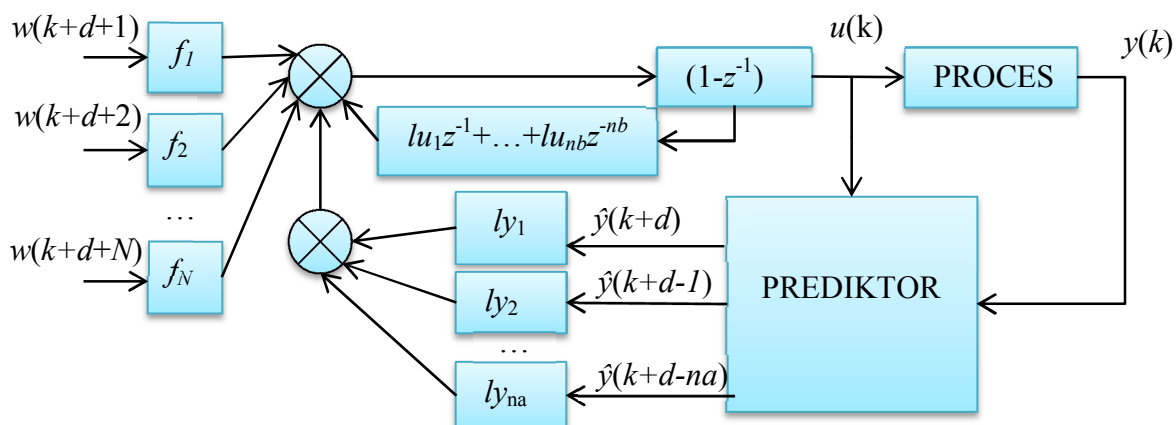
kde  $\mathbf{M} = \mathbf{G}^T \mathbf{Q}_\delta \mathbf{G} + \mathbf{Q}_\lambda$  a  $\mathbf{P}_2 = \mathbf{G}^T \mathbf{Q}_\delta$  jsou matice velikosti  $N \times N$ ,  $\mathbf{P}_0 = -\mathbf{G}^T \mathbf{Q}_\delta \mathbf{S}$  je matice velikosti  $N \times (na + 1)$  a  $\mathbf{P}_1 = -\mathbf{G}^T \mathbf{Q}_\delta \mathbf{H}$  je matice velikosti  $N \times nb$ . Jestliže  $\mathbf{m}$  je první řádek matice  $\mathbf{M}^{-1}$ , tak hodnotu akčního zásahu  $\Delta u(k)$  můžeme vypočítat pomocí rovnice

$$\Delta u(k) = \mathbf{mP}_0 \mathbf{y}_1 + \mathbf{mP}_1 \mathbf{u}_1 + \mathbf{mP}_2 \mathbf{w}. \quad (3.21)$$

Z rovnice (2.21) plyne, že přírůstek  $\Delta u(k)$  může být zapsán jako

$$\Delta u(k) = ly_1 \hat{y}(k+d) + \dots + ly_{na+1} \hat{y}(k+d-na) + lu_1 \Delta u(k-1) + lu_2 \Delta u(k-2) + \dots + lu_{nb} \Delta u(k-nb) + \sum_{i=1}^N f_i w(k+d+i), \quad (3.22)$$

kde  $\mathbf{mP}_0 = [ly_1, ly_2 \dots ly_{na+1}]$ ,  $\mathbf{mP}_1 = [lu_1, lu_2 \dots lu_{nb}]$  a  $\mathbf{mP}_2 = [f_1, f_2 \dots f_N]$ . Koeficienty  $ly_i$ ,  $lu_i$ ,  $f_i$  jsou funkce  $a_i$ ,  $b_i$ ,  $N$ ,  $\lambda(i)$  a  $\delta(i)$ . Na Obr. 3.3 je zobrazen diagram výpočtu akčního zásahu pomocí metody GPC [4].



Obr. 3.3 Diagram výpočtu optimálního řízení pomocí metody GPC

### 3.6 Kvalita regulace

Kvalitativní srovnání provedených regulací může být provedeno pomocí kritéria založeného na výpočtu sumace kvadrátů regulační odchylky  $e(k) = w(k) - y(k)$  a přírůstků akční veličiny  $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$  podle vzorců [6]

$$S_e = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e^2(k); \quad S_u = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \Delta u^2(k) \quad (3.23)$$



## **II. PRAKTICKÁ ČÁST**

## 4 IDENTIFIKACE SOUSTAV

Praktická část identifikace soustav je rozdělena na dvě části. První část je nazvaná simulace identifikace. V této části jsou simulačně porovnány jednotlivé identifikační metody pro soustavy vyšších řádů s rozdílnou dynamikou. Druhá část je nazvaná reálná identifikace. V této části jsou vybrané identifikační metody pro identifikaci reálné soustavy tepelného modelu. Jednotlivé identifikační experimenty jsou mezi sebou kvalitativně porovnány. Model získaný pomocí identifikační metody s nejlepší kvalitou identifikace je použitý pro řízení pomocí prediktivního regulátoru v dalším odstavci.

### 4.1 Simulace identifikace

Pro simulační porovnání byly si vybrány tři základní metody identifikace. První a nejjednodušší identifikační metoda je tzv. tří bodová metoda identifikace [4]. Druhá identifikační metoda je metoda nejmenších čtverce [4], [5] a poslední identifikační metoda, založena na funkci obsažené v optimalizační knihovně v programu MATLAB, je *fminsearch*.

V programovém prostředí MATLAB byly ověřeny výše uvedené algoritmy pro identifikaci modelů s rozdílnou dynamikou. Byly zvoleny dva přenosy vyšších řádů a to:

$$\text{Stabilní přenos} \quad G_1(s) = \frac{2}{s^5 + 5s^4 + 10s^3 + 10s^2 + 5s + 1} \quad (4.1)$$

$$\text{a přenos s neminimální fází} \quad G_2(s) = \frac{-2s + 1}{s^5 + 5s^4 + 10s^3 + 10s^2 + 5s + 1}. \quad (4.2)$$

Regulovaná soustava s neminimální fází (neminimálně fázový dynamický systém) je taková, která má v přenosu  $G(s)$  alespoň jednu nulu v pravé polorovině komplexního systému [1].

#### 4.1.1 Tříbodová identifikace

Algoritmus tříbodové identifikace uvedený v kapitole 2.1 byl naprogramován v programu MATLAB/SIMULINK. Nejprve bylo nutné získat hodnoty přechodové charakteristiky a zjistit periodu vzorkování  $T_0$  daného systému. Perioda vzorkování byla odhadnuta pomocí funkce uvedené v příloze na CD pod názvem „vzorkovani.m“. Tato funkce je založena na odhadu periody vzorkování z přechodové charakteristiky pomocí

vztahu  $T_0 = \frac{T_{95}}{14}$ . Parametr  $T_{95}$  je čas, kdy přechodová charakteristika regulované soustavy dosáhne 95% své ustálené hodnoty [1]. Dále byla naprogramována funkce, ve které je aplikován výše uvedený třibodový algoritmus. Tato funkce je uvedena v příloze na CD pod názvem „ident\_3b.m“.

#### 4.1.1.1 Aproximace stabilní soustavy vyššího řádu

- Zadaný stabilní přenos vyššího řádu

$$G(s) = \frac{2}{s^5 + 5s^4 + 10s^3 + 10s^2 + 5s + 1} \quad (4.3)$$

- Výsledný aproximovaný spojitý přenos

$$G(s) = \frac{1.997}{4.865s^2 + 3.964s + 1} e^{-1.21s} \quad (4.4)$$

- Výsledné parametry aproximace:

Dopravní zpoždění:  $T_d = 1.21s$

Póly přenosu:

$$p_1 = 1.982 + j0.9679$$

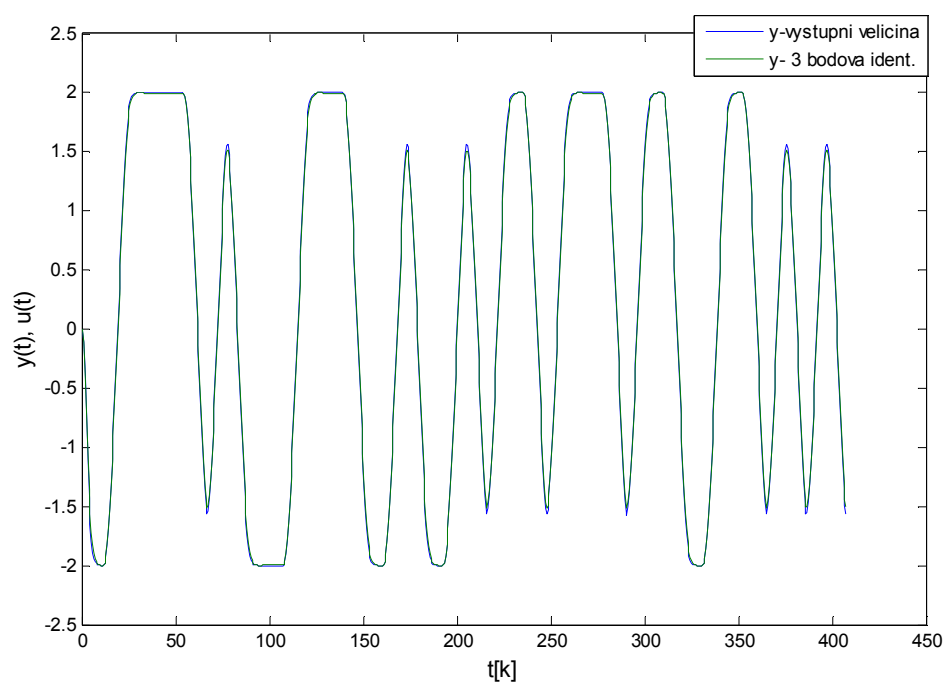
$$p_2 = 1.982 - j0.9679$$

Zesílení soustavy:  $K=1.997$

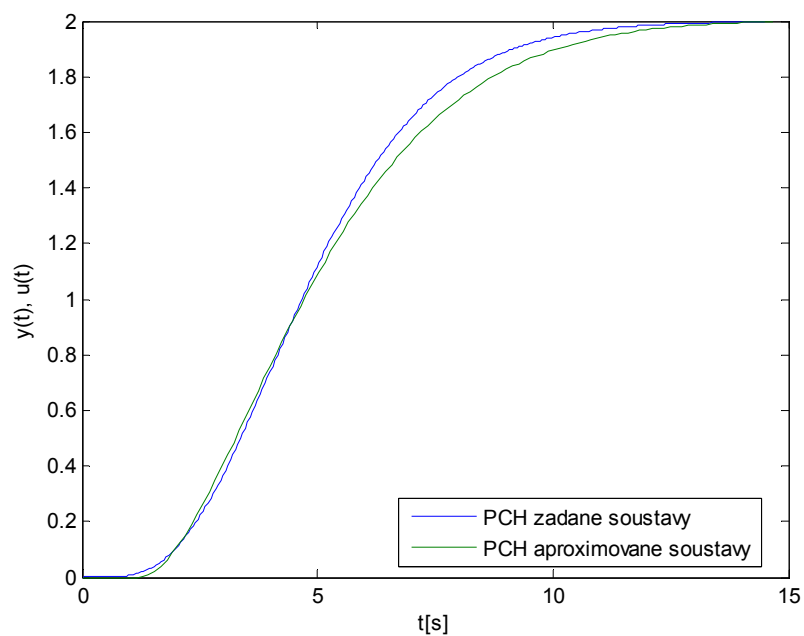
Kvalita identifikace:  $S_{ID}=0.6027$

Perioda vzorkování:  $T_0=0.649s$

Na Obr. 4.1 je zobrazeno porovnání zadané stabilní soustavy vyššího řádu (4.3) s výslednou aproximovanou soustavou (4.4). Obě soustavy byly pro porovnání vybuzeny stejným PNBS signálem. Z tohoto porovnání byla získána hodnota kvality identifikace  $S_{ID}$  uvedená výše. Kvalita identifikace byla vypočtena podle vzorce (2.27).



Obr. 4.1 Porovnání zadané stabilní soustavy s aproximovanou soustavou pomocí třibodové metody.



Obr. 4.2 Porovnání přechodových charakteristik zadané a aproximované soustavy

Z přechodových charakteristik na Obr. 4.2 lze usoudit, že dynamika aproximované soustavy se téměř shoduje se zadanou soustavou. Dále pak lze usoudit, že vypočítané dopravní zpoždění  $T_d$  a zesílení je správné.

#### 4.1.1.2 Aproximace soustavy vyššího řádu s neminimální fází

- Zadaný přenos vyššího řádu s neminimální fází

$$G(s) = \frac{-2s + 1}{s^5 + 5s^4 + 10s^3 + 10s^2 + 5s + 1} \quad (4.5)$$

- Výsledný aproximovaný spojitý přenos

$$G(s) = \frac{0.9987}{2.162s^2 + 3.225s + 1} e^{-3.73s} \quad (4.6)$$

- Výsledné parametry aproximace:

$$\text{Dopravní zpoždění: } T_d = 3.73s$$

$$\begin{aligned} \text{Póly přenosu: } p_1 &= 2.2744 \\ p_2 &= 0.9508 \end{aligned}$$

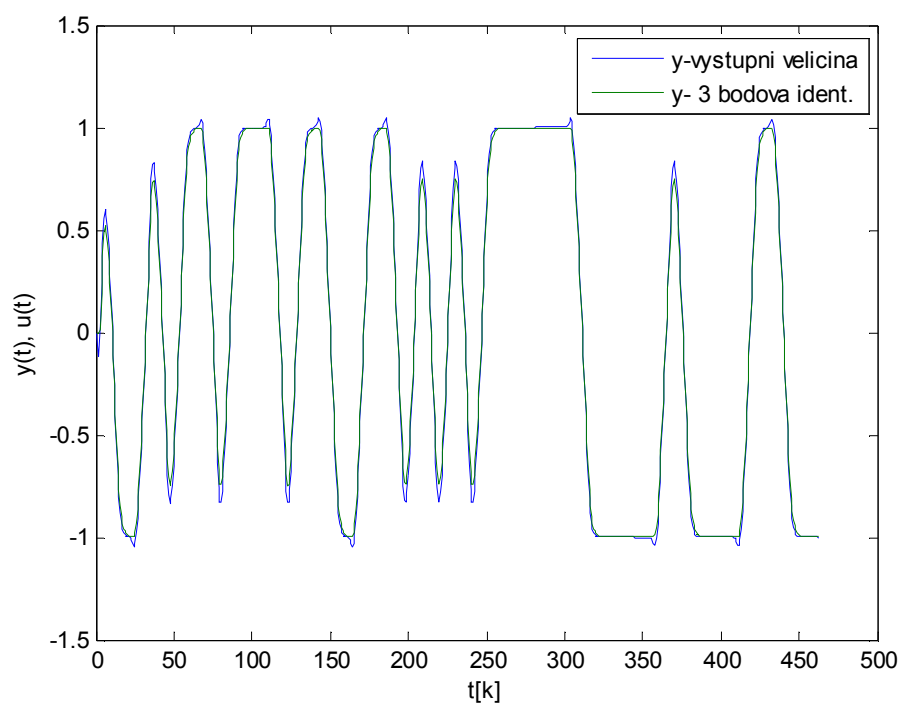
$$\text{Zesílení soustavy: } K = 0.9987$$

$$\text{Kvalita identifikace: } S_{ID} = 0.6027$$

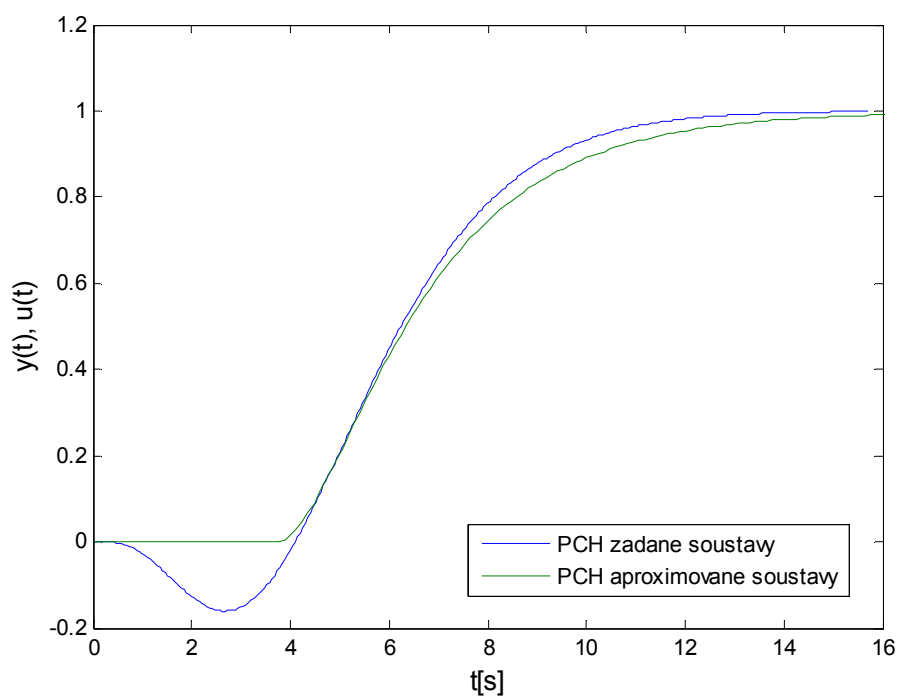
$$\text{Perioda vzorkování: } T_0 = 0.7428s$$

Na Obr. 4.3 je zobrazeno porovnání zadané soustavy s neminimální fází vyššího řádu (4.5) s výslednou aproximovanou soustavou (4.6). Obě soustavy byly pro porovnání vybuzeny stejným PNBS signálem. Z tohoto porovnání byla získána hodnota kvality identifikace  $S_{ID}$  uvedená výše. Kvalita identifikace byla vypočtena podle vzorce (2.27).

