



TECHNICKÁ UNIVERZITA V LIBERCI

DIPLOMOVÁ PRÁCE

Adaptivní fuzzy regulace

Prohlášení:

Byl jsem seznámen s tím, že na mou diplomovou práci se plně vztahuje zákon č.121/2000 o právu autorském, zejména § 60 (školní dílo).

Beru na vědomí, že TUL má právo na uzavření licenční smlouvy o užití mé DP a prohlašuji, že **souhlasím** s případným užitím mé diplomové práce (prodej, zapůjčení apod.).

Jsem si vědom toho, že užít své diplomové práce či poskytnout licenci k jejímu využití mohu jen se souhlasem TUL, která má právo ode mne požadovat přiměřený příspěvek na úhradu nákladů, vynaložených univerzitou na vytvoření díla (až do jejich skutečné výše).

Diplomovou práci jsem vypracoval samostatně s použitím uvedené literatury a na základě konzultací s vedoucím diplomové práce a konzultantem.

Datum:

Podpis:

Poděkování:

Rád bych poděkoval Doc. Ing. O. Modrlákovi, Csc za cenné připomínky, poskytnuté materiály a celkově vstřícný postoj.

ANOTACE:

Adaptivní fuzzy regulace

Cílem diplomové práce je seznámit se s standardními principy adaptivní regulace a blíže ukázat možnosti použití fuzzy přístupu v této oblasti řízení. Metody adaptivního fuzzy řízení byly rozděleny na přímé a nepřímé. Jako přímá metoda byla v softwarovém prostředí Matlab realizována metoda „Adaptivní fuzzy řízení s referenčním modelem na principu učení“. Na vybrané soustavě byla ověřena funkčnost metody a výsledky porovnány s optimálním PID regulátorem.

V části zaměřené na nepřímé adaptivní řízení byly ukázány možnosti použití Takagi-Sugeno fuzzy systému ve fuzzy identifikaci a regulaci nelineárních systémů.

ABSTRACT:

Adaptive fuzzy control

The aim of the diploma thesis is to acquaint oneself with standard approach of adaptive regulation and closely to show possibility of using fuzzy approach for application in domain of adaptive control. Methods of adaptive fuzzy control were divided to direct and indirect. As a direct method was chosen and described method called Fuzzy model reference learning control (FMRLC). Own realization was done in environment Matlab. Utility of method was tested on choice plant and results compared with optimal PID controller.

The possibility of using Takagi-Sugeno fuzzy system in fuzzy identification and regulation of nonlinear systems were shown in part focused on indirect adaptive control.

Obsah:

1. Úvod:	2
2. Rozdělení adaptivních přístupů	3
2.1 Dopředné adaptivní řízení	3
2.2 Zpětnovazební adaptivní řízení	5
3. Úvod do fuzzy systémů	10
4.1 Rozdělení adaptivních fuzzy přístupů	17
4.2 Přímé adaptivní fuzzy řízení	18
4.2.1 Popis metody FMRLC	18
4.2.2 Realizace metody FMRLC	29
4.2.3 Experimentální část	34
4.3 Nepřímé adaptivní fuzzy řízení	44
4.3 Nepřímé adaptivní fuzzy řízení	44
4.3.1 Fuzzy identifikace	44
4.3.2 Metoda adaptivních paralelních kompenzací	51
4.3.3 Příklad: Regulace výšky hladiny	54
5. Závěr	60
6. Přílohy	61
7. Použitá literatura	61

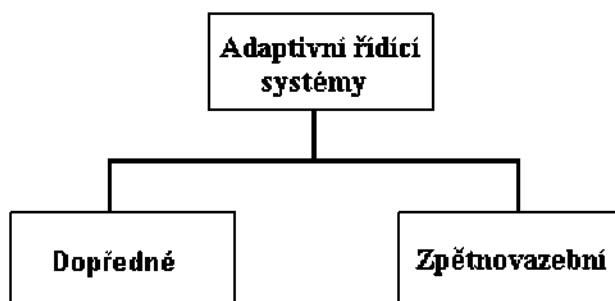
1. Úvod:

Návrh regulátoru v dnešní době vychází z matematického modelu soustavy. Model je získán spojitou nebo diskrétní identifikací, nejčastěji v podobě frekvenčního nebo obrazového přenosu. Chování regulátoru na reálné soustavě je pak závislé na přesnosti matematického modelu soustavy. V mnoha případech nejsme schopni získat takový model, který by přesně odpovídal vlastnostem regulované soustavy. Protože každý reálný proces je více či méně nelineární, musíme provádět jeho linearizaci v pracovním bodě a tím do modelu vnášíme chybu, označovanou jako neurčitost modelu. K zvýšení rozdílu mezi modelem a soustavou přispívá také předpoklad neměnných parametrů soustavy (parametrická neurčitost). Existují různé přístupy k regulaci systémů s výše naznačenými neurčitostmi. Diplomová práce se zabývá možnostmi adaptivní fuzzy regulace. Adaptivní regulace patří do souboru přístupů souhrnně nazvaných vyšší způsoby řízení. Od těchto algoritmů požadujeme kromě vlastní regulace i schopnost přizpůsobit své parametry měnící se situaci a to i v tom případě, že přenosové vlastnosti regulované soustavy jsou známy pouze zčásti nebo jsou zcela neznámé. Do tohoto souboru metod se dále řadí regulátory s proměnnou strukturou a robustní regulátory. Smyslem robustní regulace je navrhnout regulátor s pevnou strukturou, který bude natolik robustní, že změny parametrů řízené soustavy neovlivní základní požadavky na regulační obvod (stabilitu, asymptotické sledování, kompenzace poruchy a regulace na žádanou hodnotu). U regulátorů s proměnnou strukturou je vlastní regulátor tvořen souborem dílčích regulátorů, které jsou navrženy pro stejnou soustavu, ale jiné pracovní podmínky. Součástí regulačního obvodu je logický přepínač, který na základě sledování signálů regulační smyčky vybírá vhodný regulátor. Během regulačního procesu nedochází ke změnám struktury dílčích regulátorů.

Cílem mé diplomové práce je seznámit se s principy adaptivní regulace, speciálně pak s principem adaptivní fuzzy regulace, vlastnosti vybrané metody nebo algoritmu ověřit na vhodně zvolené regulované soustavě a vlastnosti regulačního obvodu s adaptivní fuzzy regulací porovnat s regulačními pochody bez aplikace fuzzy regulace.

2. Rozdělení adaptivních přístupů

Tato část podává přehled nejpoužívanějších struktur objevujících se v adaptivních řídicích systémech. Funkce adaptivních regulátorů spočívá v získávání informací o neznámém procesu a následném ovlivnění obvodu uzavřené smyčky skrze řídicí zákony (mění vlastní parametry regulátoru). Dosud není žádná obecná definice výrazu adaptivita. Adaptivita je vlastnost biologických systémů a patří do souboru jejich prostředků, umožňujících přežít v případě nepříznivých nebo změněných podmínek. Přitom každá adaptace znamená pro algoritmus určitou ztrátu, kterou si lze představit například jako energii, vynaloženou organismem na přizpůsobení se novým podmínkám. Při opakované adaptaci na určitou změnu prostředí má však živý organismus tendenci tuto ztrátu zmenšovat. Děje se tak na základě zkušenosti, zapamatování si stavu z předcházejících adaptací. Systém s těmito vlastnostmi se nazývá učící systém. Většina adaptivních řídicích systémů může být rozdělena do dvou hlavních skupin obr. 2.1 .

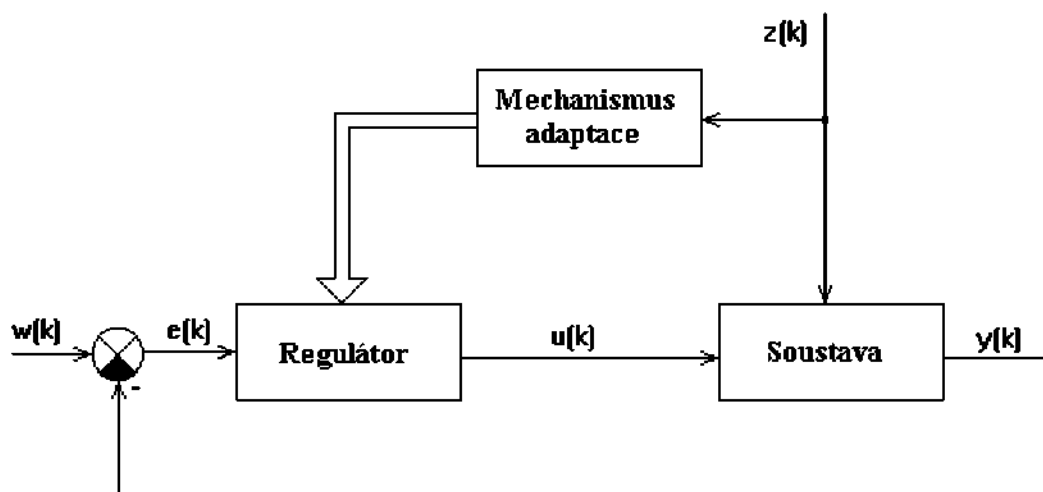


Obr. 2.1 Základní rozdělení adaptivních řídicích systémů

2.1 Dopředné adaptivní řízení

Dopředné adaptivní řídicí systémy jsou založeny na faktu, že měnící se vlastnosti soustavy mohou být sledovány pomocí měření signálů působících na soustavu. Parametry regulátoru jsou nastavovány v závislosti na těchto signálech. Základní struktura dopředné adaptivní regulace (adaptace otevřené smyčky) je naznačena na obr. 2.2 . Význačný rys dopředných adaptivních regulátorů je ten, že na vlastní adaptaci se nepodílí žádný zpětnovazební signál. Aby mohl být adaptivní algoritmus tímto způsobem realizován, musí být dobře znám vliv měřeného signálu na chování procesu a regulační smyčky.