Z přechodových charakteristik na Obr. 4.4 lze usoudit, že tříbodová aproximace není pro soustavy s neminimální fází příliš vhodná. Identifikace nedokáže zachytit podkmit, který je charakteristický pro soustavy s neminimální fází. Charakteristický podkmit soustavy s neminimální fází je kompenzovaný pomocí dopravního zpoždění, které se tímto prodlužuje.



Obr. 4.3 Porovnání zadané soustavy s neminimální fází s aproximovanou soustavou pomocí tříbodové metody.



Obr. 4.4 Porovnání přechodových charakteristik zadané a aproximované soustavy

#### 4.1.2 Metoda nejmenších čtverců a „*fminsearch*“

Identifikační metody MNČ a funkce „*fminsearch*“ jsou podrobně popsány v kapitole 2.4 a 2.5. Jsou to diskrétní identifikační metody, které obvykle využívají pro identifikaci zjednodušený ARX model. Tento model je podrobněji popsán v kapitole 2.3 Algoritmy popsané ve výše uvedených odstavcích byly implementovány do programového prostředí MATLAB/SIMULINK. Výsledné skripty s aplikovanými algoritmy MNČ a „*fminsearch*“ můžeme najít v příloze na CD pod názvy „*Mnc.m*“ a „*krit.m*“.

Pro simulační ověření těchto metod byly vybrány stejné soustavy vyšších řádů jako v předcházejícím odstavci a to stabilní systém (4.1) a systém s neminimální fází (4.2). Pro porovnání byly tyto soustavy vybuzeny třemi různými budicími signály. Tyto budicí signály jsou podrobněji popsány v kapitole 2.2. Jedná se o pseudonáhodný binární signál (PNBS), náhodný Gaussův signál (RGS) a signál rozložený pomocí součtu několika sinusovek (SINE). Následně byly vybuzené soustavy identifikovány pomocí MNČ a funkce „*fminsearch*“. Porovnání jednotlivých metod identifikace s různými budicími signály bylo provedeno pomocí kvalitativního kritéria uvedeného v kapitole 2.7. Perioda vzorkování u zadaných soustav byla vypočítána stejně jako v případě tříbodové aproximace pomocí skriptu, který je uveden v příloze na CD pod názvem „*vzorkovani.m*“. Odhad dopravního zpoždění je zde prováděn experimentálně. Zvolením maximální hodnoty počtu kroků dopravního zpoždění  $d_{max}$  určíme interval, na kterém se bude porovnávat kvalita identifikace. Z výsledného porovnání se vybere velikost dopravního zpoždění, pro něhož byla hodnota kvality identifikace nejmenší.

##### 4.1.2.1 Aproximace stabilní soustavy vyššího řádu

Stabilní soustava vyššího řádu vybuzena PNBS signálem:

- Zadaný stabilní přenos vyššího řádu

$$G(s) = \frac{2}{s^5 + 5s^4 + 10s^3 + 10s^2 + 5s + 1} \quad (4.7)$$

- Výsledný aproximovaný diskrétní přenos metodou MNČ

$$G(z^{-1}) = \frac{0.0619z^{-1} + 0.0786z^{-2}}{1 - 1.605z^{-1} + 0.6659z^{-2}} z^{-2} \quad (4.8)$$

- Výsledné parametry aproximace metodou MNČ:

Počet kroků dopravního zpoždění:

$$d = 2$$

$$d_{\max} = 5$$

Dopravní zpoždění:  $T_d = d \cdot T_0 = 1.3s$

Póly přenosu:  $p_1 = 0.8026 + j0.1473$

$$p_2 = 0.8026 - j0.1473$$

Zesílení soustavy:  $K=1.9753$

Kvalita identifikace:

$$S_{ID}=6.9597 \cdot 10^{-1}$$

Perioda vzorkování:  $T_0=0.6490s$

- Výsledný aproximovaný diskrétní přenos metodou „*fminsearch*“

$$G(z^{-1}) = \frac{0.0531z^{-1} + 0.099z^{-2}}{1 - 1.504z^{-1} + 0.5797z^{-2}} z^{-2} \quad (4.9)$$

- Výsledné parametry aproximace metodou „*fminsearch*“:

Počet kroků dopravního zpoždění:

$$d = 2$$

$$d_{\max} = 5$$

Dopravní zpoždění:  $T_d = d \cdot T_0 = 1.3s$

Póly přenosu:  $p_1 = 0.7518 + j0.1208$

$$p_2 = 0.7518 - j0.1208$$

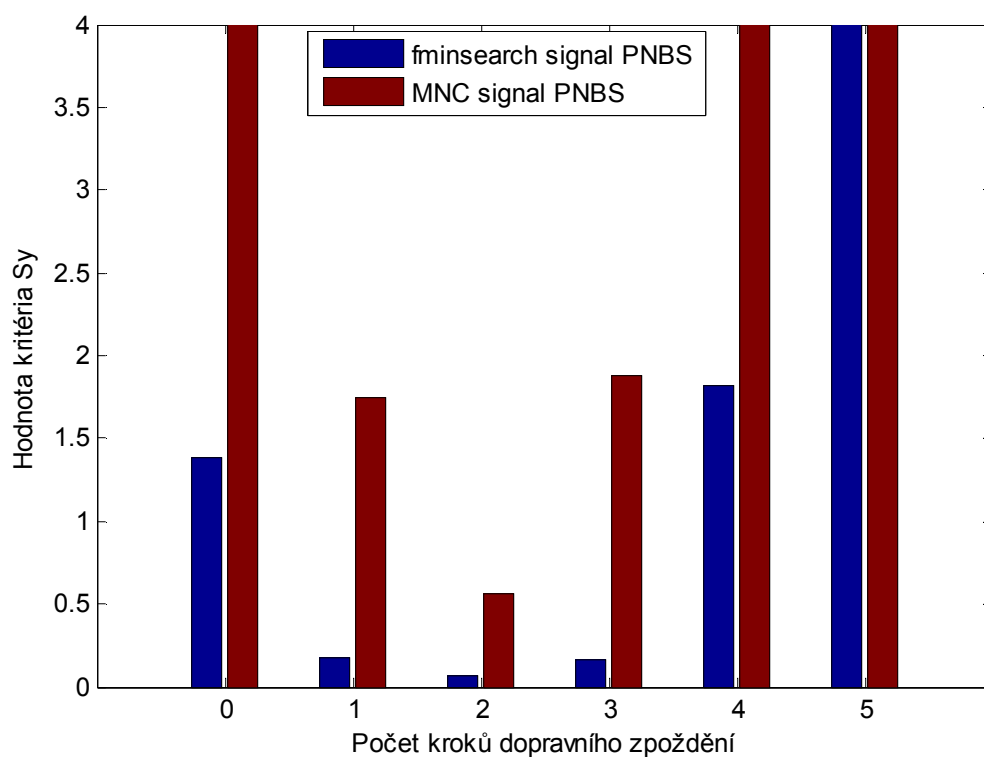
Zesílení soustavy:  $K=1.9961$

Kvalita identifikace:

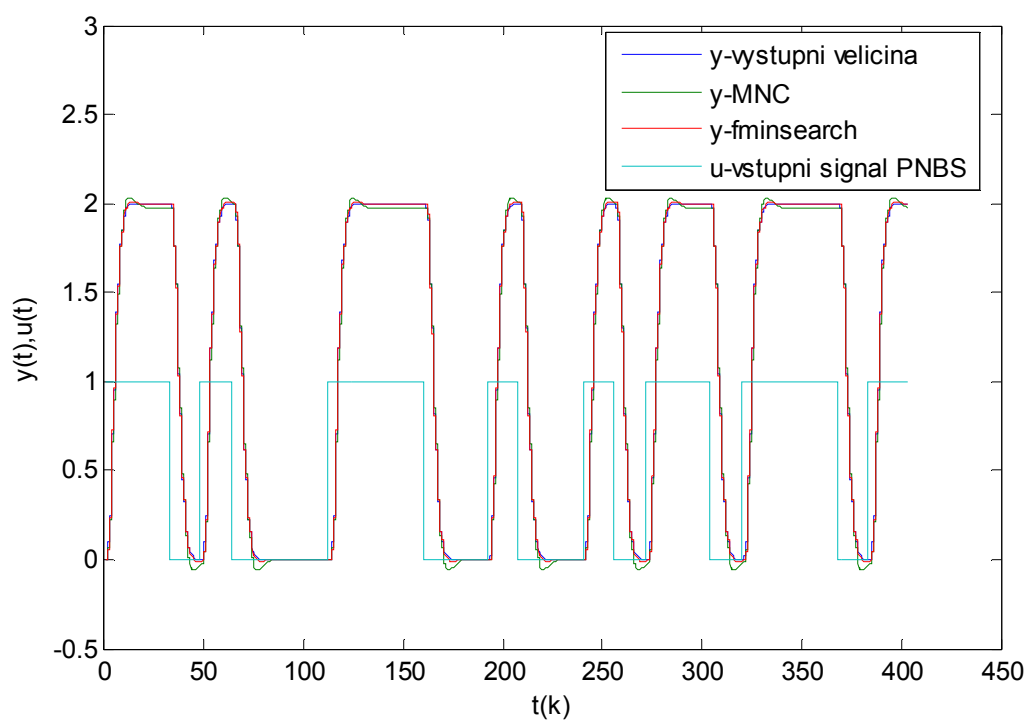
$$S_{ID}=8.6218 \cdot 10^{-2}$$

Perioda vzorkování:  $T_0=0.6490s$





Obr. 4.5 Experimentální odhad počtu kroků dopravního zpoždění



Obr. 4.6 Porovnání zadané stabilní soustavy s aproximovanou soustavou pomocí MNC a „fminsearch“

Na Obr. 4.5 je zobrazeno porovnání kvality identifikace pro dopravní zpoždění v rozsahu od 0 do  $d_{max}$ . Z tohoto porovnání plyne, že nejkvalitnější identifikace je, pokud se zvolí dva kroky dopravního zpoždění.

Na Obr. 4.6 je zobrazeno porovnání zadané stabilní soustavy vyššího řádu (4.14) s výslednou aproximovanou soustavou pomocí MNČ (4.8) a „*fminsearch*“ (4.9). Všechny soustavy byly vybuzeny stejným PNBS signálem, který byl použit, jak pro porovnání soustav, tak k získání vstupně výstupních dat pro identifikaci. Z Obr. 4.5 a Obr. 4.6 lze jednoznačně vyvodit závěr, že aproximace pomocí funkce „*fminsearch*“ je přesnější, než aproximace pomocí MNČ.

Stabilní soustava vyššího řádu vybuzena RGS signálem:

- Výsledný aproximovaný diskrétní přenos metodou NMČ

$$G(z^{-1}) = \frac{0.1498z^{-1} + 0.0005z^{-2}}{1 - 1.498z^{-1} + 0.5736z^{-2}} z^{-2} \quad (4.10)$$

- Výsledné parametry aproximace metodou NMČ:

Počet kroků dopravního zpoždění:

$$d = 2$$

$$d_{max} = 5$$

Dopravní zpoždění:  $T_d = d \cdot T_0 = 1.3s$

Póly přenosu:  $p_1 = 0.749 + j0.111$

$$p_2 = 0.749 - j0.111$$

Zesílení soustavy:  $K = 1.9983$

Kvalita identifikace:

$$S_{ID} = 6.3485 \cdot 10^{-3}$$

Perioda vzorkování:  $T_0 = 0.6490s$

- Výsledný aproximovaný diskretní přenos metodou „*fminsearch*“

$$G(z^{-1}) = \frac{0.1501z^{-1} + 0.0006z^{-2}}{1 - 1.497z^{-1} + 0.5727z^{-2}} z^{-2} \quad (4.11)$$

- Výsledné parametry aproximace metodou „*fminsearch*“:

Počet kroků dopravního zpoždění:

$$d = 2$$

$$d_{\max} = 5$$

Dopravní zpoždění:  $T_d = d \cdot T_0 = 1.3s$

Póly přenosu:  $p_1 = 0.7487 + j0.1104$

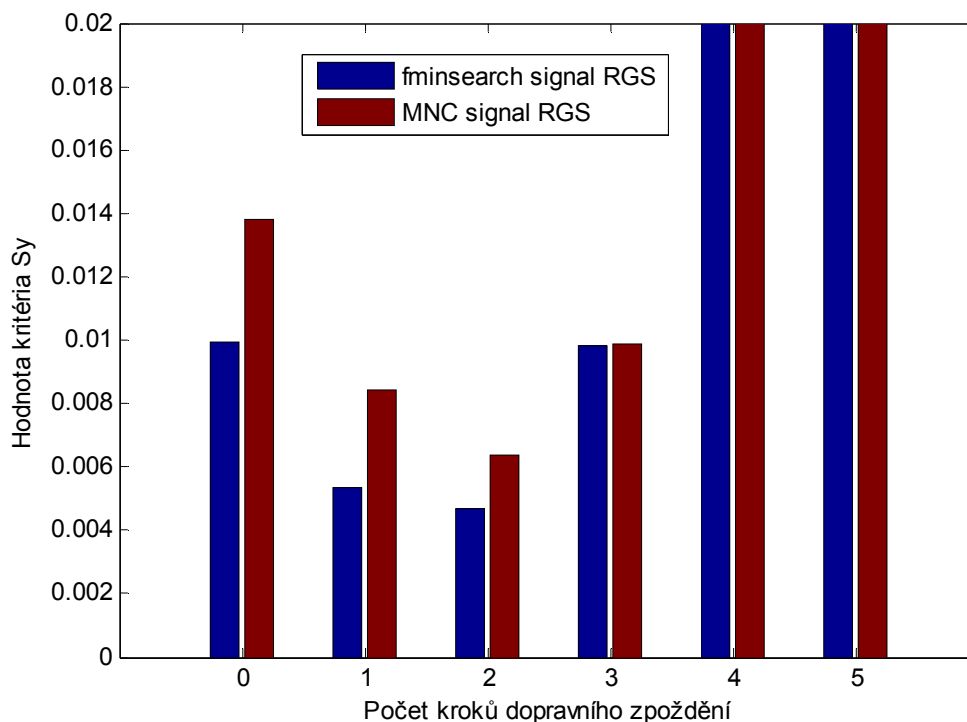
$$p_2 = 0.7487 - j0.1104$$

Zesílení soustavy:  $K = 1.9988$

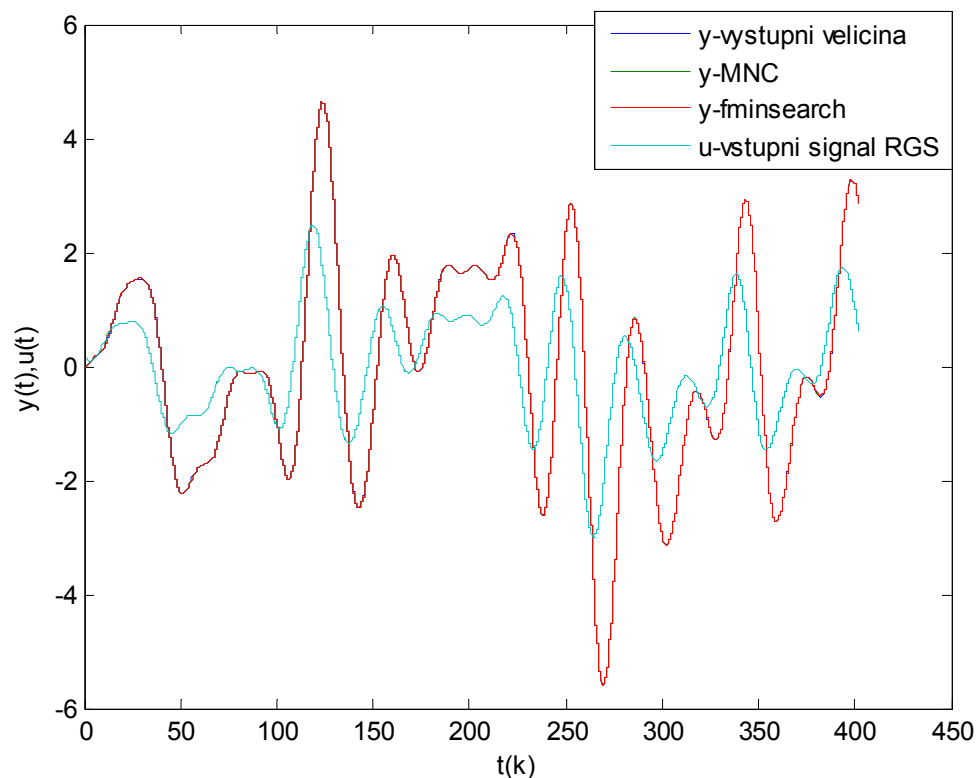
Kvalita identifikace:

$$S_{ID} = 4.6881 \cdot 10^{-3}$$

Perioda vzorkování:  $T_0 = 0.6490s$



Obr. 4.7 Experimentální odhad počtu kroků dopravního zpoždění



Obr. 4.8 Porovnání zadané stabilní soustavy s aproximovanou soustavou pomocí MNČ a „fminsearch“

Na Obr. 4.7 je zobrazeno porovnání kvality identifikace pro dopravní zpoždění v rozsahu od 0 do  $d_{max}$ . Z tohoto porovnání plyne, že nejkvalitnější identifikace je, pokud se zvolí dva kroky dopravního zpoždění.

Na Obr. 4.8 je zobrazeno porovnání zadané stabilní soustavy vyššího řádu (4.1) s výslednou aproximovanou soustavou pomocí MNČ (4.10) a „fminsearch“ (4.11). Všechny soustavy byly vybuzeny stejným RGS signálem, který byl použit, jak pro porovnání soustav, tak k získání vstupně výstupních dat pro identifikaci. Z Obr. 4.7 a Obr. 4.8 nelze jednoznačně vyvodit závěr, která z identifikačních metod je v tomto případě přesnější. Až z porovnání výsledných kvalit identifikace  $S_{ID}$  jako lepší vychází aproximace pomocí funkce „fminsearch“.

Poslední je aproximace stabilní soustavy vyššího řádu, která byla vybuzena signálem SINE:

- Výsledný aproximovaný diskrétní přenos metodou MNČ

$$G(z^{-1}) = \frac{0.1665z^{-1} - 0.0301z^{-2}}{1 - 1.53z^{-1} + 0.5984z^{-2}} z^{-2} \quad (4.12)$$

- Výsledné parametry aproximace metodou MNČ:

Počet kroků dopravního zpoždění:

$$d = 2$$

$$d_{\max} = 5$$

Dopravní zpoždění:  $T_d = d \cdot T_0 = 1.3s$

Póly přenosu:  $p_1 = 0.7651 + j0.1144$

$$p_2 = 0.7651 - j0.1144$$

Zesílení soustavy:  $K = 1.9979$

Kvalita identifikace:

$$S_{ID} = 7.6994 \cdot 10^{-5}$$

Perioda vzorkování:  $T_0 = 0.6490s$

- Výsledný aproximovaný diskrétní přenos metodou „*fminsearch*“

$$G(z^{-1}) = \frac{0.1701z^{-1} - 0.0336z^{-2}}{1 - 1.528z^{-1} + 0.5964z^{-2}} z^{-2} \quad (4.13)$$

- Výsledné parametry aproximace metodou „*fminsearch*“:

Počet kroků dopravního zpoždění:

$$d = 2$$

$$d_{\max} = 5$$

Dopravní zpoždění:  $T_d = d \cdot T_0 = 1.3s$

Póly přenosu:  $p_1 = 0.7641 + j0.1122$

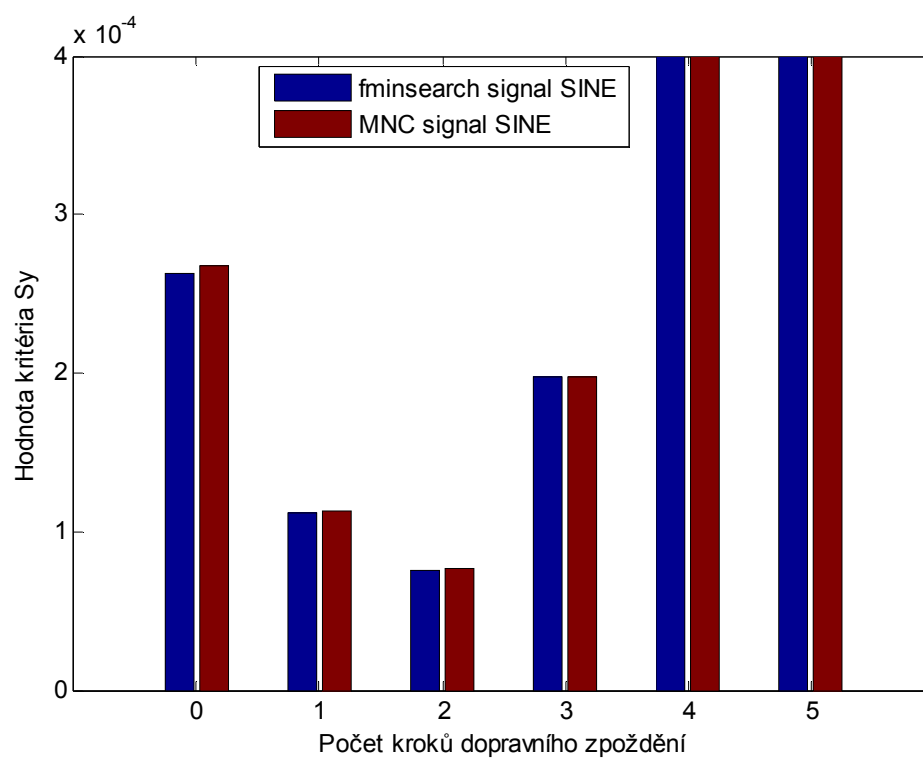
$$p_2 = 0.7641 - j0.1122$$

Zesílení soustavy:  $K = 1.9994$

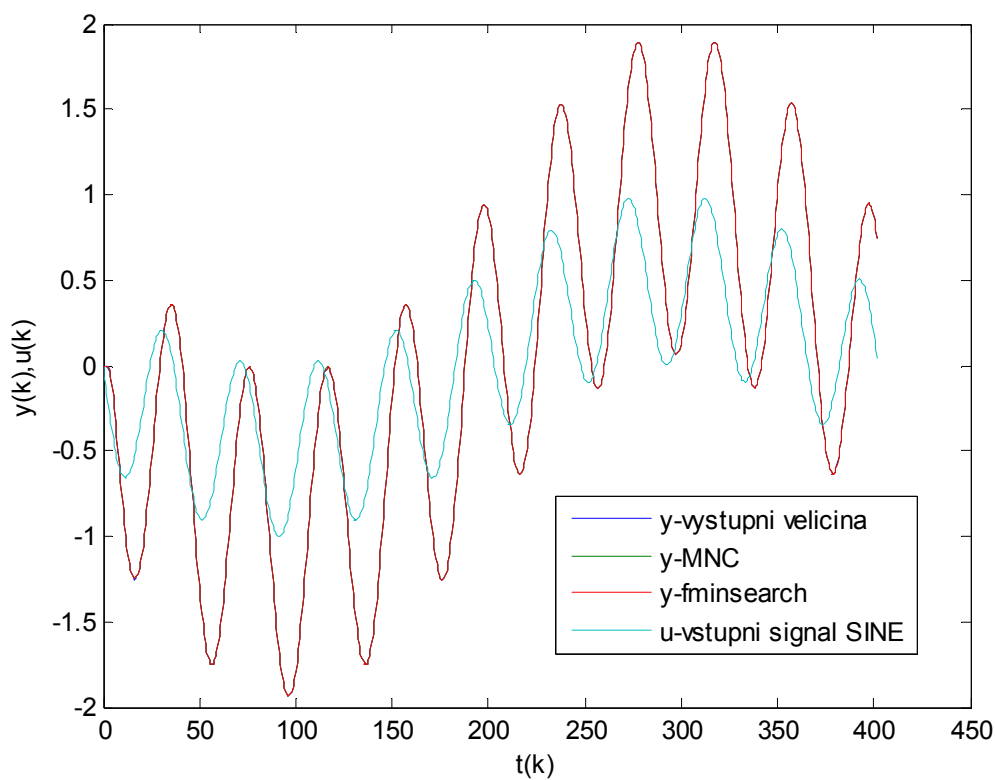
Kvalita identifikace:

$$S_{ID} = 7.6016 \cdot 10^{-5}$$

Perioda vzorkování:  $T_0 = 0.6490s$



Obr. 4.9 Experimentální odhad počtu kroků dopravního zpoždění



Obr. 4.10 Porovnání zadané stabilní soustavy s aproximovanou soustavou pomocí MNC a „fminsearch“

Na Obr. 4.9 je zobrazeno porovnání kvality identifikace pro dopravní zpoždění v rozsahu od 0 do  $d_{max}$ . Z tohoto porovnání plyne, že nejkvalitnější identifikace je, pokud se zvolí dva kroky dopravního zpoždění.

Na Obr. 4.10 je zobrazeno porovnání zadané stabilní soustavy vyššího řádu (4.1) s výslednou aproximovanou soustavou pomocí MNČ (4.12) a „*fminsearch*“ (4.13). Všechny soustavy byly vybuzeny stejným budicím signálem SINE, který byl použit, jak pro porovnání soustav, tak k získání vstupně výstupních dat pro identifikaci. Z Obr. 4.9 a Obr. 4.10 opět nelze jednoznačně vyvodit závěr, která z identifikačních metod je v tomto případě přesnější. Až z porovnání výsledných kvalit identifikace  $S_{ID}$  nám, jako lepší opět vychází aproximace pomocí funkce „*fminsearch*“.

Z výše uvedených výsledků nám jako nejpřesnější identifikační metoda vychází „*fminsearch*“ s budicím signálem RGS a SINE. Pokud se máme dále rozhodovat, který z těchto dvou budicích signálů je vhodnější, tak nám na základě kvality identifikace  $S_{ID}$  vychází, že identifikace pomocí budicího signálu SINE je o trochu lepší. Znatelnější rozdíly mezi jednotlivými identifikacemi uvidíme až v kapitole věnované identifikaci reálného tepelného modelu s dopravním zpožděním, která je uvedena níže.

#### 4.1.2.2 Aproximace soustavy vyššího řádu s neminimální fází

Aproximace soustavy s neminimální fází je, hlavně z důvodu podobnosti výsledků, provedena pouze pomocí budicího signálu SINE. Výsledky této aproximace jsou:

- Zadaný stabilní přenos vyššího řádu

$$G(s) = \frac{-2s + 1}{s^5 + 5s^4 + 10s^3 + 10s^2 + 5s + 1} \quad (4.14)$$

- Výsledný aproximovaný diskrétní přenos metodou MNČ

$$G(z^{-1}) = \frac{-0.07837z^{-1} + 0.1496z^{-2}}{1 - 1.565z^{-1} + 0.6363z^{-2}} z^{-2} \quad (4.15)$$

- Výsledné parametry aproximace metodou MNČ:

Počet kroků dopravního zpoždění:

$$d = 2$$

$$d_{max} = 5$$

Dopravní zpoždění:  $T_d = d \cdot T_0 = 1.486s$

Póly přenosu:  $p_1 = 0.7825 + j0.1546$

$$p_2 = 0.7825 - j0.1546$$

Zesílení soustavy:  $K=0.9998$

Kvalita identifikace:

$$S_{ID}=1.80887 \cdot 10^{-3}$$

Perioda vzorkování:  $T_0=0.7428s$

- Výsledný aproximovaný diskrétní přenos metodou „*fminsearch*“

$$G(z^{-1}) = \frac{-0.1566z^{-1} + 0.2528z^{-2}}{1 - 1.452z^{-1} + 0.5478z^{-2}} z^{-2} \quad (4.16)$$

- Výsledné parametry aproximace metodou „*fminsearch*“:

Počet kroků dopravního zpoždění:

$$d = 2$$

$$d_{\max} = 5$$

Dopravní zpoždění:  $T_d = d \cdot T_0 = 1.486s$

Póly přenosu:  $p_1 = 0.7258 + j0.1449$

$$p_2 = 0.7258 - j0.1449$$

Zesílení soustavy:  $K=1.0002$

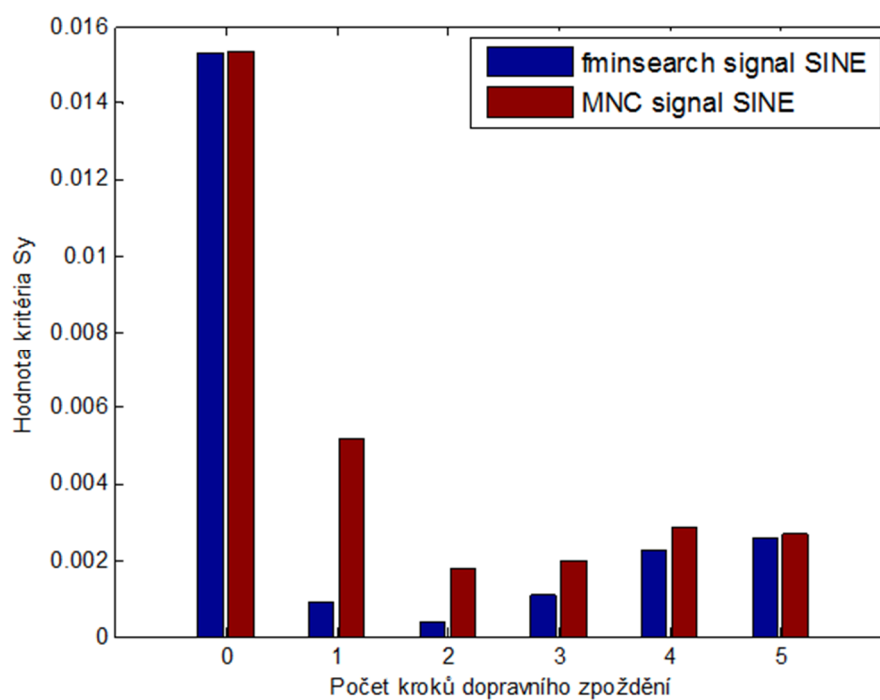
Kvalita identifikace:

$$S_{ID}=4.1484 \cdot 10^{-4}$$

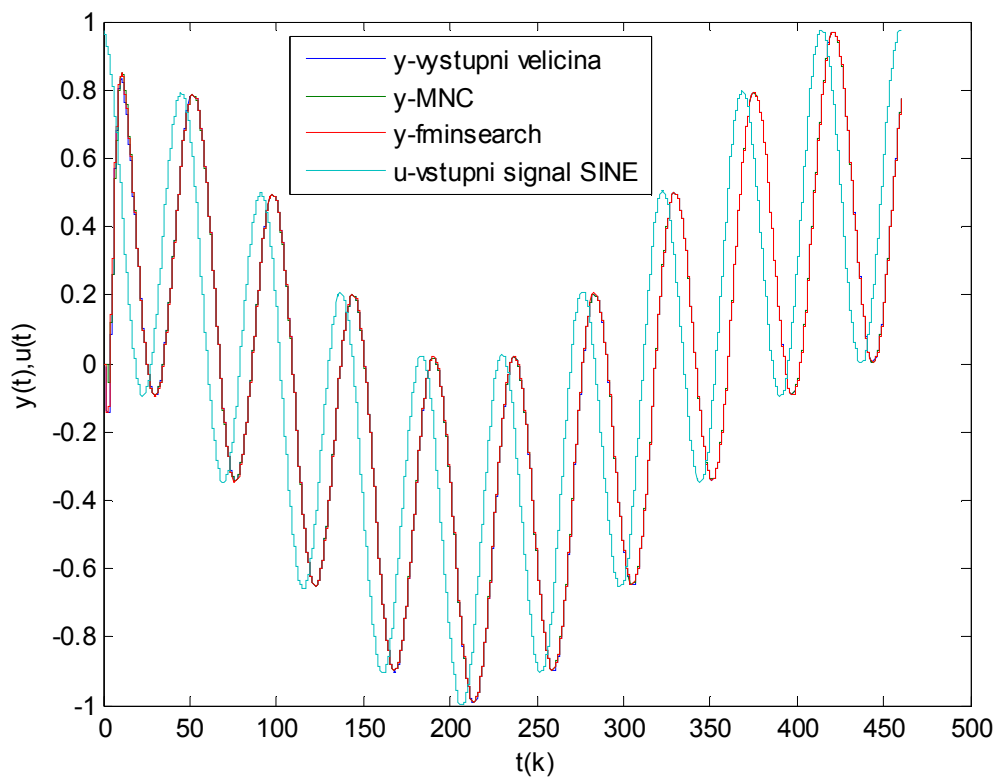
Perioda vzorkování:  $T_0=0.7428s$

Na Obr. 4.11 je zobrazeno porovnání kvalit identifikace pro dopravní zpoždění v rozsahu od 0 do  $d_{\max}$ . Z tohoto porovnání plyne, že nejkvalitnější identifikace je, pokud se zvolí dva kroky dopravního zpoždění.





Obr. 4.11 Experimentální odhad počtu kroků dopravního zpoždění



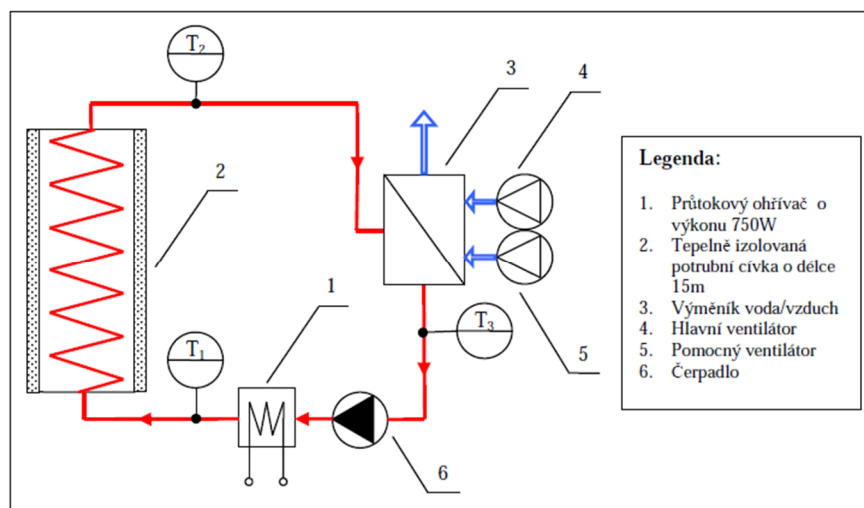
Obr. 4.12 Porovnání zadané stabilní soustavy s aproximovanou soustavou pomocí MNČ a „fminsearch“

Na Obr. 4.12 je zobrazeno porovnání zadané soustavy vyššího řádu s neminimální fází (4.14) s výslednou aproximovanou soustavou pomocí MNČ (4.15) a „*fminsearch*“ (4.16). Všechny soustavy byly vybudeny stejným signálem SINE, který byl použit jak pro porovnání soustav, tak k získání vstupně výstupních dat pro identifikaci. Z Obr. 4.12 není jednoznačně patrné, která ze dvou aproximací je přesnější. Výstupy obou aproximací se překrývají s výstupem zadané soustavy. Při porovnání hodnot kvality identifikace pomocí MNČ a „*fminsearch*“ vychází metoda založená na funkci „*fminsearch*“ jako přesnější aproximace soustavy vyššího řádu s neminimální fází.

## 4.2 Identifikace reálného procesu

### 4.2.1 Popis tepelného modelu

Jako identifikovaný systém byl vybrán výukový model teplé soustavy s dopravním zpožděním [9], [10]. Tento tepelný model s dopravním zpožděním je založen na principu přenosu tepla pomocí teplotnosného média prostřednictvím potrubního systému. Blokové schéma modelu tepelné soustavy s dopravním zpožděním je uvedeno na Obr. 4.13. Teplotnosné médium je transportováno pomocí spojitě regulovatelného čerpadla (6) do průtokového ohříváče (1) o výkonu 750 W. Teplota vody vystupující z ohříváče je měřena platinovým teploměrem  $T_1$ . Ohřátá voda dále vstupuje do tepelně izolované potrubní cívky (2), která je tvořena měděným potrubím o délce 15 m. Zde vzniká v závislosti na zvolených otáčkách čerpadla dopravní zpoždění v rozmezí 50 až 300 s. Spotřebič tepelné energie představuje výměník tepla typu voda/vzduch (3), který předává tepelnou energii teplotnosného média do okolního prostředí. Množství spotřebovaného tepla lze nastavit pomocí dvou regulovatelných ventilátorů (4, 5). Ventilátor (5) lze ovládat pouze dvoustavově, ventilátor (4) je řízen spojitě a slouží primárně pro generování poruchové veličiny při ověřování vlastností navržených regulátorů. Teplota vody vstupující do výměníku a vystupující z výměníku je měřena teploměry  $T_2$  a  $T_3$ . Z výměníku se voda vrací zpět do čerpadla a celý koloběh teplotnosného média se opakuje [10].



Obr. 4.13 Schéma tepelného modelu s dopravním zpožděním

Rozhraní mezi tepelným modelem a počítačem je realizováno pomocí vstupně-výstupní technologické karty MF 624 od firmy Humusoft. Ovládací prostředí je vytvořeno v programu MATLAB/SIMULINK pomocí Real-Time Toolboxu.

#### 4.2.2 Identifikace tepelného modelu

Identifikace tepelné soustavy s dopravním zpožděním byla provedena pomocí MNČ a MATLAB funkce „*fminsearch*“. Tyto identifikační metody byly vybrány na základě simulačního ověření v kapitole 4.1. Jelikož celé řízení i identifikace probíhá v diskrétní oblasti, tak bylo nutné určit periodu vzorkování. Perioda vzorkování byla odhadnuta pomocí přechodové funkce na hodnotu 100 s. Pomocí přechodové funkce jsem dále odhadnul velikost dopravního zpoždění na hodnotu 200 s. Reálná soustava byla vystavena různým budicím signálům pomocí MATLAB funkce „*idinput*“ a následně byl získán přenos soustavy 2. řádu s 2 kroky dopravního zpoždění. Výsledky identifikace pro jednotlivé budicí signály jsou zobrazeny níže.

#### 4.2.3 Budicí signál PNBS

Jedná se o pseudonáhodný binární signál o konstantní a reprodukovatelné periodě, generovaný podle jednoznačně definovaného rekurentního vzorce. Hlavní částí generátoru PseudoNáhodného Binárního Signálu (PNBS) je  $n$ -stupňový posuvný registr se zpětnou vazbou. PNBS signál byl vygenerován se změnou akčního zásahu od 0% do 50% a s minimálním intervalem hodinových impulzů 600 s. Níže na Obr. 4.14 je zobrazeno

porovnání reálné soustavy s identifikovanou soustavou pomocí MNČ a funkce „*fminsearch*“. Výsledné přenosy identifikací jsou

Identifikace „*fminsearch*“

$$G(z^{-1}) = \frac{0.1885z^{-1} - 0.1647z^{-2}}{1 - 1.586z^{-1} + 0.6141z^{-2}} z^{-2}$$

$$T_0 = 100s$$

$$k = 0.8470$$

$$d = 2$$

$$T_d = 200s$$

$$p_1 = 0.9144$$

$$p_2 = 0.6716$$

$$S_{ID} = 0.1916$$

Identifikace MNČ

$$G(z^{-1}) = \frac{0.0862z^{-1} + 0.1811z^{-2}}{1 - 0.4934z^{-1} - 0.1636z^{-2}} z^{-2}$$

$$T_0 = 100s$$

$$k = 0.7793$$

$$d = 2$$

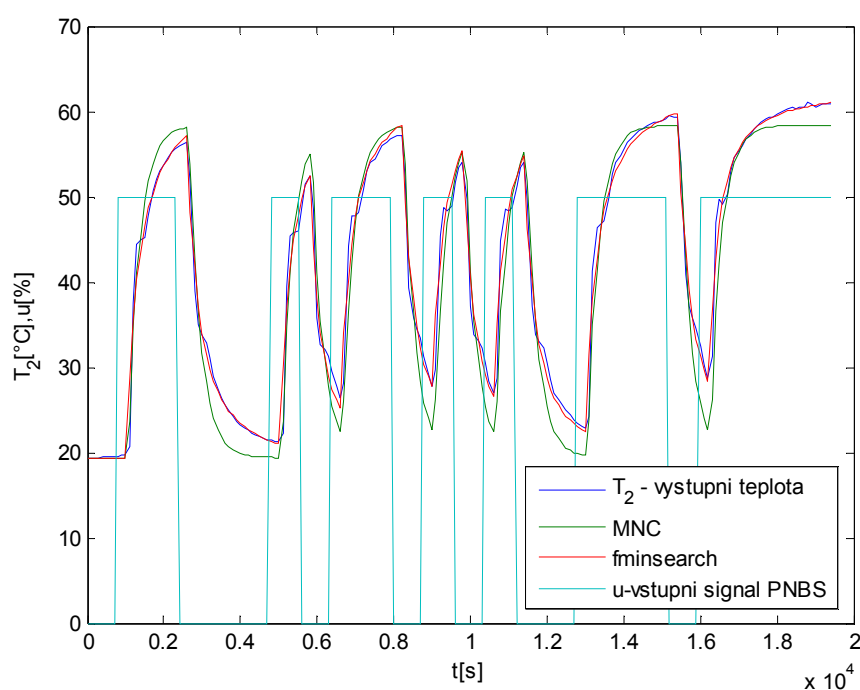
$$T_d = 200s$$

$$p_1 = 0.7205$$

$$p_2 = -0.2271$$

$$S_{ID} = 0.5160$$

kde  $T_0$  je perioda vzorkování,  $k$  je zesílení soustavy,  $d$  je počet kroků dopravního zpoždění,  $T_d$  je velikost dopravního zpoždění,  $S_{ID}$  je kvalitativní posouzení identifikace,  $p_1$  a  $p_2$  jsou póly identifikovaného systému.



Obr. 4.14 Porovnání reálné a identifikované soustavy  
vybuzené signálem PNBS

#### 4.2.4 Budicí signál RGS a SINE

Budicí signál RGS (Random Gaussian Signal) dává náhodnou hodnotu budicího signálu podle Gaussova náhodného rozložení pravděpodobnosti. Budicí signál SINE dává hodnotu budicího signálu podle sinusového rozložení.

Výše uvedené signály lze realizovat pomocí MATLAB funkce „*idinput*“. Základní syntaxe je  $u = \text{idinput}(N, \text{type}, \text{band}, \text{levels})$ , kde  $N$  je délka budicího signálu,  $\text{type}$  je druh budicího signálu (RGS, SINE, RBS, PRBS),  $\text{band}$  je řádkový vektor s dvěma vstupy a určuje frekvenci signálu a parametr  $\text{levels}$  je taky řádkový vektor s dvěma vstupy, který určuje maximální a minimální hodnotu daného signálu. Níže na obr. Obr. 4.15 a Obr. 4.16 je zobrazeno porovnání reálné soustavy s identifikovanou soustavou pomocí MNČ a funkce „*fminsearch*“, které byly vybuzeny signály RGS a SINE. Dále pak na Obr. 4.17 a Obr. 4.18 je zobrazeno porovnání přechodových charakteristik jednotlivých identifikovaných systémů. Výsledný přenos pro soustavu vybuzenou pomocí budicího signálu RGS je:

Identifikace „*fminsearch*“

$$G(z^{-1}) = \frac{0.0907z^{-1} + 0.1708z^{-2}}{1 - 0.19z^{-1} - 0.4689z^{-2}} z^{-2}$$

$$T_0 = 100s$$

$$k = 0.7666$$

$$d = 2$$

$$T_d = 200s$$

$$p_1 = 0.7863$$

$$p_2 = -0.5963$$

$$S_{ID} = 0.0612$$

Identifikace MNČ

$$G(z^{-1}) = \frac{0.04243z^{-1} + 0.1917z^{-2}}{1 - 0.6445z^{-1} - 0.0484z^{-2}} z^{-2}$$

$$T_0 = 100s$$

$$k = 0.7624$$

$$d = 2$$

$$T_d = 200s$$

$$p_1 = 0.7124$$

$$p_2 = -0.0679$$

$$S_{ID} = 0.0942$$

Výsledný přenos pro soustavu vybuzenou pomocí budicího signálu SINE je:

Identifikace „*fminsearch*“

$$G(z^{-1}) = \frac{0.1494z^{-1} + 0.028z^{-2}}{1 - 0.6376z^{-1} - 0.1407z^{-2}} z^{-2}$$

$$T_0 = 100s$$

$$k = 0.8002$$

$$d = 2$$

$$T_d = 200s$$

$$p_1 = 0.8111$$

$$p_2 = -0.1735$$

$$S_{ID} = 0.0583$$

Identifikace MNČ

$$G(z^{-1}) = \frac{0.0493z^{-1} + 0.1691z^{-2}}{1 - 0.7063z^{-1} - 0.0191z^{-2}} z^{-2}$$

$$T_0 = 100s$$

$$k = 0.7953$$

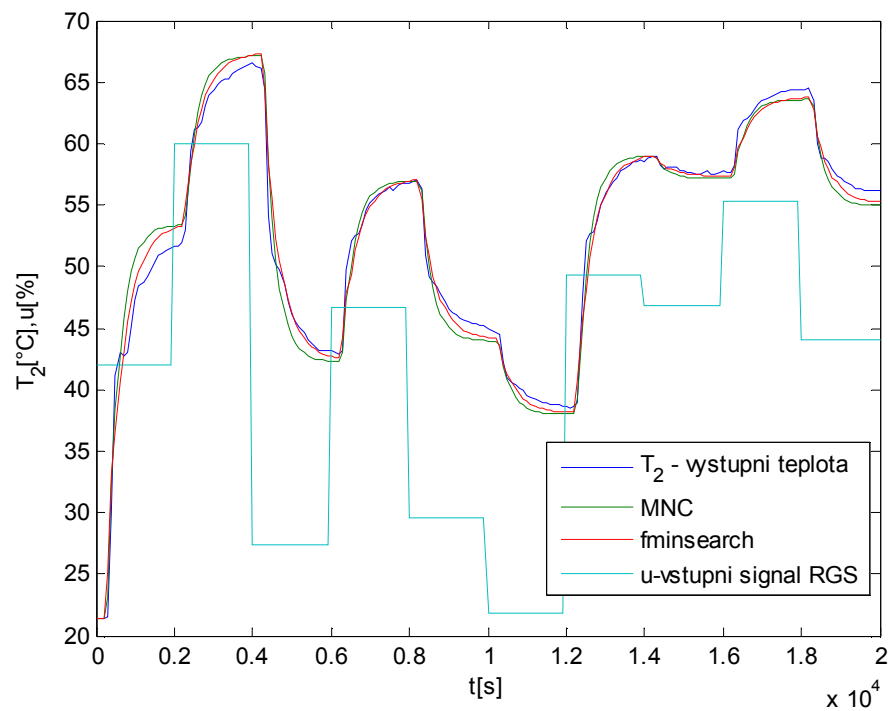
$$d = 2$$

$$T_d = 200s$$

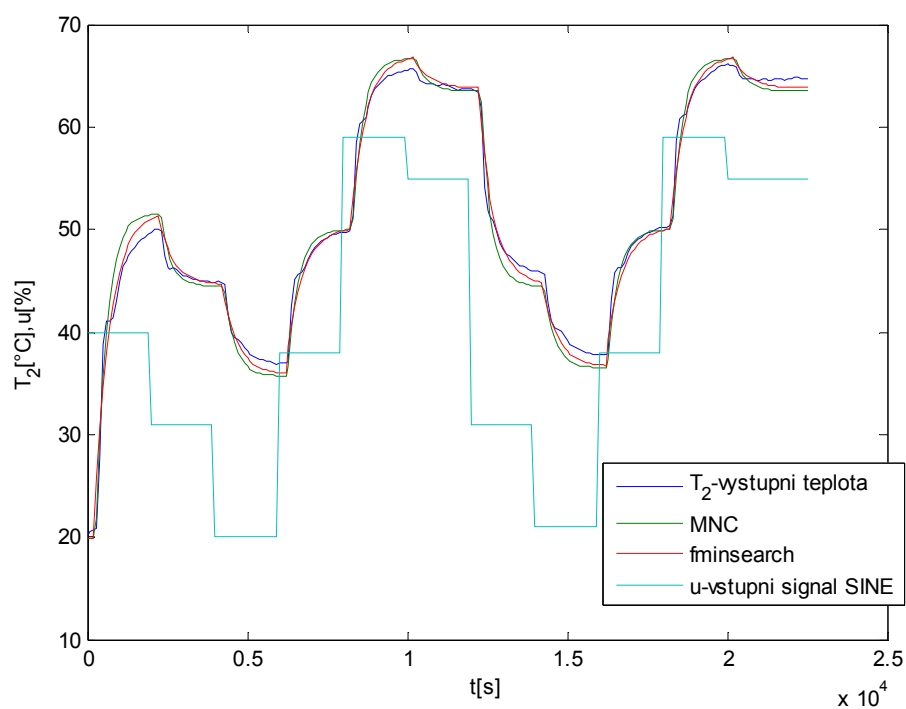
$$p_1 = 0.7324$$

$$p_2 = -0.0261$$

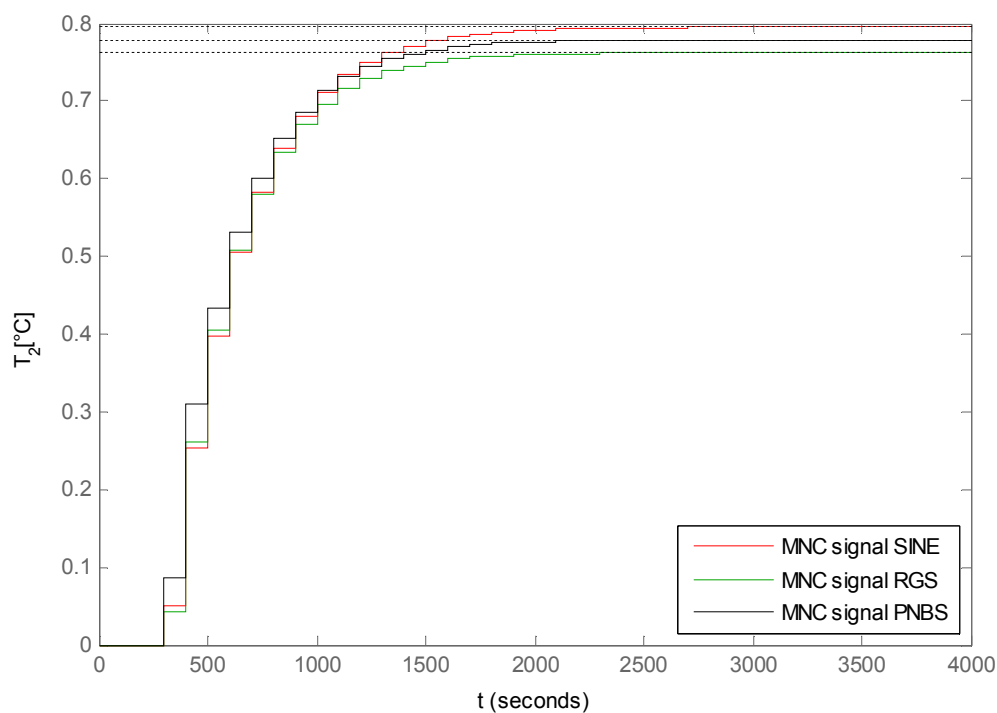
$$S_{ID} = 0.0883$$



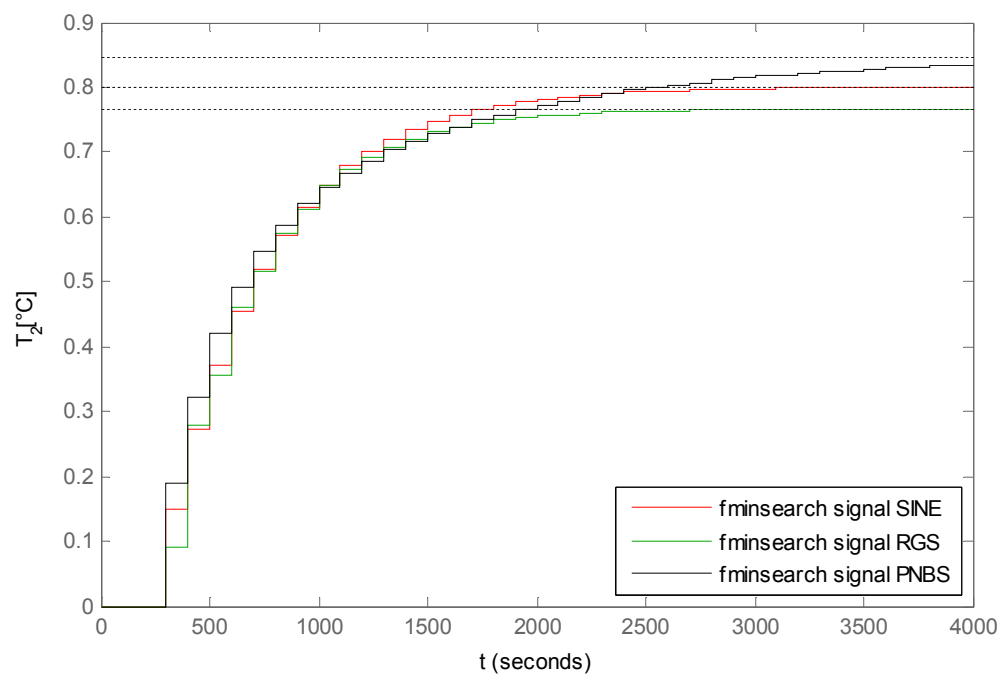
Obr. 4.15 Porovnání reálné a identifikované soustavy vybuzené signálem RGS



Obr. 4.16 Porovnání reálné a identifikované soustavy vybuzené signálem SINE



Obr. 4.17 Porovnání přechodových charakteristik identifikovaných pomocí MNC



*Obr. 4.18 Porovnání přechodových charakteristik identifikovaných pomocí „fminsearch“*

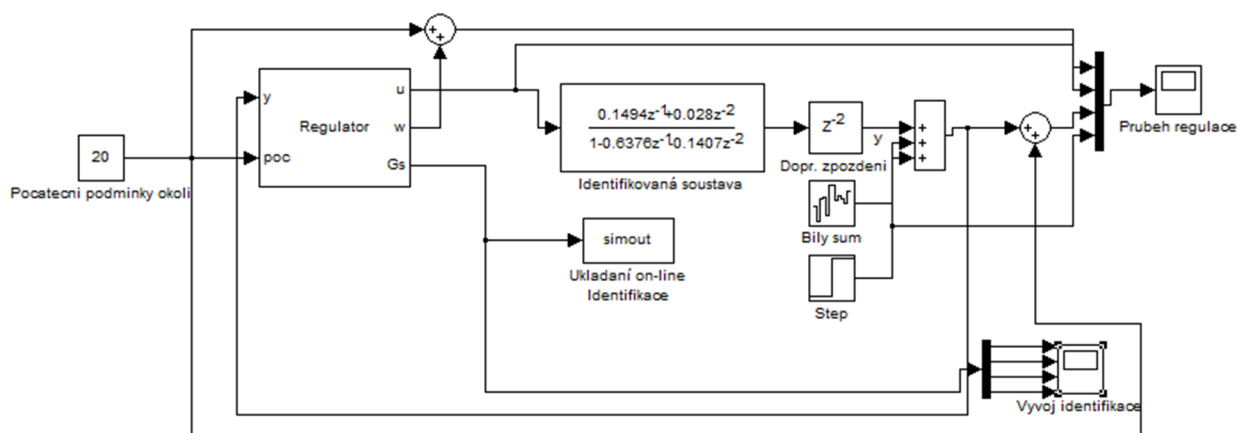
Přechodové charakteristiky zobrazené na Obr. 4.17 a Obr. 4.18 jsou odezvy identifikovaných soustav na skokovou změnu vstupního signálu o 1 W.



## 5 ŘÍZENÍ SOUSTAVY

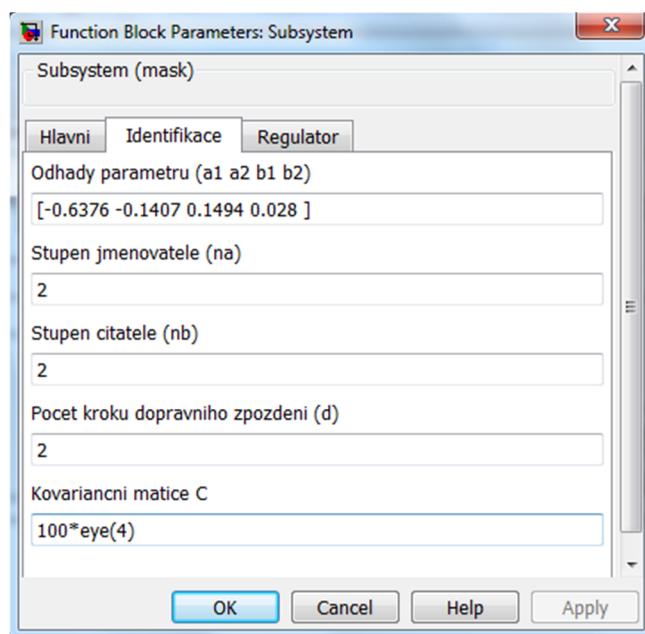
### 5.1 Vytvoření adaptivního prediktivního regulátoru

Podle teorie uvedené v třetí kapitole (prediktivní řízení) byl odvozen prediktivní regulátor pro dva kroky dopravního zpoždění. Prediktivní regulátor je doplněn o on-line identifikaci pomocí RMNČ a proto je možné tento regulátor nazývat adaptivním prediktivním regulátorem. Základní schéma prediktivního regulátoru v prostředí MATLAB/SIMULINK je na Obr. 5.1.



Obr. 5.1 Základní schéma prediktivního regulátoru

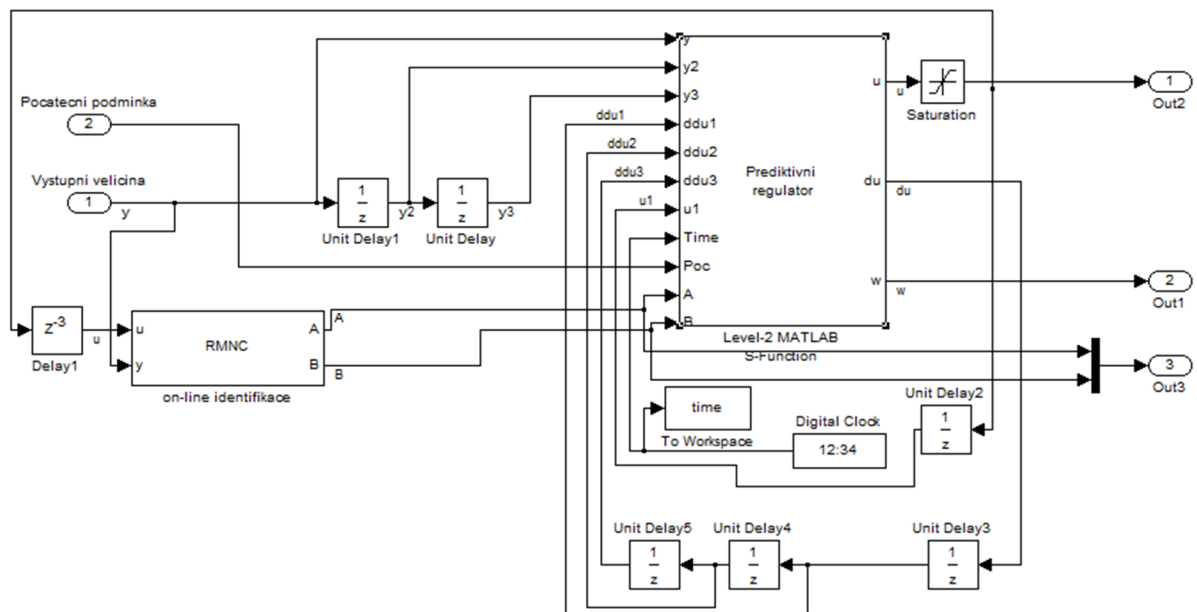
Základní schéma se skládá z konstanty *počáteční podmínky okolí*, subsystému prediktivního *regulátoru*, *identifikované soustavy*, *bílého šumu*, který zde reprezentuje neměřitelnou poruchu, skokové náhodné chyby a z vykreslovacích a ukládacích prvků. Po poklepání na subsystém *Regulátor* se otevře nabídka, do které můžeme zadat různé parametry pro žádanou hodnotu, on-line identifikaci a pro samotnou regulaci pomocí prediktivního regulátoru. Ukázka této nabídky je na Obr. 5.2.



Obr. 5.2 Základní nabídka funkčního bloku regulátoru

V záložce „Hlavní“ je možné zadat periodu vzorkování a žádanou hodnotu. Žádaná hodnota se zadává pomocí dvou vektorů. Do prvního vektoru se zadává čas, ve kterém dochází ke změně žádané hodnoty a v druhém vektoru se zadávají příslušné změny žádané hodnoty. Algoritmus zadávání žádané hodnoty byl tímto způsobem navržen záměrně, protože stejné zadávání se používá u většiny prvků v programu MATLAB/SIMULINK, které se používají k vygenerování žádané hodnoty. V záložce „Identifikace“ nastavujeme parametry on-line identifikace a je zde možné zadat odhady parametrů soustavy, stupeň čitatele a jmenovatele soustavy, počet kroků dopravního zpoždění a velikost diagonálních prvků kovarianční matice. Ve složce „Regulátor“ nastavujeme parametry prediktivního regulátoru a můžeme zde zadat minimální a maximální krok predikce regulátoru a parametry lambda a delta regulátoru.