Jeden z dopředných přístupů je tzv. gain scheduling, který byl poprvé použit na začátku padesátých let minulého století v letadlech. U adaptivních řídicích systémů s tímto principem se mění zesílení regulátoru podle měřených signálů, které určují polohu pracovního bodu. Předpokládá se, že měřené signály mají pomalejší dynamiku než je dynamika řízeného procesu. Stejný princip může být aplikován i na ostatní parametry regulátoru. Vzniklá metoda se nazývá parametr scheduling. Závislosti jednotlivých parametrů na poloze pracovního bodu jsou uloženy v tabulkách a podle pracovního stavu, který je určen měřenými signály jsou i vybrány parametry regulátoru.

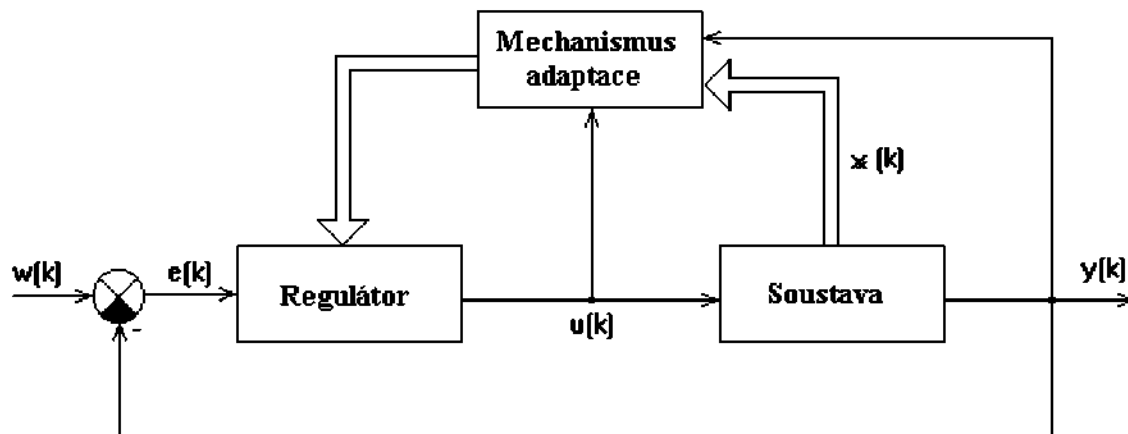


Obr. 2.2 Základní struktura dopřené adaptivní regulace

Výhodou dopředného adaptivního řízení je rychlá reakce na změny procesu, protože chování systému je předem známo a není nutno ho zjišťovat identifikací vstupních a výstupních signálů soustavy. Mezi nevýhody patří zanedbání všech změn vstupujících skrz neměřené signály nebo poruchy, nepředvídatelné změny v chování procesu a velikost paměti, která je zapotřebí k uložení parametrů, aby mohlo být pokryto mnoho pracovních stavů. Poslední nevýhodou je omezení v rychlosti změn parametrů procesu (musí se měnit pomalu).

2.2 Zpětnovazební adaptivní řízení

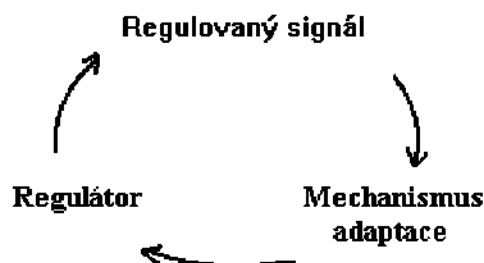
Jestliže se o změnách chování soustavy nedá rozhodnout přímo pomocí měření vnějších signálů procesu, musí být použito zpětnovazebních regulátorů. Struktura tohoto typu je na obr. 2.3 .



Obr. 2.3 Základní struktura zpětnovazebního adaptivního řízení

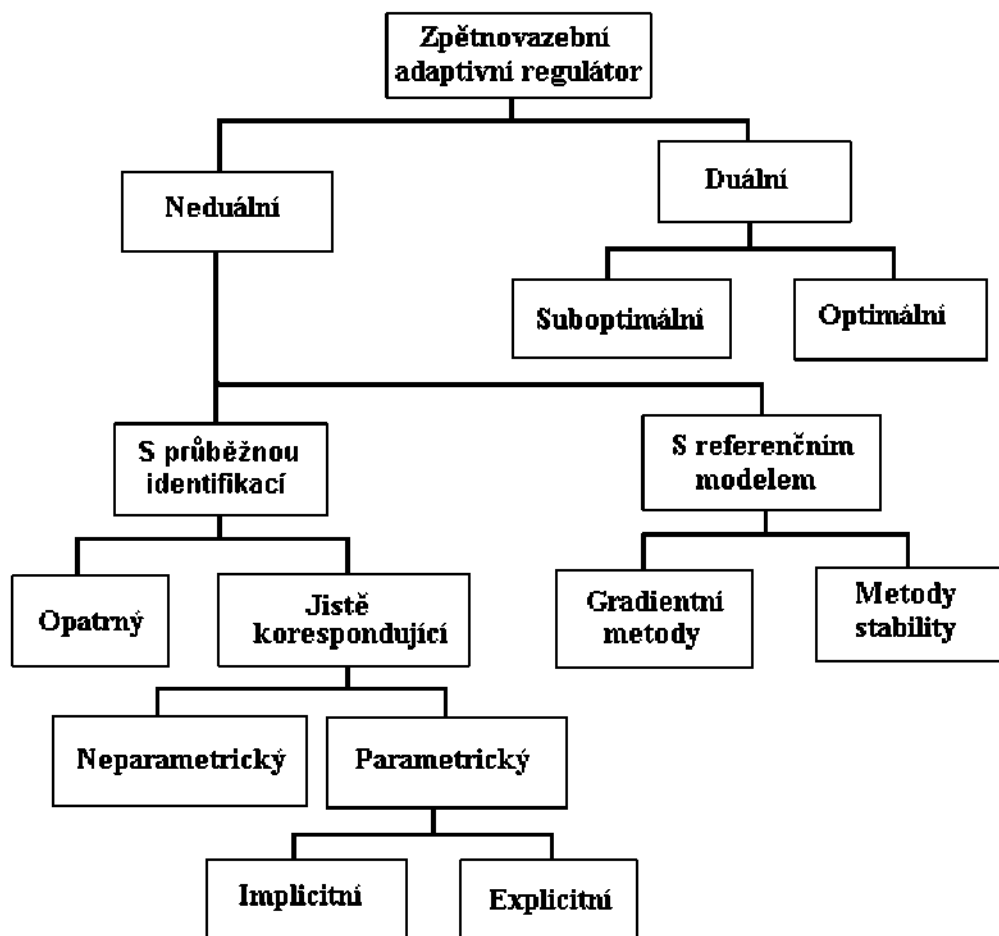
U zpětnovazebního adaptivního řízení se jedná o adaptaci uzavřené smyčky. Celý algoritmus je charakterizován následujícími fakty:

- měnící se vlastnosti soustavy jsou sledovány pomocí měření různých vnitřních signálů regulační smyčky
- kromě základní zpětnovazební regulační smyčky je zde přídavná zpětnovazební smyčka tvořená adaptivním mechanismem
- zpětnovazební signál má následující přenosovou cestu obr. 2.4 (vytváří nelineární zpětnou vazbu).



Obr. 2.4 Přenosová cesta

Na obr. 2.5 je uvedeno rozdělení zpětnovazebních řídicích systémů:



Obr. 2.5 Rozdělení adaptivních zpětnovazebních regulátorů

Duální adaptivní regulátory

Princip duálních adaptivních regulátorů spočívá v optimalizaci kritéria daného získáním maximálního množství informace pro odhad parametrů a zajištění optimálního chování regulátoru. Odhad parametrů se provádí pomocí průběžné identifikace soustavy. Pro účely identifikace se vyžaduje, aby změny regulované veličiny byly co největší, ale je zde podmínka optimálního chování regulátoru. Na výstup regulátoru jsou tedy kladeny dva protichůdné požadavky. Z hlediska optimálního řízení by měly být změny akční veličiny malé a naopak pro potřeby identifikace velké. A.A. Feldbaum navrhl řešení, které je optimálním kompromisem z hlediska plnění obou požadavků. Pro svůj dvojitý účinek se takové řízení nazývá optimální duální. Pro většinu reálných případů je však toto řízení pro svoji výpočtovou složitost obtížně realizovatelné.

Částečně optimální regulátory

Tento přístup se snaží překonat nevýhody výše uvedeného principu (složitost výpočtu) tím, že se optimalizuje pouze kritérium vzhledem k regulátoru. Nepřesnost estimace může být redukována přidáním testovacích signálů (představují přidavné buzení). Krátkodobě dochází ke zhoršení v průběhu regulace.