Subsystem *Regulátor* zobrazen v základním schématu na Obr. 5.1 je složen ze dvou dalších bloků. První blok je pro on-line identifikace a druhý blok je samotný prediktivní regulátor. Jak algoritmus on-line identifikace, tak prediktivního regulátoru je vytvořeny pomocí bloku S-function v Simulinku. Ukázka tzv. pohledu pod masku subsystému *Regulátor* je na Obr. 5.3.



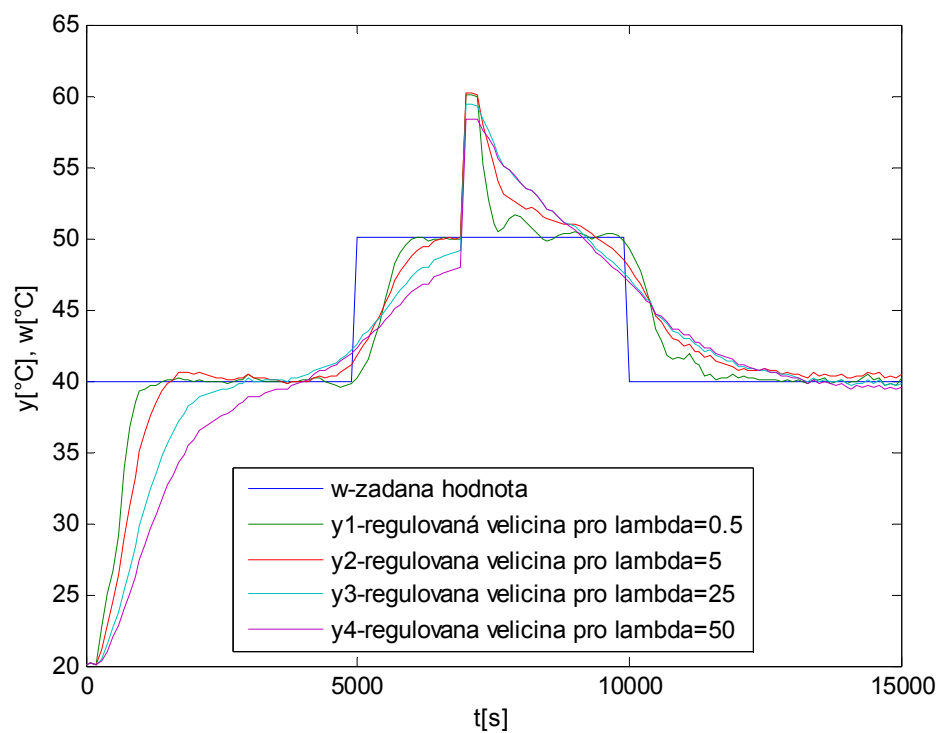
Obr. 5.3 Ukázka složení jednotlivých bloků v subsystému Regulator

## 5.2 Simulační řízení tepelné soustavy

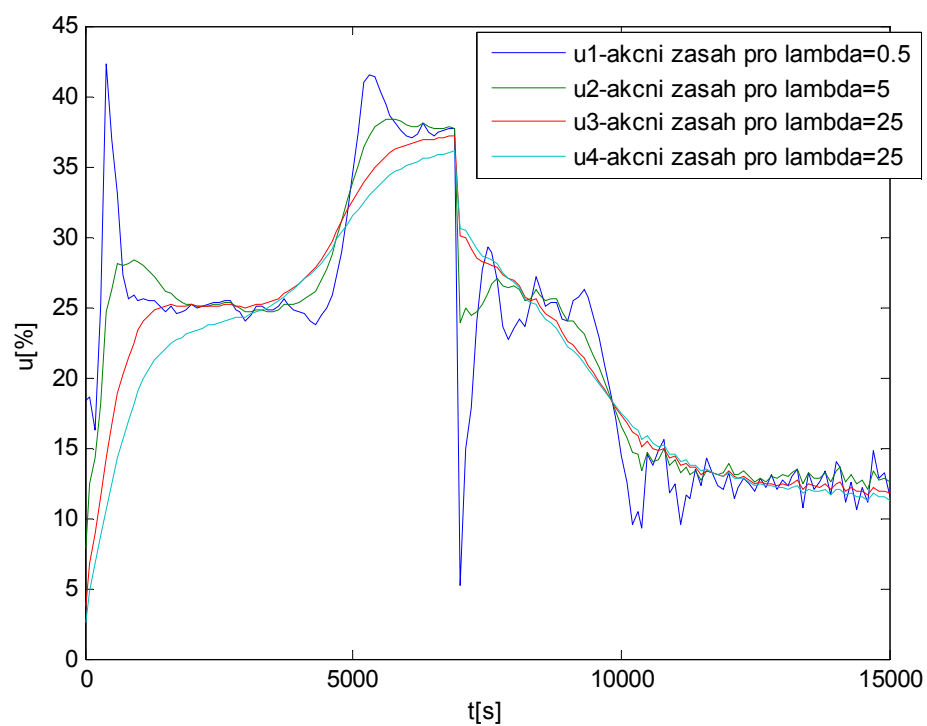
Pro řízení byla vybrána soustava uvedená v kapitole 4.2.4, která byla identifikována pomocí metody „*fminsearch*“ a budicího signálu SINE. Tato soustava má tvar

$$G(z^{-1}) = \frac{0.1494z^{-1} + 0.028z^{-2}}{1 - 0.6376z^{-1} - 0.1407z^{-2}} z^{-2} \text{ s periodou vzorkování } T_0=100 \text{ s, dvěma kroky}$$

dopravního zpoždění a zesílením  $k=0.8$ . Na regulovanou soustavu působí jak bílý šum, tak skoková změna s hodnotou  $10 \text{ } ^\circ\text{C}$  v čase  $7000 \text{ s}$ . Rozptyl bílého šumu byl při simulaci nastaven na hodnotu  $0.01 \text{ s}$  vzorkovací periodou  $1 \text{ s}$ . Simulace řízení tepelné soustavy byla provedena s různou hodnotou váhového parametru  $\lambda$ . Nastavení váhového parametru bylo v intervalu hodnot od  $0.5$  do  $50$ . Minimální horizont predikce  $N_1$  byl podle podmínky  $N_1=d+1$ , nastaven na hodnotu  $3$  a maximální horizont  $N_2$  na hodnotu  $30$ . Identifikační část regulátoru byla nastavena následovně:  $\hat{\theta} = [0.5, 0.5, 0.5, 0.5]$ ,  $na = 2$ ,  $nb = 2$ ,  $d = 2$  a  $C_{ii} = 100$ , kde  $\hat{\theta}$  je odhad počátečních odhadů parametrů identifikované soustavy  $a_1$ ,  $a_2$ ,  $b_1$  a  $b_2$ ,  $na$  a  $nb$  jsou stupně čitatele a jmenovatele soustavy,  $d$  je počet kroků dopravního zpoždění a  $C$  je kovarianční matice. Průběhy výsledných regulovaných veličin jsou zobrazeny na obr 5.4 a na obr. 5.5 jsou zobrazeny průběhy výsledných akčních zásahů.

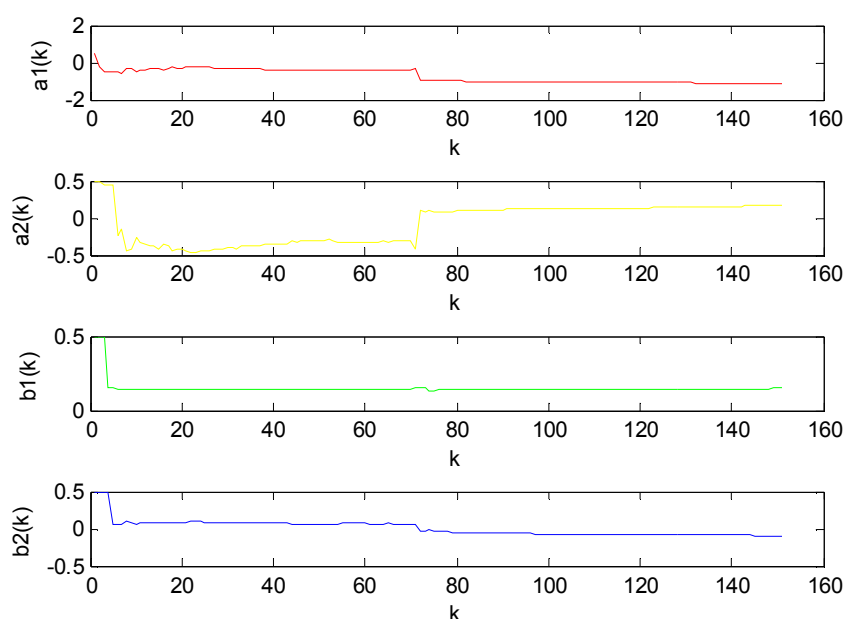


Obr. 5.4 Průběh regulované veličiny pro různou hodnotu váhového parametru  $\lambda$



Obr. 5.5 Průběh akčního zásahu pro různou hodnotu váhového parametru  $\lambda$

Z výsledné regulace je patrné, že i když se při odvozování regulátoru nepočítalo s náhodnými chybami, tak je regulátor dostatečně robustní, aby jim dokázal odolat. Je to dáno díky adaptivitě, kterou vytváří on-line identifikace, toto tvrzení je potvrzeno na Obr. 5.6, kde je zobrazen průběh on-line identifikace. V 70-tém kroku regulace, což odpovídá času 7000 s, je patrná velká změna parametrů  $a_1$  a  $a_2$ . Tato změna je vyvolaná skokovou chybou působící na regulovanou soustavu. Dále je z průběhu regulace na Obr. 5.4 jasně vidět vhodnost prediktivního regulátoru pro soustavy s dopravním zpožděním, protože 100% eliminuje dopravní zpoždění.



*Obr. 5.6 Průběh odhadů parametrů on-line identifikace regulované soustavy*

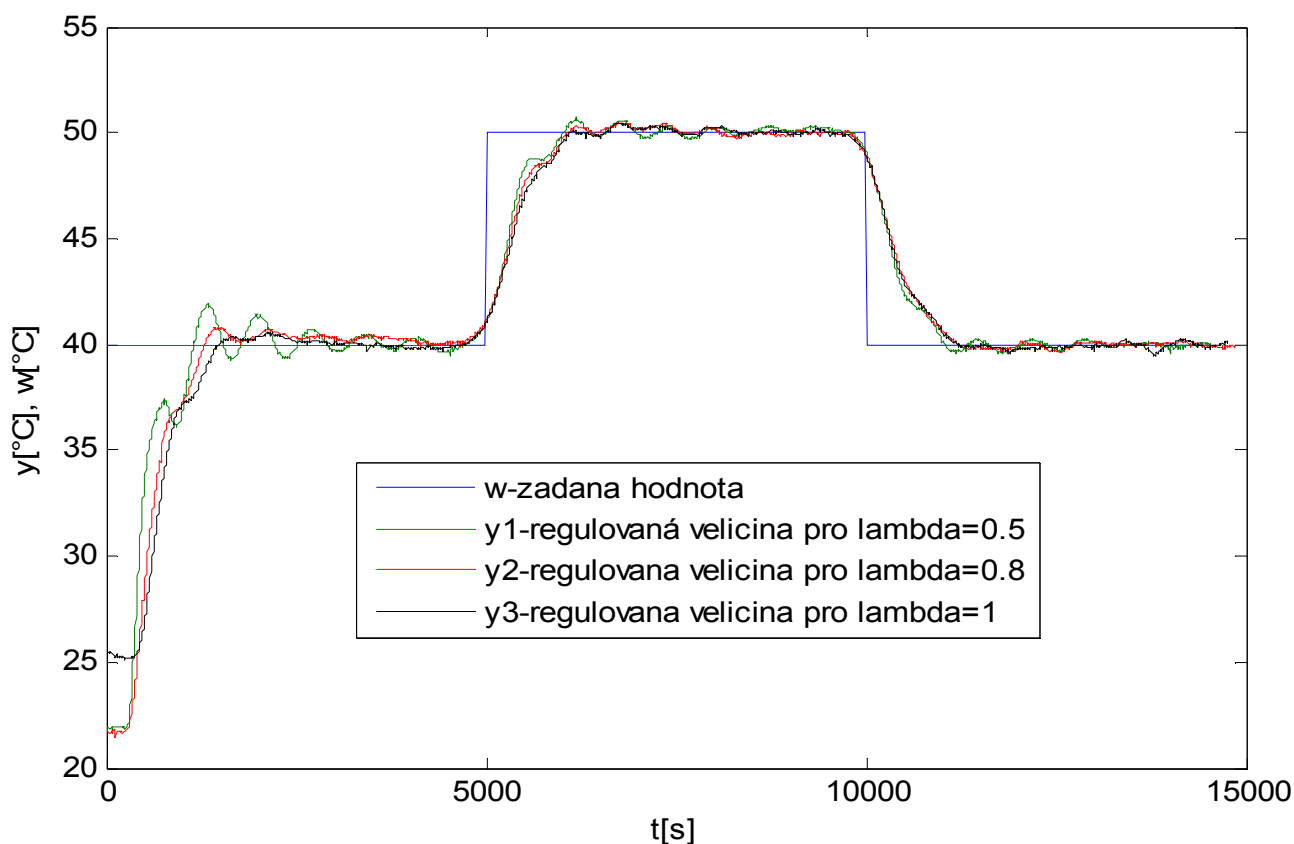
### 5.3 Reálné řízení tepelné soustavy

Z porovnání průběhů simulovaných regulací pro různou hodnotu váhového parametru, které jsou zobrazeny v Obr. 5.4, lze usuzovat, že při hodnotě váhového parametru pět a více dochází k zhoršování celkového průběhu regulace. Toto zhoršování lze pozorovat hlavně ve zvyšování času potřebného k dosažení žádané hodnoty a také v kompenzaci dopravního zpoždění. V reálném řízení se hledají takové parametry regulátoru, pro které je celkové řízení nejkvalitnější. Proto bylo nutné v reálném řízení

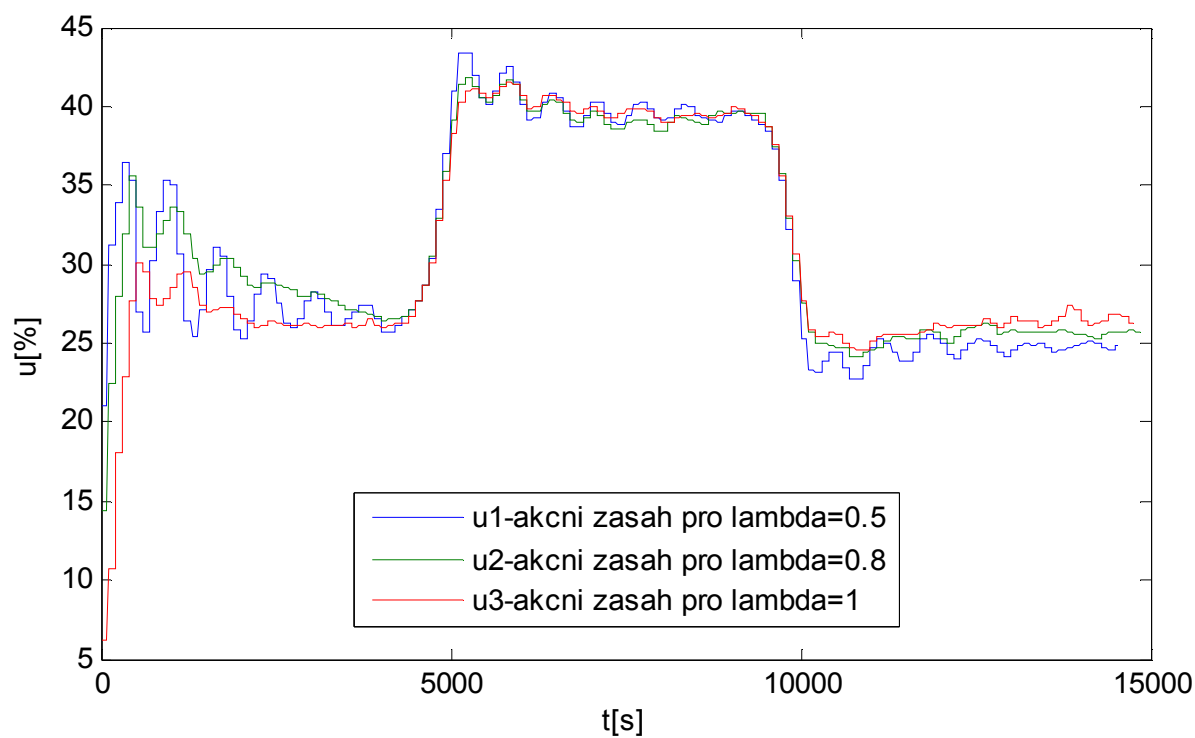
použít hodnoty váhového parametru  $\lambda$  blízké hodnotě 0.5. Provedl jsem několik měření pro tři různé hodnoty váhového parametru a pro dvě různé hodnoty diagonály kovarianční matice. Kovarianční matice má vliv na to, v jak velkém rozptylu se budou hledat parametry  $a_1$ ,  $a_2$ ,  $b_1$  a  $b_2$  identifikované soustavy. Proto bylo na diagonále čtvercové kovarianční matice nastaveno  $C_{ii}=1000$  (velký rozptyl) a  $C_{ii}=0.001$  (malý rozptyl).