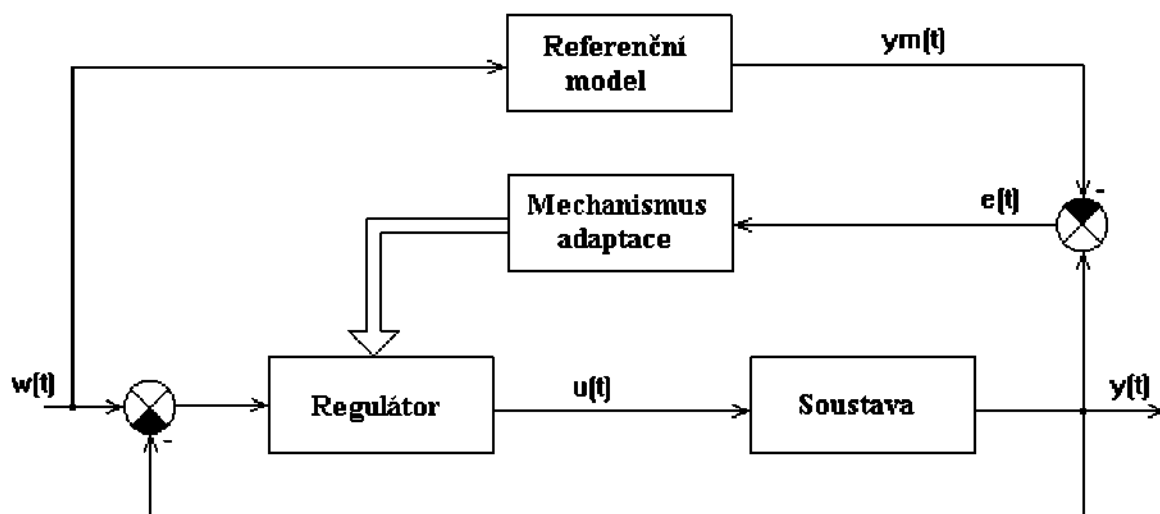
Neduální adaptivní regulátory

Neduální adaptivní regulace je určitou aproximací duálního řízení. Zde jsou části identifikace a řízení od sebe oddělené. Neduální typy adaptivních regulátorů uvažují v minimalizačních kritériích pouze současné a minulé hodnoty signálů regulační smyčky a mají aktuální informace o procesu v podobě estimovaných stavových veličin nebo parametrů soustavy.

Návrhy neduálních adaptivních regulátorů jsou blízce propojeny s principy separace a jisté korespondence (ekvivalence). Na základech těchto principů jsou navrženy metody adaptivní regulace s referenčním modelem (angl. Model reference adaptive control MRAC) a metody s identifikací modelu (angl. Model identification adaptive control MIAC).

Adaptivní systémy s referenčním modelem

Základní struktura adaptivního systému s referenčním modelem je na obr. 2.6. Informace o požadovaném chování uzavřené smyčky má charakter funkce času a je výstupem referenčního modelu soustavy (vstupem do ref. modelu je žádaná hodnota $w(k)$). Žádaná výstupní hodnota referenčního modelu porovnáním s odezvou systému dává adaptační odchylku e . Tato odchylka vstupuje do mechanismu adaptace, jehož činnost je založena na minimalizaci daného kritéria. Hodnota kritéria se postupně zmenšuje přenastavováním parametrů uzavřené regulační smyčky. Popsaným postupem se tak přizpůsobuje chování regulované smyčky k chování referenčního modelu. Rozdíly mezi jednotlivými přístupy k adaptivním systémům s referenčním modelem jsou obsaženy v odlišných návrzích zákona adaptace (gradientní metody, Lyapunova teorie stability). Výhoda této metody spočívá v poměrně rychlé adaptaci. Naopak nevýhodou je nutná velká počáteční znalost o systému a struktuře modelu. Používají se u soustav se zanedbatelnou úrovní šumového signálu.



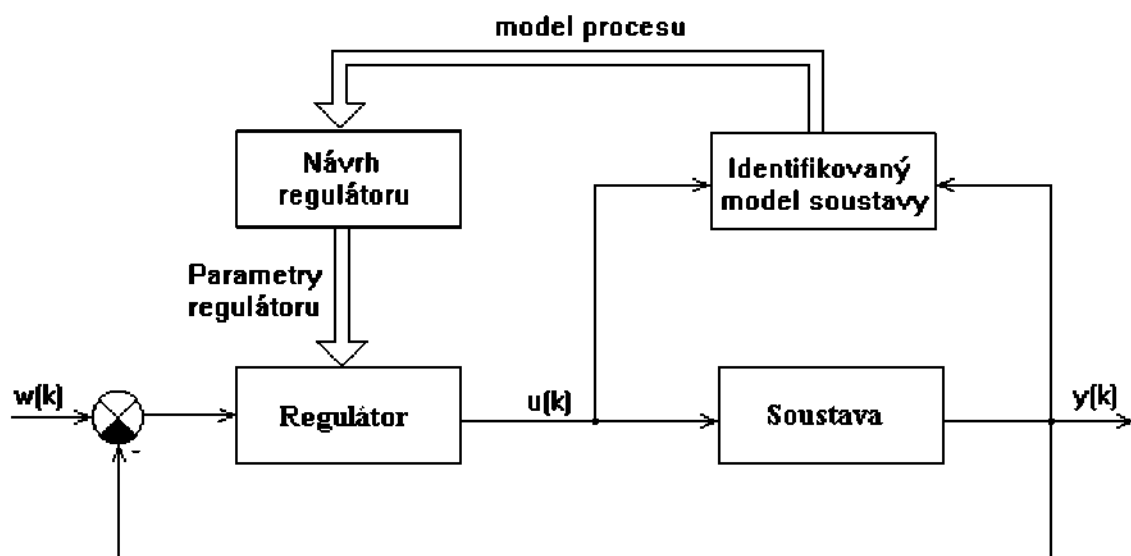
Obr. 2.6 Základní struktura adaptivního systému s referenčním modelem

Adaptivní systémy s identifikací modelu

Adaptivní regulátory s identifikací modelu soustavy jsou často nazývány samonastavující se regulátory (angl. Self-tuning controller). Podstata této metody by se dala charakterizovat ve třech bodech.

- Získání informací o současném stavu chování soustavy (průběžná identifikace soustavy)
- Optimalizační kritérium jakosti řízení
- Nastavení parametrů regulátoru

Hlavním cílem je získat optimální model procesu a optimální řízení pro všechny vstupní signály a pracovní podmínky. Typické uspořádání MIAC je na obr. 2.7.



Obr. 2.7 Základní struktura adaptivního systému s identifikací modelu

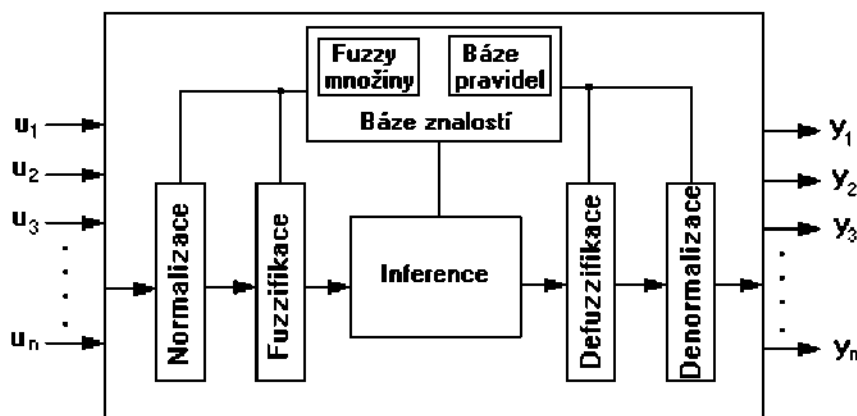
Mechanismus adaptace se skládá z on-line identifikace sloužící k získání modelu soustavy a z bloku, kde se provádí výpočet parametrů regulátoru. Ve většině MIAC se používá princip separace, kde parametry matematického modelu soustavy pro daný krok řízení se považují za známé a za rovné jejich bodovým odhadům, které jsou v daném okamžiku k dispozici. Pro estimované parametry soustavy se navrhne strategie řízení odpovídající zvolenému kritériu. Znamená to tedy, že optimální strategie řízení respektuje pouze optimalizaci kritéria jakosti řízení, ale nerespektuje kritéria a podmínky nejlepší identifikace (princip jistě korespondující regulace). V algoritmu opatrné adaptivní regulace je také použito principu separace, ale chyby odhadů parametrů modelu soustavy se uvažují při návrhu regulátoru. V případě chybových odhadů parametrů regulátor působí opatrnými zásahy do procesu ve formě menších hodnot nastavovaných parametrů regulátoru. Avšak menší změny na vstupu soustavy vedou k horší estimaci a tím pádem k mnohem menším parametrům regulátoru. V limitním případě by mohlo dojít k odpojení regulační smyčky. Jistě korespondující adaptivní regulátory mohou být rozděleny na parametrické a neparametrické. Byly zde naznačeny standardní přístupy k adaptivním regulátorům. Podrobnější rozbor jednotlivých typů adaptivních regulátorů lze najít v [2],[4],[6].

3. Úvod do fuzzy systémů

Tato pasáž seznamuje se základy fuzzy logiky ve smyslu použití v oboru řízení a regulace. Terminologie užívaná v jednotlivých publikacích a odborných textech není jednotná. Zde bude užito značení převzaté z [5].

Popis standardního fuzzy systému:

Jedná se o nelineární systém, který vyjadřuje vztah mezi vstupními a výstupními veličinami obr.3.1.



Obr.3.1 Fuzzy systém

Činnost systému může být vyjádřena v několika větách. Vstupními veličinami $u_1 \dots u_n$ jsou reálná čísla, která se označují jako „ostré hodnoty“. V prvním vstupním bloku je provedena normalizace vstupních hodnot. To znamená, že se reálné veličiny zobrazují na normované univerzum, aby se například pohybovaly v intervalu $[0,1]$ či $[-1,1]$. Dále se ostré hodnoty převádí v bloku fuzzifikace na fuzzy množiny, které se dále zpracují v inferenčním mechanismu (provádí vyhodnocení jednotlivých fuzzy pravidel uložených v bázi pravidel) a výsledky vyhodnocení, které jsou ve formě fuzzy množin, se v bloku defuzzifikace zpětně rekonstruují na ostré hodnoty. Konečným krokem je upravení normovaných výstupů v bloku denormalizace na interval, ve kterém se reálné výstupní hodnoty $y_1 \dots y_n$ pohybují.

Lingvistické proměnné

Chceme-li využít praktických zkušeností expertů k sestavování pravidel umístěných v bázi, neobejdeme se bez zavedení lingvistických proměnných. Pomocí nich označujeme jednotlivé vstupy a výstupy fuzzy systému. Lingvistická proměnná

bude označována symbolem $\sim$, $\tilde{u}_i$ popisuje vstup u_i podobně $\tilde{y}_i$ označuje lingvistický význam výstupu y_i . Například vstupy fuzzy systému, jedná-li se o fuzzy regulátor, mohou být popsány následujícím způsobem: $\tilde{u}_1$ = "regulační odchylka", $\tilde{u}_2$ = "změna regulační odchylky" a výstup $\tilde{y}_1$ = "akční veličina".

Lingvistická hodnota

Ostré veličiny u_i a y_i nabývají hodnot v univerzech U_i a Y_i , což jsou většinou množiny reálných čísel nebo intervaly. Hranice intervalu jsou například dány saturací příslušné veličiny. Ve fuzzy logice jsou univerza jednotlivých lingvistických proměnných popsána množinou lingvistických hodnot zvaných termy. Pro j -tou lingvistickou hodnotu lingvistické proměnné $\tilde{u}_i$ definované na univerzu U_i zavedeme označení $\tilde{A}_i^j$. Nyní množinu, která popisuje proměnnou $\tilde{u}_i$ zapíšeme takto:

$$\tilde{A}_i = \{\tilde{A}_i^j : j = 1, 2, \dots, N_i\},$$

kde N_i označuje počet lingvistických hodnot veličiny $\tilde{u}_i$. Podobně $\tilde{B}_i^j$ označuje j -tou lingvistickou hodnotu proměnné $\tilde{y}_i$ definované na univerzu Y_i .

$$\tilde{B}_i = \{\tilde{B}_i^j : j = 1, 2, \dots, M_i\},$$

kde M_i označuje počet lingvistických hodnot veličiny $\tilde{y}_i$. Lingvistické hodnoty jsou obecně označovány slovními výrazy: „kladná velká“, „nulová“, „záporná velká“. Například předpokládejme, že $\tilde{u}_1$ označuje lingvistickou proměnnou „úhel“, potom můžeme přiřadit jednotlivým prvkům množiny $\tilde{A}_1$ slovní ekvivalenty ($\tilde{A}_1^1$ = „záporný“, $\tilde{A}_1^2$ = „nulový“, $\tilde{A}_1^3$ = „kladný“).

Typické označení termů - fuzzy hodnot a jejich zkratk je v tab.3.1:

Význam	Česká zkratka
Hodnota velká záporná	ZV
Hodnota střední záporná	ZS
Hodnota malá záporná	ZM
Hodnota záporná blízká nule	ZN
Hodnota nulová	NU
Hodnota kladná blízká nule	KN
Hodnota malá kladná	KM
Hodnota střední kladná	KS
Hodnota velká kladná	KV

Tab.3.1

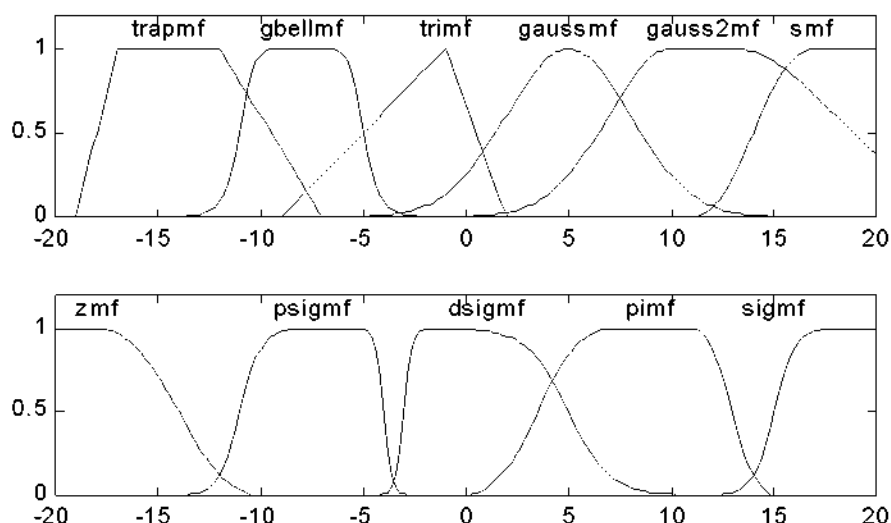
Příklady lingvistických proměnných tab.3.2:

Označení lingvistické proměnné	Lingvistické hodnoty
Vzdálenost	nulová, blízká, střední, velká, obrovská
Úhel	Záporný, nulový, kladný
Tepelný výkon	ZV, ZS, NU, KS, KV
Teplota	ZV, ZS, ZM, NU, KM, KS, KV
Regulační odchylka	ZV, ZS, ZM, ZN, NU, KN, KM, KS, KV
Otevření ventilu	NU, KN, KM, KS, KV,
Přírůstek regulační odchylky	Záporná (Z), kladná (K)

Tab.3.2

Fuzzy množina, funkce příslušnosti

Fuzzy množina je množinou bez ostrých, přesně definovaných hranic. Může obsahovat prvek pouze s částečnou příslušností. V tomto se liší od klasických množin, do kterých prvek buď patří nebo ne, protože jejich funkce příslušnosti nabývá hodnot 1 nebo 0. Na obr.3.2 jsou všechny funkce příslušnosti dostupné v programu Matlab.



Obr.3.2 Funkce příslušnosti

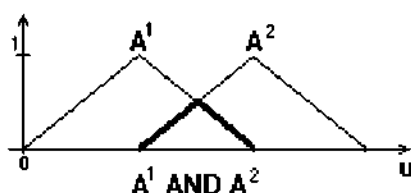
Funkce příslušnosti je křivka, která definuje stupeň, s jakým daný prvek univerza patří do příslušné množiny. Obor hodnot funkce příslušnosti je interval $(0,1)$. Nula znamená, že prvek určitě nepatří do dané množiny a naopak jedna znamená, že prvek do množiny patří zcela. Každé lingvistické hodnotě je přiřazena funkce příslušnosti na určitém intervalu univerza. Funkci příslušnosti budeme označovat symbolem μ , $\mu_A(u)$ označuje funkci příslušnosti množiny A definované na univerzu U.

Fuzzy logika

Fuzzy komplement (NOT): Komplement k fuzzy množině A s funkcí příslušnosti $\mu_A(u)$ má funkci příslušnosti definovanou vztahem $1-\mu_A(u)$.

Fuzzy průnik (AND): Průnikem fuzzy množin A^1 a A^2 definovaných na univerzu U je fuzzy množina označena $A^1 \cap A^2$ (obr.3.3) s funkcí příslušnosti určenou jednou z následujících metod:

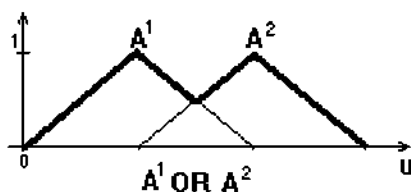
- Minimum: $\mu_{A^1 \cap A^2} = \min \{ \mu_{A^1}, \mu_{A^2} \}$
- Algebraickým součinem: $\mu_{A^1 \cap A^2} = \{ \mu_{A^1} \cdot \mu_{A^2} \}$



Obr. 3.3

Fuzzy sjednocení (OR): Sjednocením fuzzy množin A^1 a A^2 definovaných na univerzu U je fuzzy množina označena $A^1 \cup A^2$ (obr.3.4) s funkcí příslušnosti určenou jednou z následujících metod:

- Maximum: $\mu_{A^1 \cup A^2} = \max \{ \mu_{A^1}, \mu_{A^2} \}$
- Algebraickým součtem: $\mu_{A^1 \cup A^2} = \{ \mu_{A^1} + \mu_{A^2} - \mu_{A^1} \cdot \mu_{A^2} \}$



Obr. 3.4

Inferenční pravidla

Vlastnosti a chování fuzzy systému je v podstatě určeno souborem rozhodovacích, inferenčních pravidel ve formě:

$$\text{Jestliže } \langle \text{fuzzy výrok} \rangle \text{ pak } \langle \text{fuzzy výrok} \rangle$$

Prvním fuzzy výrok se nazývá antecedent pravidla (předpoklad), druhý výrok jako konsekvent pravidla (závěr). Jestliže antecedent pravidla je složeným fuzzy výrokem, kde jsou jednotlivé výroky vázány logickými spojkami a konsekvent je jednoduchý výrok, jedná se o MISO systém. V případě MIMO systému jsou fuzzy výroky antecedentu a konsekventu složené. Budeme pracovat pouze s MISO systémy, které mají produkční pravidla ve tvaru:

$$\text{Jestliže } (\tilde{u}_1 \text{ je } \tilde{A}_1^j) \wedge (\tilde{u}_2 \text{ je } \tilde{A}_2^k) \wedge \dots \wedge (\tilde{u}_n \text{ je } \tilde{A}_n^l) \text{ pak } \tilde{y}_1 \text{ je } \tilde{B}_1^p \quad (3-1)$$