### 5.3.1 Prediktivní řízení s kovarianční maticí $C_{ii}=0.001$

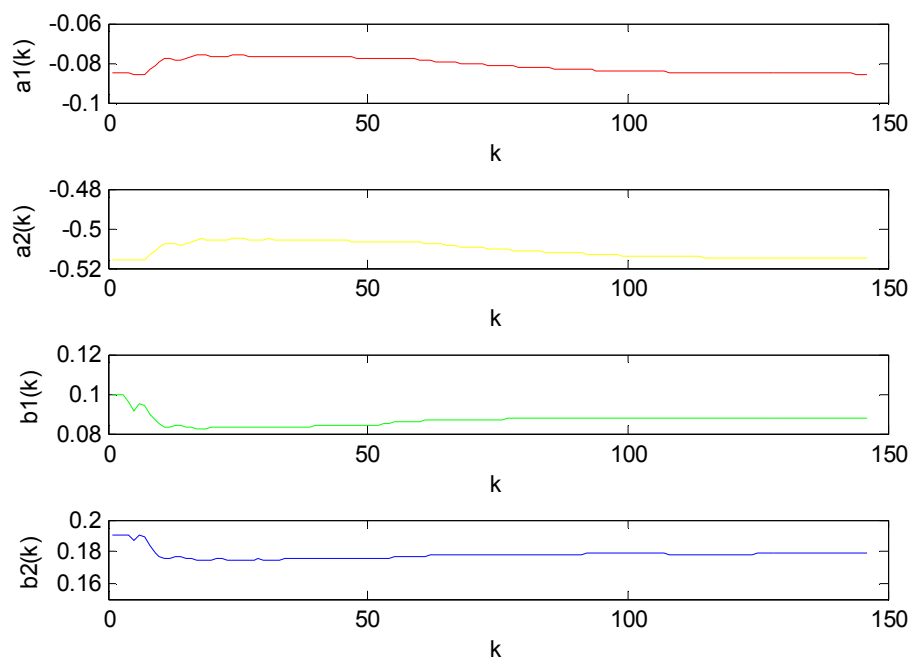
Počáteční odhady parametrů soustavy v on-line identifikaci musí být stanoveny blízko identifikovaným parametrům získaných z off-line identifikace v kapitole 4.2. Počáteční odhady parametrů  $\hat{\theta}$ :  $a_1 = -0.0855$ ,  $a_2 = -0.5157$ ,  $b_1 = 0.1088$  a  $b_2 = 0.1964$  byly stanoveny tak, aby byly blízké identifikovaným parametrům. Ostatní parametry regulátoru byly nastaveny stejně jako v simulačním řízení v kapitole 5.2. Výsledné porovnání průběhů regulace a akčního zásahu jsou na Obr. 5.7 a Obr. 5.8. Na obr je vývoj on-line identifikovaných parametrů soustavy v jednotlivých krocích regulace.



Obr. 5.7 Porovnání reálných řízení pro různou hodnotu parametru  $\lambda$



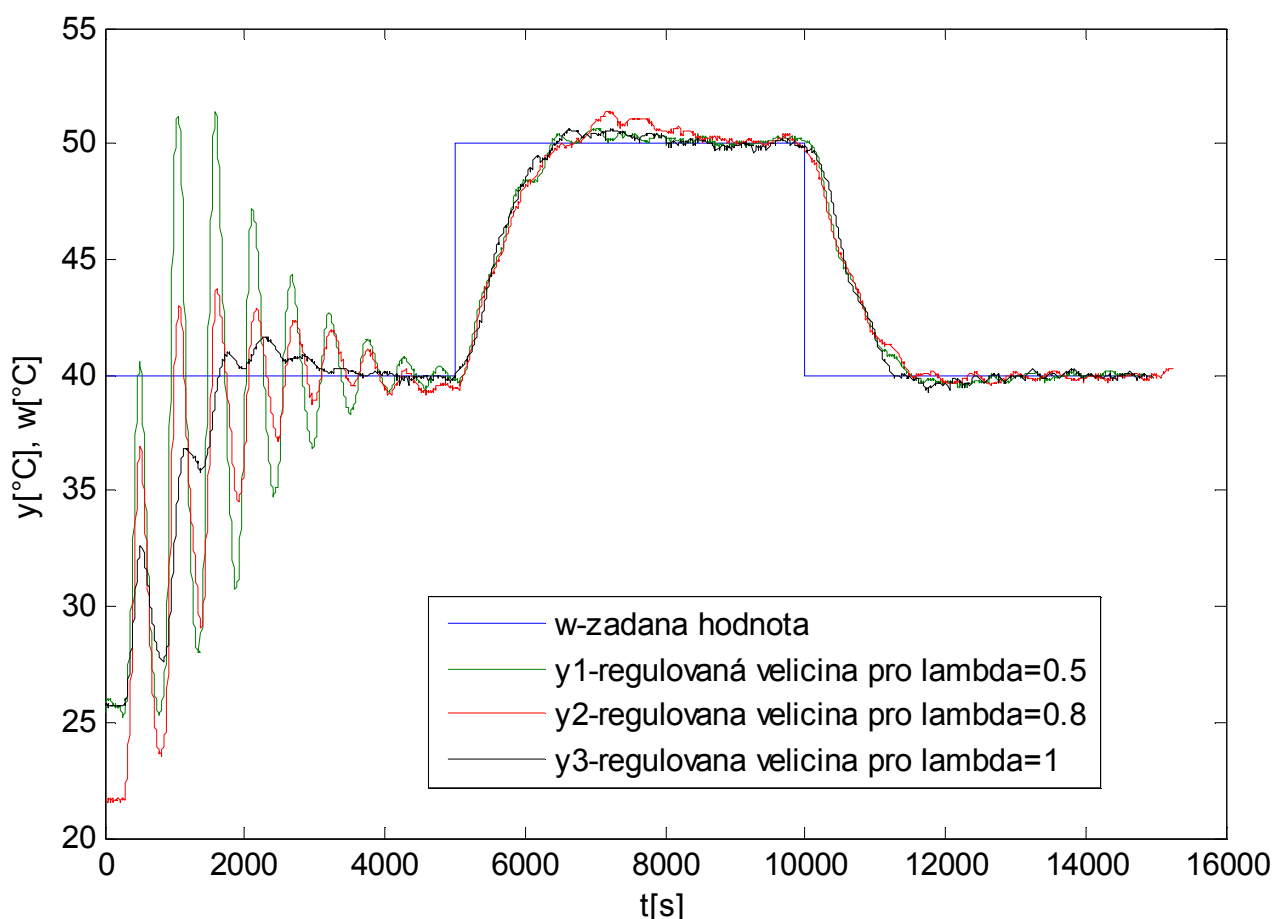
Obr. 5.8 Porovnání akčních zásahů pro různou hodnotu parametru  $\lambda$



Obr. 5.9 Vývoj on-line identifikace v jednotlivých krocích regulace

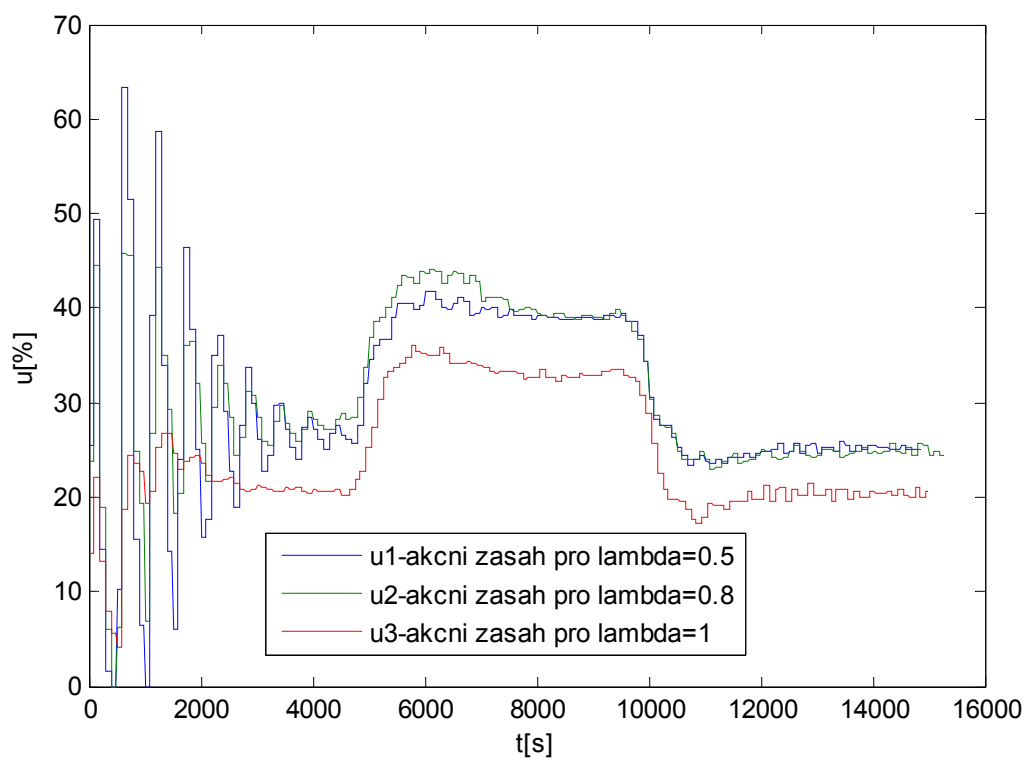
### 5.3.2 Prediktivní řízení s kovarianční maticí $C_{ii}=1000$

Počáteční odhady parametrů  $\hat{\theta}$  v tomto případě už nemusí být stanoveny blízko identifikovaným parametrům získaných z off-line identifikace v kapitole 4.2. Počáteční odhady jsem zvolil podobné jako v předcházející kapitole, akorát s tím rozdílem, že u parametru  $a_2$  jsem změnil znaménko z mínus na plus. Zadaný počáteční odhad parametrů  $\hat{\theta}$  tedy byl  $a_1 = -0.0855$ ,  $a_2 = 0.5157$ ,  $b_1 = 0.1088$  a  $b_2 = 0.1964$ . Na Obr. 5.12 můžeme vidět vývoj těchto parametrů v každém kroku regulace. Ostatní parametry regulátoru byly nastaveny stejně jako v simulačním řízení v kapitole 5.2. Výsledné porovnání průběhů regulace a akčního zásahu jsou na Obr. 5.10 a Obr. 5.11.

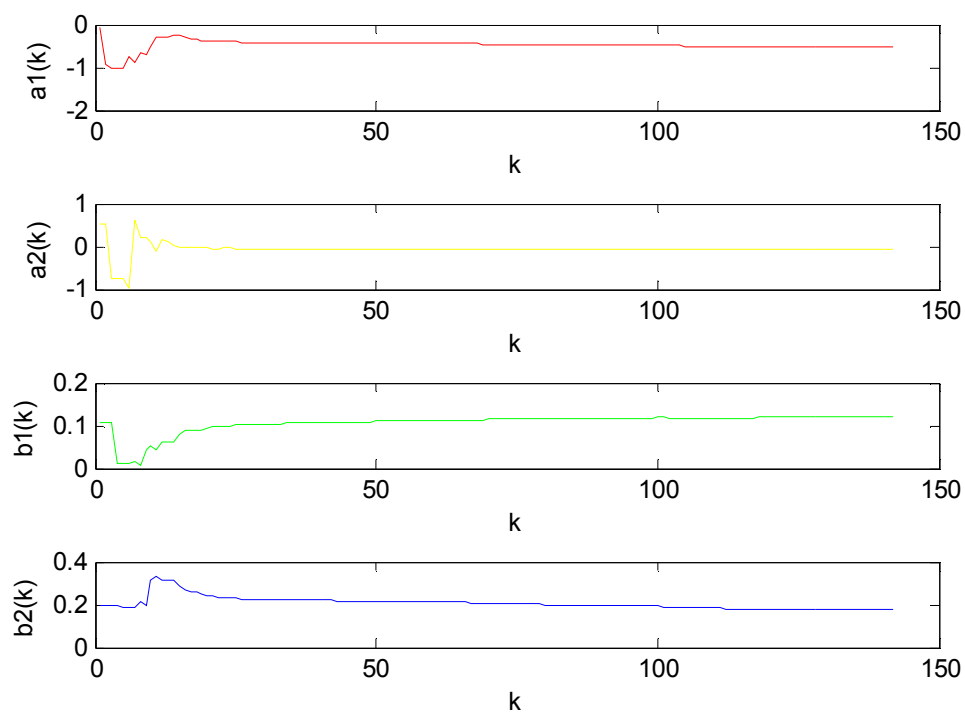


Obr. 5.10 Porovnání reálných řízení pro různou hodnotu parametru  $\lambda$





Obr. 5.11 Porovnání akčních zásahů pro různou hodnotu parametru  $\lambda$



Obr. 5.12 Vývoj on-line identifikace v jednotlivých krocích regulace

## ZÁVĚR

Tato práce byla zaměřena na návrh a ověření identifikace a číslicové řízení soustav vyšších řádů. Ověření je provedeno jak simulačně, tak přímo na vybrané reálné soustavě. Nejprve byly simulačně ověřeny tři různé off-line identifikační metody. Použité off-line metody byly tříbodová metoda, metoda nejmenších čtverců (MNČ) a metoda „*fminsearch*“. Tyto metody byly ověřeny na stabilní soustavě vyššího řádu a na soustavě vyššího řádu s neminimální fází. Kvůli podobnosti výsledků byla vykreslena identifikace soustavy s neminimální fází jen pro budicí signál SINE. Při identifikaci pomocí MNČ a „*fminsearch*“ byly soustavy postupně vybuzeny pomocí budicích signálů PNBS, RGS a SINE. Výsledkem je porovnání všech identifikačních metod pomocí kvality identifikace  $S_{ID}$ . Nejnižších hodnot dosáhly MNČ a „*fminsearch*“. Tříbodová identifikace byla nejméně přesná a navíc se nehodila pro identifikace soustav s neminimální fází.

Identifikační metody (MNČ a „*fminsearch*“) s různými budicími signály (PNBS, RGS a SINE) byly použity pro identifikaci reálné soustavy tepelného modelu. Výsledky jednotlivých identifikačních experimentů jsou popsány v kapitole 4.2. Nej kvalitnější identifikace může být vyhodnocena pomocí kvality identifikace  $S_{ID}$ . Porovnání jednotlivých kvalit identifikací jsou níže v Tab 5.1.