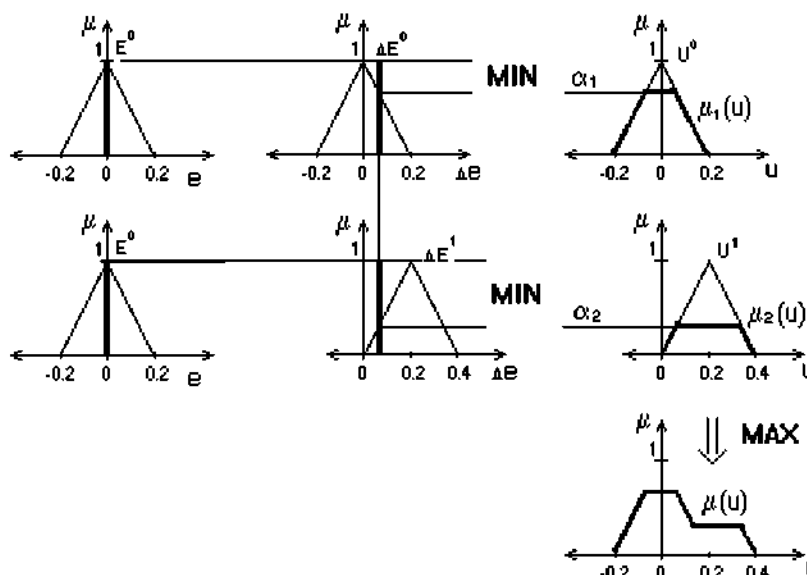
Jedná se o implikaci dvou fuzzy výroků. K vyhodnocení tohoto pravidla se dá použít celá řada implikací. Nejčastěji používanými implikacemi v regulaci jsou Mamdaniho a Larsenova:

- Mamdaniho implikace: $\mu(u, y) = \min \{ \mu_{A1}(u), \mu_{B1}(y) \}$
- Larsenova implikace: $\mu(u, y) = \mu_{A1}(u) \cdot \mu_{B1}(y)$

Příklad nalezení výstupní množiny pro dvě pravidla a dvourozměrnou závislost s použitím Mamdaniho implikace obr.3.5:

P_1 : Jestliže $(\tilde{e} \text{ je } \tilde{E}^0) \wedge (\Delta \tilde{e} \text{ je } \Delta \tilde{E}^0)$ pak $\tilde{u}$ je $\tilde{U}^0$ jinak

P_2 : Jestliže $(\tilde{e} \text{ je } \tilde{E}^0) \wedge (\Delta \tilde{e} \text{ je } \Delta \tilde{E}^1)$ pak $\tilde{u}$ je $\tilde{U}^1$



Obr.3.5

Funkce příslušnosti dvou výstupních lingvistických proměnných získáme následujícím postupem:

$$\alpha_1 = \min \{ \mu_{E^0}(e), \mu_{\Delta E^0}(\Delta e) \}$$

$$\alpha_2 = \min \{ \mu_{E^0}(e), \mu_{\Delta E^1}(\Delta e) \}$$

Pro konsekventy obou implikací dostaneme

$$\mu_1(u) = \min \{ \alpha_1, \mu_{U^0}(u) \}$$

$$\mu_2(u) = \min \{ \alpha_2, \mu_{U^1}(u) \}$$

Výslednou fuzzy množinu získáme takto: $\mu(u) = \max \{ \mu_1(u), \mu_2(u) \}$

Defuzzifikace:

Z výše uvedeného příkladu obr.3.5 jsme vyhodnocením dvou pravidel získali výstup ve formě fuzzy množiny $\mu(u)$. Pro praktické použití bychom potřebovali ale ostrou výstupní hodnotu. Proces, kdy určité fuzzy množině přiřazujeme ostrou hodnotu, která nejlépe reprezentuje výstupní fuzzy množinu, nazýváme defuzzifikace. Jednotlivé metody by se daly rozdělit do dvou skupin

- 1.) Metody pracující s dílčími výstupními funkcemi příslušnosti pro jednotlivá pravidla
- 2.) Metody pracující s výslednou výstupní funkcí příslušnosti

Ad 1)

- Center of gravity (COG)

$$u_{\text{vys}} = \frac{\sum_i b_i \cdot \int \mu_i(u)}{\sum_i \int \mu_i(u)}$$

b_i ... střed funkce příslušnosti konsekventu i-tého pravidla

$\int \mu_i(u)$... plocha pod funkcí příslušnosti konsekventu i-tého pravidla

- Center-average (vážený průměr)

$$u_{\text{vys}} = \frac{\sum_i b_i \cdot \mu_i}{\sum_i \mu_i}$$

b_i ... střed funkce příslušnosti konsekventu i-tého pravidla

μ_i ... označuje váhu danou koeficientem oříznutí (násobení u Larsenovy implikace)

Ad 2)

- Center of area (COA)

Ostrá hodnota odpovídá souřadnici těžiště plochy vytvořené sjednocením oříznutých či zmenšených výstupních fuzzy množin.

$$u_{\text{vys}} = \frac{\int \mu(u) \cdot u \cdot du}{\int \mu(u) du}$$

$\mu(u)$... výsledná výstupní funkce příslušnosti

Takagi – Sugeno fuzzy systém

Pro mnohé účely, ať už jako regulátory, či jako modely dynamických systémů jsou velmi užitečné fuzzy systémy, které se od standardních fuzzy systémů Mamdaniho typu liší ve tvaru pravidel. Pravidla používaná u sugenovských systémů jsou opět ve tvaru implikace a antecedent je stejný jako u pravidel standardních fuzzy systémů (3-1). Konsekvent pravidla se liší, není to fuzzy výrok, ale analytický výraz. Pravidla Takagi-Sugeno systému jsou ve formě (3-2):

$$\text{Jestliže } (\tilde{u}_1 \text{ je } \tilde{A}_1^j) \wedge (\tilde{u}_2 \text{ je } \tilde{A}_2^k) \wedge \dots \wedge (\tilde{u}_n \text{ je } \tilde{A}_n^l) \text{ pak } y_i = g_i(\bullet) , \quad (3-2)$$

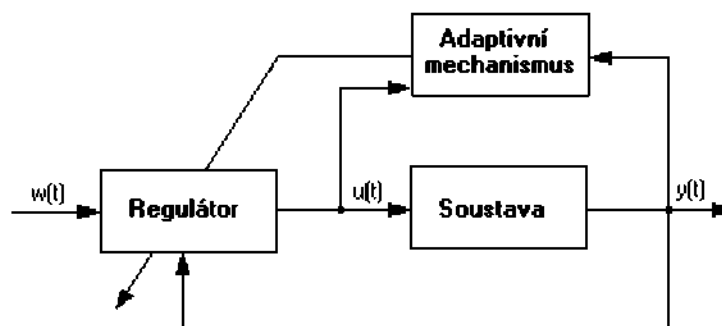
kde “•” reprezentuje argument funkce g_i . Často jsou jako argumenty funkce g_i použity vstupní veličiny u_i , $i = 1, 2, \dots, n$, ale mohou být použity jakékoliv. Také tvar funkce g_i může být libovolný, což dělá fuzzy systém velmi obecným. Pro získání stupně příslušnosti μ_i i-tého pravidla jsou používány stejné metody jako u standardních fuzzy systémů. Výstupní ostrou hodnotu dostaneme jako vážený průměr výstupů jednotlivých pravidel. Jednotlivé výstupy jsou váženy stupni příslušnosti odpovídajících pravidel:

$$y_{výs} = \frac{\sum_{i=1}^R y_i \cdot \mu_i}{\sum_{i=1}^R \mu_i} \quad (3-3)$$

Na Takagi-Sugeno může být nahlíženo jako na systém, který provádí nelineární interpolaci mezi funkcemi definovanými v konsekventech jednotlivých pravidel. Sugeno modely lze z výhodou použít zejména pro aproximaci nelineárních závislostí.

4.1 Rozdělení adaptivních fuzzy přístupů

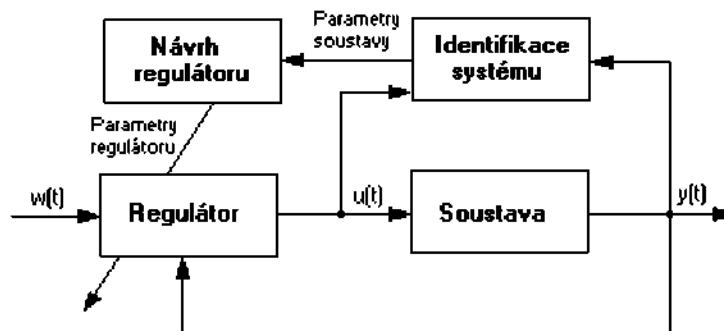
Vlastní adaptivní přístupy se rozdělují do dvou hlavních směrů. První z nich je naznačen na obr. 4.1



Obr. 4.1 Přímé adaptivní řízení (Direct adaptive control)

V tomto přístupu „adaptivní mechanismus“ sleduje signály z řízené soustavy a adaptuje parametry regulátoru, aby zachoval totožný průběh regulace i když dochází ke změnám soustavy. Někdy se požadovaný regulační pochod charakterizuje „referenčním modelem“ a regulátor se nastavuje tak, aby chování uzavřené regulační smyčky odpovídalo referenčnímu modelu i při změnách parametrů soustavy (Adaptivní řízení pomocí referenčního modelu, „model reference adaptive control“). Příkladem tohoto přístupu je metoda nazvaná Adaptivní fuzzy řízení s referenčním modelem na principu učení (Fuzzy Model Reference Learning Control (zkr. FMRLC)), která bude dále popsána.

Druhým hlavním způsobem adaptivní fuzzy regulace obr.4.2 je nepřímé adaptivní řízení.



Obr.4.2 Nepřímé adaptivní řízení (Indirect adaptive control)

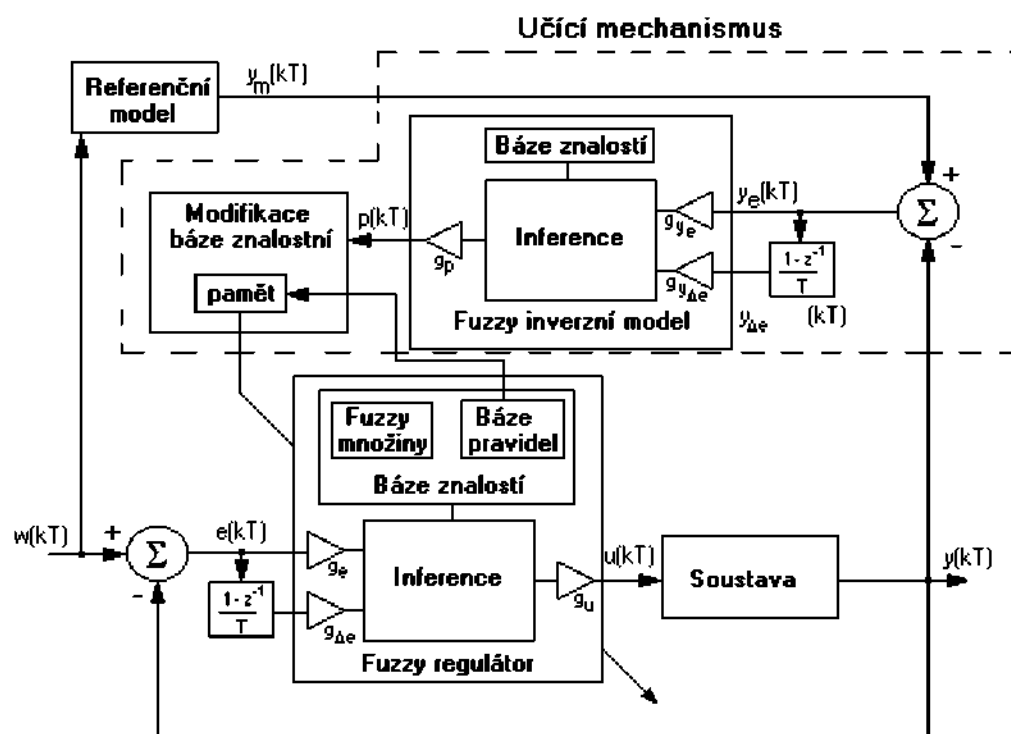
Zde se využívá on-line identifikačních metod k estimaci parametrů soustavy a z nich se dále zpřesňují parametry regulátoru. Jestliže dojde ke změně soustavy,

identifikace tyto změny zjistí a na základě nového modelu soustavy bude regulátor znovu nastaven.

4.2 Přímé adaptivní fuzzy řízení

4.2.1 Popis metody FMRLC

Popis algoritmu vychází z [5]. Učící se systém má schopnost vylepšit vlastní chování interakcí s okolím. Učící se řídicí systém je navržen tak, že vlastní „učící se regulátor“ má schopnost zlepšit průběh uzavřené regulační smyčky generováním akční veličiny do soustavy s využitím informací zpětné vazby.



Obr. 4.3 Blokové schéma regulačního obvodu

Na obr.4.3 je znázorněno blokové schéma regulačního obvodu pro FMRLC. Má čtyři hlavní části: soustava, fuzzy regulátor, referenční model, mechanismus učení (adaptace). Jsou použity diskrétní signály, jelikož popis funkce FMRLC je snadnější pro časově diskrétní systémy. FMRLC užívá učící mechanismus ke sledování číselových dat z fuzzy řídicího systému (tj., $w(kT)$ a $y(kT)$, kde T je vzorkovací frekvence). Tyto hodnoty charakterizují aktuální stav regulačního pochodu a skrze inverzní model se podílejí na adaptaci fuzzy regulátoru tak, aby bylo dosaženo žádaného průběhu charakterizovaného pomocí referenčního modelu. Učící mechanismus hledá takové nastavení fuzzy regulátoru, aby uzavřená smyčka

systému se shodovala s referenčním modelem. V podstatě se regulační obvod na obr.4.3 dá rozdělit na dva funkční celky. Dolní část je standardní regulační smyčka fuzzy systému, kde se pomocí akční veličiny $u(kT)$ systém budí tak, aby regulovaná veličina $y(kT)$ sledovala žádanou hodnotu $w(kT)$. Zatímco horní adaptivní řídicí smyčka se snaží, aby výstup soustavy $y(kT)$ sledoval výstup z referenčního modelu $y_m(kT)$. K tomu využívá změny parametrů fuzzy regulátoru v dolní smyčce. Nyní konkrétně o všech částech FMRLC principu.

Fuzzy regulátor

Nejčastěji jsou vstupy do fuzzy regulátoru generovány přes funkci výstupu soustavy $y(kT)$ a referenčního vstupu $w(kT)$. Zde jsou vstupy zvoleny takto:

- regulační odchylka: $e(kT) = w(kT) - y(kT)$
- změna regulační odchylky: $\Delta e(kT) = e(kT) - e(kT - T)$

Struktura fuzzy regulátoru je PD. Někdy je užitečné umístit mezi referenční vstup $w(kT)$ a sumační uzel dopředný filtr. Pomocí tohoto filtru se zajišťuje rozumnost požadavků na fuzzy regulátor. Protože, když budeme požadovat, aby systém perfektně sledoval nerozumnou žádanou hodnotu, stane se, že FMRLC bude stále zvyšovat „zesílení“ fuzzy regulátoru skrze změny v bázi pravidel a to způsobí zvýšení hodnot regulační plochy $\Rightarrow$ velké hodnoty akční veličiny.

Součástí fuzzy regulátoru jsou bloky g_e , $g_{\Delta e}$ a g_u sloužící ke změně měřítka jednotlivých vstupů a výstupu. Jejich první odhad může být získán následujícím způsobem: Parametr g_e může být vybrán tak, že hodnoty, kterých $e(kT)$ typicky nabývá, nebudou vést k saturaci, což by odpovídalo nejkratnější funkci příslušnosti vstupní hodnoty. O parametru $g_{\Delta e}$ může být rozhodnuto následovně. Experimentováním s různými vstupy do fuzzy regulátoru (bez adaptivního mechanismu) zjistit, jakého rozsahu hodnot $\Delta e(kT)$ nabývá a následně zajistit, aby tyto hodnoty nevedly k saturaci funkcí příslušnosti. Parametr g_u se nastaví tak, aby maximum z možných hodnot nebylo saturujícím vstupem do soustavy. Tyto metody jsou velmi heuristické a proto nemusí vždy fungovat.

Báze pravidel

Jednotlivá pravidla z báze mají následující tvar:

$$\text{Jestliže } \overbrace{(\tilde{e} \text{ je } \tilde{E}^j)}^{\text{předpoklad}} \wedge \overbrace{(\Delta\tilde{e} \text{ je } \Delta\tilde{E}^l)}^{\text{závěr}} \text{ pak } \tilde{u} \text{ je } \tilde{U}^m,$$

kde $\tilde{e}, \Delta\tilde{e}, \dots$ lingvistické proměnné asociované se vstupy regulátoru $e(kT)$ respektive $\Delta e(kT)$

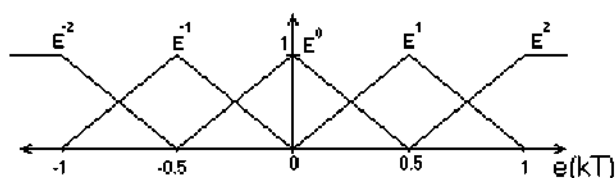
$\tilde{u}, \dots$ lingvistická proměnná sdružená s výstupem regulátoru

$\tilde{E}^j, \Delta\tilde{E}^l, \tilde{U}^m, \dots$ lingvistické hodnoty

Příkladem jednoho z pravidel může být:

Jestliže (regulační odchylka je kladná velká) $\wedge$ (změna regulační odchylky je záporná malá) pak akční veličina je kladná velká

Jsou použity standardní trojúhelníkové funkce příslušnosti pro všechny vstupní universa obr.4.4



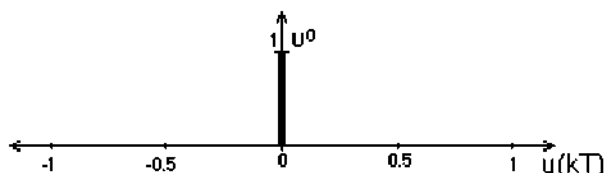
Obr.4.4 Vstupní funkce příslušnosti

Z výše uvedeného obrázku je patrné, že jednotlivá vstupní universa jsou pokryta 5 funkcemi příslušnosti, což znamená počet pravidel $5^2 = 25$. V bázi pravidel jsou použity všechny možné kombinace předpokladů. Každému pravidlu je přiřazena jedna výstupní funkce příslušnosti, což odpovídá 25 odlišným výstupním funkcím příslušnosti v bázi pravidel.

Inicializace báze pravidel

Vstupní funkce příslušnosti definují předpoklady pravidel a určují jaké pravidla by měla být použita v různých situacích. Vstupní funkce příslušnosti zůstávají konstantní, nejsou adaptována pomocí FMRLC. Funkce příslušnosti výstupního universa předpokládáme neznámé. Ty budou nalezeny pomocí FMRLC. FMRLC se snaží nalézt odpovídající hodnoty akční veličiny pro různé situace, které jsou určeny předpoklady a tím vytvořit tzv. regulační plochu.