Tab 5.1 Kvalitativní porovnání identifikací

Budicí signál	Metoda	$S_y$
PNBS	<i>fminsearch</i>	0,1916
RGS		0,0612
SINE		<b>0,0583</b>
PNBS	MNČ	0,516
RGS		0,0942
SINE		<b>0,0883</b>

Nejlépe vychází identifikační metoda „*fminsearch*“ s budicím signálem SINE. Budicí signál SINE byl nejvhodnější i pro identifikační metodu MNČ. Proto identifikovaná soustava pomocí „*fminsearch*“ byla použita pro simulační řízení v kapitole 5.2.

Druhá půlka praktické části je zaměřena na číslicové řízení soustav, které vykazují dopravní zpoždění. Pro tyto soustavy byl vybrán prediktivní regulátor, který dokáže kvalitně kompenzovat dopravní zpoždění. Regulátor byl navrhnut s on-line identifikací,

takže ho můžeme nazývat adaptivní prediktivní regulátor. Celý algoritmus adaptivního prediktivního regulátoru byl vytvořen programu MATLAB/SIMULINK. Nejprve byl tento algoritmus simulačně ověřen na identifikované reálné soustavě s různou hodnotou váhového parametru  $\lambda$ . Provedl jsem několik simulací řízení proto, abych zjistil, jakým způsobem váhový parametr  $\lambda$  ovlivňuje výslednou regulaci. Z Obr. 5.4 a Obr. 5.5 je patrné, že se zvyšujícím se parametrem  $\lambda$  se sice zpomaluje regulace, ale zase zjemňuje akční zásah. Regulovaná soustava byla vystavena různým chybám v podobě bílého šumu a náhodné skokové změny teploty působící na soustavu. Výsledný regulátor byl dostatečně robustní, aby odolal jak bílému šumu, tak náhodné skokové změně teploty.

V poslední části práce je, simulačně ověřený adaptivní prediktivní regulátor, použit pro reálné řízení soustavy tepelného modelu. Výsledné řízení bylo rozděleno na dvě části a to na část s malou a velkou hodnotou na diagonále čtvercové kovarianční matice. Výpočet kvality řízení je zde pomocí parametrů  $S_e$  a  $S_u$  uvedených v rovnici (3.23). Porovnání výsledných regulací a rozhodnutí o nejvhodnější hodnotě parametru  $\lambda$  je v tab. 5.1.

Tab 5.2 Porovnání kvality jednotlivých regulací

Regulace s malou hodnotou $C_{ii}$			Regulace s velkou hodnotou $C_{ii}$		
$\lambda$	$S_e$	$S_u$	$\lambda$	$S_e$	$S_u$
0.5	5,7730	0,3563	0.5	16,6166	3,8853
0.8	7,7894	0,0757	0.8	15,3255	1,7378
1	8,2915	0,0693	1	8,8018	0,1039

Z výše uvedené tabulky jsem vyhodnotil jako nejvhodnější váhový parametr, pro regulaci s malou hodnotou  $C_{ii}$ ,  $\lambda=0.8$ . Hlavně z toho důvodu, že má jemnější akční zásah než regulace s váhovým parametrem  $\lambda=0.5$  a lepší sumaci kvadrátu odchylek  $S_e$  než regulace s váhovým parametrem  $\lambda=1$ .

Pro regulaci s velkou hodnotou  $C_{ii}$  jsem jednoznačně zvolil pro váhový parametr  $\lambda=1$ . Hlavní důvod byl v tom, že výsledné hodnoty  $S_e$  a  $S_u$  kvality regulace byly nejnižší, což jednoznačně svědčí o nejkvalitnější regulaci.

## ZÁVĚR V ANGLIČTINĚ

This study was focused on the design and verification of identification and digital control of higher order processes. Verification is performed both simulations and directly to the real system. In the first simulations were verified three different off-line identification methods. Used off-line methods were three-point method, least squares method (LSM) and the method “*fminsearch*”. These methods were verified on stable system of higher order and on system of higher order with non-minimum phase. Because of similarity results, identification of system with non-minimum phase was plotted only for the input signal SINE. During identification by LSM and the “*fminsearch*” system was gradually excited by input signals PNBS, RGS and SINE. The results of identification methods are compared by values of quality identification  $S_{ID}$ . The lowest values were LSM and the “*fminsearch*”. Three-point identification was least accurate and unfit for the identification of systems with non-minimum phase.

Identification methods (LSM and “*fminsearch*”) with different input signals (PNBS, RGS and SINE) were used to identify the real system of heat model. The results of identification are described in chapter 4.2. Identification of best quality can be evaluated by quality identification  $S_{ID}$ . Table 5.3 shows the comparison qualities of identification.

*Tab 5.3 Comparison qualities of identification*

Input signal	Method	$S_y$
PNBS	<i>fminsearch</i>	0,1916
RGS		0,0612
SINE		<b>0,0583</b>
PNBS	MNČ	0,516
RGS		0,0942
SINE		<b>0,0883</b>

The best identification method is “*fminsearch*” with the input signal SINE. The input signal SINE was best for LSM, too. Therefore, the system identified by the “*fminsearch*” was used for the simulation control in chapter 5.2.

The second half of the practical part is focused on digital control systems with time delay. For these systems was selected predictive controller that can compensate time delay

well. The controller was designed with on-line identification, so it can be called adaptive predictive controller. First, this algorithm was simulations verified on identified a real system with various value of weighting parameter  $\lambda$ . I performed several simulation controls because to find out how the weighting parameter  $\lambda$  affects the final regulation. Fig. 5.4 and Fig. 5.5 is shows that with increasing the parameter  $\lambda$  is slowing regulation, but softens the action control. The regulated system was exposed to various errors as white noise and random step changes in temperature acting on the system. The resulting controller was robust enough to resist both white noise and random step change in temperature.

In the last part of this study is simulation verified adaptive predictive controller used for control of real heat system model. The final control was divided into two parts: first with a small value of matrix  $C_{ii}$  and with a large value of matrix  $C_{ii}$ . The quality of control is here computation by parameters  $S_e$  and  $S_u$  specified in equation (3.23). Tab. 5.4 shows comparison of the regulations and decision, which value of parameter  $\lambda$  is the most appropriate.

*Tab 5.4 Comparison quality of the regulations*

Regulation with small $C_{ii}$			Regulation with large $C_{ii}$		
$\lambda$	$S_e$	$S_u$	$\lambda$	$S_e$	$S_u$
0.5	5,7730	0,3563	0.5	16,6166	3,8853
0.8	7,7894	0,0757	0.8	15,3255	1,7378
1	8,2915	0,0693	1	8,8018	0,1039

From table 5.2, I evaluate the most appropriate weight parameter  $\lambda=0.8$  for control with a small value on the diagonal covariance matrix  $C_{ii}$ . Mainly because it has a smoother action control then regulation with weight parameter  $\lambda = 0.5$  and better quality of control than regulation with weight parameter  $\lambda = 1$ .

For the regulation with large value on the diagonal matrix  $C_{ii}$ , I definitely chose the weight parameter  $\lambda = 1$ . The main reason was that the values of quality control  $S_e$  and  $S_u$  were the lowest, which clear evidence the highest quality of control.

**SEZNAM POUŽITÉ LITERATURY**

- [1] BALÁTEĚ, J. *Automatické řízení*. 2., přeprac. vyd. Praha: BEN, 2004, 663 s. ISBN 80-730-0148-9.
- [2] ZHONG, Q. C. *Robust control of time-delay systems*. London: Springer, 231 p. ISBN 978-184-6282-645.
- [3] BOBÁL, V., MATUŠŮ, R. and P. DOSTÁL, *Digital Smith Predictors – Design and Simulation Study*. In: Proc. of the 25<sup>th</sup> European Conference on Modelling and Simulation, Krakow, Poland, 2011, 480-486.
- [4] NORMEY-RICO, J. E. and E. F. CAMACHO, *Control of Dead-time Processes*. Springer-Verlag, London, 2007.
- [5] BOBÁL, V. *Identifikace systémů*. 1. vyd., Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně, Akademické centrum, 2009, ISBN 978-80-7318-888-7.
- [6] BOBÁL, V. *Adaptivní a prediktivní řízení*. Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně, Akademické centrum, 2008, ISBN 978-80-7318-662-3.
- [7] LAGARIAS, J. C., REEDS, J. A., WRIGHT, M. H. and P. E. WRIGHT, *Convergence Properties of the Nelder-Mead Simplex Method in Low Dimensions*. *SIAM Journal of Optimization*, Vol. 9, Number 1, pp. 112–147, 1998.
- [8] HANG, C. C., TONG, H. L. and K.H. WENG, *Adaptive Control*. Instrument Society of America, 1993.
- [9] KRČMÁŘ, J. *Návrh a realizace hardwarového rozhraní mezi modelem tepelné soustavy a multifunkční vstupně - výstupní kartou*. s. 17. STOČ 2012, VŠB-TU v Ostravě, 2012.
- [10] DOSTÁLEK, P., VAŠEK, V. and J. DOLINAY. *Design and Implementation of Portable Data Acquisition Unit in Process Control and Supervision Applications*. *WSEAS Transactions on Systems and Control*, 3, No. 9, 2008, 779-788. Available from: <http://www.wseas.us/e-library/transactions/control/2008/28-336.pdf>

## SEZNAM POUŽITÝCH SYMBOLŮ A ZKRATEK

*Symbols*

$G(z^{-1})$	Obecný diskretní přenos soustavy.
$A()$	Polynom jmenovatele deterministické části přenosu modelu procesu.
$B()$	Polynom čitatele deterministické části přenosu modelu procesu.
$C()$	Polynom čitatele stochastické části přenosu modelu procesu.
$D()$	Polynom jmenovatele stochastické části přenosu modelu procesu.
$T_d$	Velikost dopravního zpoždění.
$d$	Počet kroků dopravního zpoždění.
$y(k)$	Výstupní veličina.
$u(k)$	Akční zásah.
$K$	Zesílení soustavy.
$T_1, T_2$	Časové konstanty soustavy.
$v(t)$	Měřitelné poruchy.
$n(t)$	Neměřitelné poruchy.
$T_0$	Perioda vzorkování
$\Theta$	Vektor parametrů soustavy.
$\hat{\Theta}$	Vektor odhadu parametrů soustavy.
$\Phi$	Vektor dat tzv. regressor.
$e_s$	Bílý šum.
$C(k)$	Kovarinční čtvercová matice.
$\hat{y}(k+d)$	Predikovaná výstupní veličina.
$w(k)$	Žádaná hodnota.
$y_0$	Volná odezva systému.
$S_e$	Suma kvadrátů odchylek.

$S_u$  Suma kvadrátů přírůstků akční veličiny.

$S_{ID}$  Suma kvadrátů chyb predikce.

$p$  Póly soustavy.

$J$  Účelová funkce.

### ***Zkratky***

PNBS Pseudonáhodný binární signál.

RGS Náhodný signál podle Gaussova pravděpodobnostního rozložení.

SINE Náhodný signál podle sumy  $n$  sinusových funkcí.

ARX AutoRegressive with eXogenous input.

ARMAX AutoRegressive Moving Average with eXogenous input.

ARIMAX AutoRegressive Moving Average with Integrator.

AR AutoRegressive.

OE Output Error Model.

BJ Box-Jenkins Model.

ARMA AutoRegressive Moving Average.

MNČ Metoda nejmenších čtverců.

RMNČ Rekurzivní metoda nejmenších čtverců.

fminsearch Function minimal search.

MPC Model predictive control.

SISO Single input single output.

MIMO Multi input multi output.

GPC Generalised Predictive Controller.

CARIMA Controlled Autoregressive Integrated Moving Average.

PID Proporcionálně integračně derivační regulátor.



**SEZNAM OBRÁZKŮ**

Obr. 1.1 Komunikace mezi Zemí a lunárním robotem.....	12
Obr. 1.2 Schéma sprchové soustavy.....	13
Obr. 2.1 Princip třibodové metody.....	15
Obr. 2.2 Příklad pseudonáhodného binárního signálu. ....	17
Obr. 2.3 Ukázka budících signálů pomocí funkce „idinput“.....	18
Obr. 2.4 Blokové schéma modelu obecného stochastického procesu.....	20
Obr. 2.5 Schematicky znázorněný algoritmus RMNČ.....	25
Obr. 3.1 Princip prediktivního řízení ( $N_1, N_2$ a $N_u$ -minimální, maximální a řídicí horizont).....	28
Obr. 3.2 Základní struktura MPC.....	29
Obr. 3.3 Diagram výpočtu optimálního řízení pomocí metody GPC.....	36
Obr. 4.1 Porovnání zadané stabilní soustavy s aproximovanou soustavou pomocí třibodové metody. ....	40
Obr. 4.2 Porovnání přechodových charakteristik zadané a aproximované soustavy.....	40
Obr. 4.3 Porovnání zadané soustavy s neminimální fází s aproximovanou soustavou pomocí třibodové metody.....	42
Obr. 4.4 Porovnání přechodových charakteristik zadané a aproximované soustavy.....	42
Obr. 4.5 Experimentální odhad počtu kroků dopravního zpoždění.....	45
Obr. 4.6 Porovnání zadané stabilní soustavy s aproximovanou soustavou pomocí MNČ a „fminsearch“.....	45
Obr. 4.7 Experimentální odhad počtu kroků dopravního zpoždění.....	47
Obr. 4.8 Porovnání zadané stabilní soustavy s aproximovanou soustavou pomocí MNČ a „fminsearch“.....	48
Obr. 4.9 Experimentální odhad počtu kroků dopravního zpoždění.....	50
Obr. 4.10 Porovnání zadané stabilní soustavy s aproximovanou soustavou pomocí MNČ a „fminsearch“.....	50
Obr. 4.11 Experimentální odhad počtu kroků dopravního zpoždění.....	53
Obr. 4.12 Porovnání zadané stabilní soustavy s aproximovanou soustavou pomocí MNČ a „fminsearch“.....	53
Obr. 4.13 Schéma tepelného modelu s dopravním zpožděním.....	55
Obr. 4.14 Porovnání reálné a identifikované soustavy vybuzeé signálem PNBS.....	56
Obr. 4.15 Porovnání reálné a identifikované soustavy vybuzeé signálem RGS.....	58

Obr. 4.16 Porovnání reálné a identifikované soustavy vybuzené signálem SINE.....	59
Obr. 4.17 Porovnání přechodových charakteristik identifikovaných pomocí MNČ .....	59
Obr. 4.18 Porovnání přechodových charakteristik identifikovaných pomocí „fminsearch“ .....	60
Obr. 5.1 Základní schéma prediktivního regulátoru .....	61
Obr. 5.2 Základní nabídka funkčního bloku regulátoru .....	62
Obr. 5.3 Ukázka složení jednotlivých bloků v subsystému Regulátor.....	63
Obr. 5.4 Průběh regulované veličiny pro různou hodnotu váhového parametru $\lambda$ .....	64
Obr. 5.5 Průběh akčního zásahu pro různou hodnotu váhového parametru $\lambda$ .....	64
Obr. 5.6 Průběh odhadů parametrů on-line identifikace regulované soustavy.....	65
Obr. 5.7 Porovnání reálných řízení pro různou hodnotu parametru $\lambda$ .....	66
Obr. 5.8 Porovnání akčních zásahů pro různou hodnotu parametru $\lambda$ .....	67
Obr. 5.9 Vývoj on-line identifikace v jednotlivých krocích regulace .....	67
Obr. 5.10 Porovnání reálných řízení pro různou hodnotu parametru $\lambda$ .....	68
Obr. 5.11 Porovnání akčních zásahů pro různou hodnotu parametru $\lambda$ .....	69
Obr. 5.12 Vývoj on-line identifikace v jednotlivých krocích regulace .....	69

**SEZNAM TABULEK**

Tab 5.1 Kvalitativní porovnání identifikací.....	70
Tab 5.2 Porovnání kvality jednotlivých regulací.....	71
Tab 5.3 Comparison qualities of identification.....	72
Tab 5.4 Comparison quality of the regulations.....	73

## SEZNAM PŘÍLOH

P I      CD-ROM obsahující všechny soubory týkající se práce.