Musí se vybrat počáteční hodnota pro každou výstupní funkci příslušnosti. Například může být vybrána singletonová funkce příslušnosti se středem v nule obr.4.5 .Tento výběr reprezentuje situaci, kdy fuzzy regulátor na počátku neví nic o tom, jak by měl soustavu řídit (vstup $u(0) = 0$). Tímto způsobem inicializovaná báze pravidel je uvedena v tab.4.1



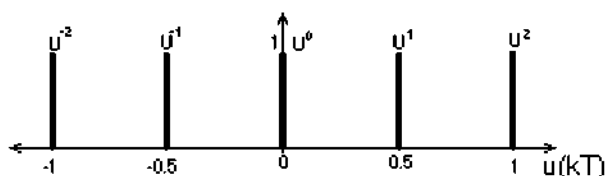
Obr.4.5 Výstupní funkce příslušnosti se středem v nule

U^m	E^{-2}	E^{-1}	E^0	E^1	E^2
ΔE^{-2}	$U^1 = U^0$	$U^2 = U^0$	$U^3 = U^0$	$U^4 = U^0$	$U^5 = U^0$
ΔE^{-1}	$U^6 = U^0$	$U^7 = U^0$	$U^8 = U^0$	$U^9 = U^0$	$U^{10} = U^0$
ΔE^0	$U^{11} = U^0$	$U^{12} = U^0$	$U^{13} = U^0$	$U^{14} = U^0$	$U^{15} = U^0$
ΔE^1	$U^{16} = U^0$	$U^{17} = U^0$	$U^{18} = U^0$	$U^{19} = U^0$	$U^{20} = U^0$
ΔE^2	$U^{21} = U^0$	$U^{22} = U^0$	$U^{23} = U^0$	$U^{24} = U^0$	$U^{25} = U^0$

Výraz $U^m = U^0$ vyjadřuje, že výstupní funkce příslušnosti m -tého pravidla je inicializována funkcí příslušnosti na obr.4.5

Tab.4.1 Báze pravidel (žádná počáteční znalost)

Inicializace může být i jiná než jednoduché umístění všech funkcí příslušnosti do nuly. V běžných fuzzy regulátorech se používá báze pravidel uvedená v tab.4.2. Funkce příslušnosti reprezentující jednotlivé lingvistické hodnoty U^m jsou na obr.4.6.



Obr.4.6 Výstupní funkce příslušnosti

U^m	E^{-2}	E^{-1}	E^0	E^1	E^2
ΔE^{-2}	$U^1 = U^{-2}$	$U^2 = U^{-2}$	$U^3 = U^{-2}$	$U^4 = U^{-1}$	$U^5 = U^0$
ΔE^{-1}	$U^6 = U^{-2}$	$U^7 = U^{-2}$	$U^8 = U^{-1}$	$U^9 = U^0$	$U^{10} = U^1$
ΔE^0	$U^{11} = U^{-2}$	$U^{12} = U^{-1}$	$U^{13} = U^0$	$U^{14} = U^1$	$U^{15} = U^2$
ΔE^1	$U^{16} = U^{-1}$	$U^{17} = U^0$	$U^{18} = U^1$	$U^{19} = U^2$	$U^{20} = U^2$
ΔE^2	$U^{21} = U^0$	$U^{22} = U^1$	$U^{23} = U^2$	$U^{24} = U^2$	$U^{25} = U^2$

Tab.4.2 Standardní báze pravidel

K dokončení specifikace regulátoru: K nalezení výstupní množiny pro jedno pravidlo (dvourozměrná závislost) je použita Mamdaniho implikace. Hladinu oříznutí konsekventu obdržíme jako minimum z antecedentu. Výsledná funkce příslušnosti konsekventu vzniká jejím oříznutím na minimální hladině. K defuzzifikaci se používá vážený průměr, což umožňují singletonové výstupní funkce příslušnosti.

Učení, pamatování a výběr vstupů regulátoru

Výběr vstupů zahrnuje problémy spjaté s dynamikou učícího mechanismu FMRLC. Jak FMRLC pracuje? Učící mechanismus ladí výstupní funkce příslušnosti fuzzy regulátoru. V daném případě pro každou možnou kombinaci $e(kT)$ a $\Delta e(kT)$. Pokouší se naučit, jaká hodnota akční veličiny by pro danou situaci byla vhodná. To je blízce spojeno s tím, které vstupy mu jsou poskytnuty a se schopností regulátoru se učit řídit soustavu pro různé žádané hodnoty a pracovní stavy soustavy. Nejlepší návrh FMRLC by byl takový, že FMRLC se naučí a zapamatuje různé fuzzy regulátory pro všechny možné provozní stavy soustavy a žádané hodnoty. K tomu ale potřebuje informace o pracovním stavu soustavy. Tyto často nemůžeme měřit, a proto přesně nevíme, za jakého pracovního stavu se FMRLC učí. Kdyby měl přesnější informace o pracovním stavu soustavy, naučil by se a generoval by optimálnější hodnoty akční veličiny. Když nemá dobré informace, bude průběžně adaptovat, ale nebude si správně pamatovat.

Například hodnoty $e(kT)$ a $\Delta e(kT)$ můžou pouze přibližně charakterizovat provozní stav soustavy. V této situaci FMRLC není schopen se naučit různé regulátory pro různé pracovní stavy. Používá omezené informace o pracovním stavu a kontinuálně adaptuje hledání nejlepšího regulátoru. Učící se systém degraduje na adaptivní, který si přesně nepamatuje řídicí akce. Výběr vstupů fuzzy regulátoru je obecně specifikován tím, na které situace potřebujeme různé fuzzy regulátory naučit. To by měla být jedna z cest výběru vstupů pro praktické aplikace. Dalším cílem je držet počet vstupů nízký kvůli složitosti výpočtu. Ve skutečnosti se tento problém nechá vyřešit použitím více fuzzy regulátorů s malým počtem vstupů. Celkový výstup je pak získán sečtením všech dílčích.

Referenční model

Důležitou částí návrhu je rozhodnout, jaký referenční model použít. Ten kvantitativně určuje požadovaný průběh, ale také jeho smysluplnost. Protože, když žádáme příliš mnoho, regulátor není schopen toho dosáhnout. Vlastnosti reálných soustav určují praktická omezení (např. nasycení) průběhů. Není vždy jednoduché nalézt správný referenční model, protože je někdy těžké poznat, jaký řád soustavy může být očekáván. Referenční model může být diskrétní nebo spojitý, lineární nebo

nelineární, časově nezávislý nebo závislý, atd. Jako referenční model by mohl být zvolen :

$$G(s) = \frac{1}{s+1}$$

Tato volba reprezentuje, že bychom chtěli, aby výstup $y(kT)$ sledoval hladkou, stabilní odezvu prvního řádu $y_m(kT)$. Podobný přístup může být použit například pro systém druhého řádu specifikovaného tlumením ζ a netlumenou vlastní frekvencí ω_n . Celkový systém je adaptován s ohledem na referenční model skrz chybový signál, který je použit jako vstup do učícího mechanismu.

$$y_e(kT) = y_m(kT) - y(kT)$$

Žádaný průběh řízeného procesu je dosažen, když učící mechanismus trvale drží $y_e(kT)$ na malé hodnotě nezávisle na tom, jaký je referenční vstup nebo měnící se parametry soustavy. Z tohoto vyplývá, že signál $y_e(kT)$ zprostředkovává informaci o tom, do jaké míry je dosažen žádaný průběh v čase kT . Jestliže je dosaženo žádaného průběhu, $y_e(kT)$ nabývá malých hodnot a učící mechanismus nebude významně modifikovat bázi pravidel fuzzy regulátoru. V opačném případě ($y_e(kT)$ je velké) musí adaptovat fuzzy regulátor.

Učící mechanismus

Učící mechanismus ladí bázi pravidel fuzzy regulátoru tak, že uzavřená smyčka systému by se měla chovat stejně jako referenční model. Tyto modifikace báze pravidel se dělají na základě sledování dat z řízeného procesu, referenčního modelu a fuzzy regulátoru. Učící mechanismus se skládá ze dvou částí:

- „inverzní fuzzy model“
- „modifikátor znalostní báze“.

Inverzní fuzzy model

Jedná se o standardní fuzzy PD regulátor, který má konstantní bázi pravidel tab.4.3 sestavenou pomocí tří základních metapravidel (MP) :

- MP1) Jestliže je regulační odchylka $e(k)$ a její změna $\Delta e(k)$ nulová, pak by neměl být žádný regulační zásah (akční veličina je nulová).
- MP2) Jestliže regulační odchylka klesá k nule s postačující rychlostí, potom je vhodné neměnit hodnotu akční veličiny.
- MP3) Jestliže se $e(k)$ nekoriguje sama, potom regulační zásah je nenulový a záleží na znaménku a velikosti $e(k)$, $\Delta e(k)$.

Vstupními veličinami zde nejsou $e(k)$ a $\Delta e(k)$, nýbrž veličiny $y_e(kT)$ a $y_{\Delta e}(kT)$, které mají stejné vlastnosti. Vstup $y_e(kT)$ vyjadřuje regulační odchylku výstupu soustavy od referenčního modelu a $y_{\Delta e}(kT)$ její změnu. Výstupem inverzního modelu (regulátoru) je v podstatě akční veličina $p(kT)$, která je modifikátorem báze pravidel použita ke změně regulační plochy regulátoru, který se tímto způsobem adaptuje. Princip dále podrobněji vysvětlen. Fuzzy inverzní model na obr.4.3 obsahuje zesilovací prvky (g_{y_e} , $g_{y_{\Delta e}}$, g_p) pro změnu měřítka jednotlivých vstupů $y_e(kT)$, $y_{\Delta e}(kT)$ a výstupu $p(kT)$. Báze pravidel inverzního modelu má pravidla ve tvaru:

předpoklad závěr
 Jestliže $(\tilde{y}_e \text{ je } \tilde{Y}_e^j) \wedge (\tilde{y}_{\Delta e} \text{ je } \tilde{Y}_{\Delta e}^i)$ pak $\tilde{p} \text{ je } \tilde{P}^m$,

P^m	Y_e^{-2}	Y_e^{-1}	Y_e^0	Y_e^1	Y_e^2
$Y_{\Delta e}^{-2}$	P^{-2}	P^{-2}	P^{-2}	P^{-1}	P^0
$Y_{\Delta e}^{-1}$	P^{-2}	P^{-2}	P^{-1}	P^0	P^1
$Y_{\Delta e}^0$	P^{-2}	P^{-1}	P^0	P^1	P^2
$Y_{\Delta e}^1$	P^{-1}	P^0	P^1	P^2	P^2
$Y_{\Delta e}^2$	P^0	P^1	P^2	P^2	P^2

Tab.4.3 *Báze pravidel inverzního fuzzy modelu*

Jsou použity standardní trojúhelníkové funkce příslušnosti pro všechny vstupní i výstupní universa obr.4.4. K vyhodnocení logické spojky „ $\wedge$ “ a implikace se používá funkce minima. Metoda defuzzifikace pro fuzzy inverzní model je Center of Gravity (těžiště plochy).

Modifikátor znalostní báze

Daná informace o nezbytných změnách ve vstupu soustavy je reprezentována skrze $p(kT)$, které působí tak, aby stlačil y_e k nule. Modifikátor báze znalostí mění bázi pravidel fuzzy regulátoru tak, že naposledy použitá akční veličina bude ovlivněna hodnotou $p(kT)$. Předpokládáme, že naposledy vypočtená hodnota akční veličiny $u(kT-T)$ přispěla k současnému dobrému nebo špatnému chování systému vzhledem k referenčnímu modelu. Uvažujeme případ, kdy ovlivnění výstupu systému vstupem bude trvat jeden krok (situace, kdy to trvá d kroků, bude dále popsána). Mějme hodnoty $e(kT-T)$ a $\Delta e(kT-T)$ na vstupu fuzzy regulátoru. Modifikací znalostní báze regulátoru je dosaženo požadovaného výstupu $u(kT-T) = u(kT-T) + p(kT)$, který měl být na vstupu soustavy v čase $kT-T$, aby zmenšil hodnotu $y_e(kT)$ k nule. V dalším kroku je na vstupu regulátoru podobná hodnota regulační odchylky a její změny a to bude znamenat podobné hodnoty $u(kT)$ jako v čase $kT-T$. Nyní se

ovšem použije už adaptovaná hodnota $\Rightarrow$ chyba mezi výstupem soustavy a referenčním modelem se zmenší. Jsou použity singletonové výstupní funkce příslušnosti fuzzy regulátoru a b_m označuje pozice jednotlivých funkcí příslušnosti asociovaných s $\tilde{U}^m$. Vlastní modifikace báze pravidel je realizována posouváním pozic jednotlivých singletonových funkcí příslušnosti. Tento posun mění význam lingvistických hodnot $\tilde{U}^m$, které jsou obsaženy v konsekventech pravidel regulátoru a dále se podílejí na vytváření akční veličiny $u(kT-T)$.

Postup modifikace:

1. Nalezení všech pravidel fuzzy regulátoru, pro které platí:

$$\mu_i(e(kT-T), \Delta e(kT-T)) > 0, \quad (4-1)$$

kde $i = 1, 2, \dots, R$. R je počet pravidel fuzzy regulátoru. Takto vybraná množina pravidel se nazývá aktivní v čase $kT-T$ a konsekventy těchto pravidel se podílely na tvorbě akční veličiny v čase $kT-T$.

2. Necht' $b_m(kT)$ označuje pozice výstupních funkcí příslušnosti $\tilde{U}^m$ v čase kT . Všechny výstupní funkce příslušnosti aktivních pravidel upravíme takto:

$$b_m(kT) = b_m(kT-T) + p(kT) \quad (4-2)$$

Neaktivní pravidla nejsou modifikována.

Poznamenejme, že rovnice (4-2) zabezpečuje aktualizování předešlého vstupu způsobem $u(kT-T) + p(kT)$, protože defuzzifikace je realizována váženým průměrem

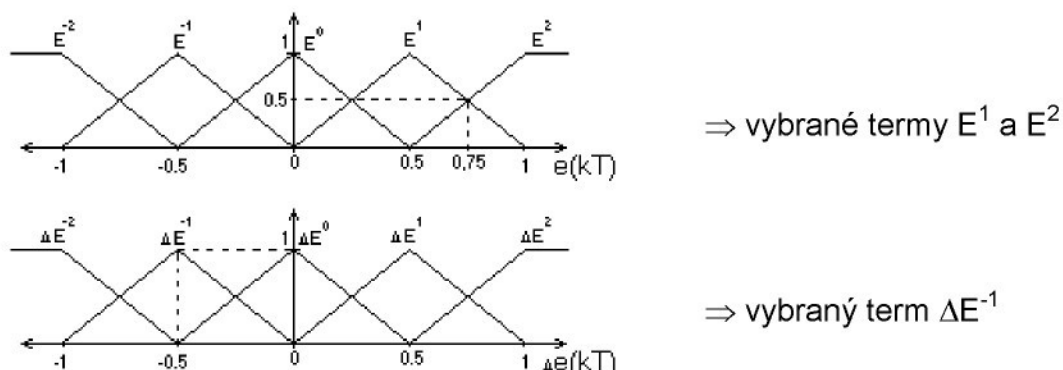
$$u^{crisp} = \frac{\sum_i b_i \cdot \mu_i}{\sum_i \mu_i} = \frac{\sum_i (b_i + p) \cdot \mu_i}{\sum_i \mu_i} = \frac{\sum_i b_i \cdot \mu_i}{\sum_i \mu_i} + p$$

V případě, když má fuzzy regulátor vstupní funkce příslušnosti ve tvaru obr.4.4, potom můžeme očekávat nejvýše čtyři aktivní pravidla (tj. čtyři pravidla splňující $\mu_i(e(kT-T), \Delta e(kT-T)) > 0 \Rightarrow$ adaptujeme nejvýše čtyři výstupní funkce příslušnosti podle rovnice (4-2).

Příklad kroku adaptace

Předpokládejme, že všechny zesilovací prvky pro změnu měřítka jsou rovny 1 a výstup fuzzy inverzního modelu je $p(kT) = 0.1$, což indikuje, že hodnota vstupu do

soustavy v čase $kT-T$ měla být $u(kT-T) + 0.1$, aby zlepšila regulační proces (tj. $y_e \approx 0$). Dále mějme $e(kT-T) = 0.75$, $\Delta e(kT-T) = -0.5$.



Obr.4.7 Fuzzifikace

Na obr.4.7 je provedena fuzzifikace ostrých hodnot a přiřazeny míry příslušnosti k jednotlivým termům. V tab.4.4 jsou proloženy vyznačena vybraná aktivní pravidla, která se v čase $kT-T$ podílela na tvorbě akční veličiny.

U^m	E^{-2}	E^{-1}	E^0	E^1	E^2
ΔE^{-2}	U^1	U^2	U^3	U^4	U^5
ΔE^{-1}	U^6	U^7	U^8	U^9	U^{10}
ΔE^0	U^{11}	U^{12}	U^{13}	U^{14}	U^{15}
ΔE^1	U^{16}	U^{17}	U^{18}	U^{19}	U^{20}
ΔE^2	U^{21}	U^{22}	U^{23}	U^{24}	U^{25}

Tab.4.4 Báze pravidel fuzzy regulátoru

P_9 : Jestliže $E^1 \wedge \Delta E^{-1}$ pak U^9

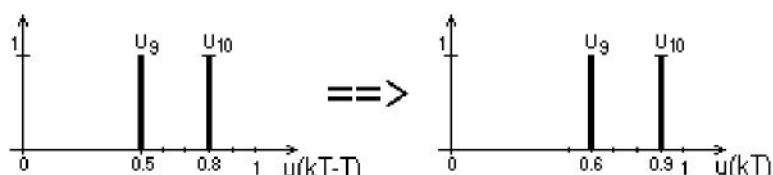
P_{10} : Jestliže $E^2 \wedge \Delta E^{-1}$ pak U^{10}

Použitím Mamdaniho implikace získáme stupně příslušnosti $\mu_9 = 0.5$ a $\mu_{10} = 0.5$ jednotlivých pravidel a z podmínky (4-1) vyplyne, že pouze v pravidlech P_9 a P_{10} se budou měnit jejich konsekventy U^9, U^{10} . Předpokládejme, že v čase $kT-T$ byly funkce příslušnosti asociované s U^9 a U^{10} umístěny na pozicích $b_9(kT-T) = 0.5$ a $b_{10}(kT-T) = 0.8$. Modifikace těchto fuzzy množin je jednoduché posunutí jejich středů podle rovnice (4-2):

$$b_9(kT) = b_9(kT-T) + p(kT) = 0.5 + 0.1 = 0.6$$

$$b_{10}(kT) = b_{10}(kT-T) + p(kT) = 0.8 + 0.1 = 0.9$$

Grafické znázornění posunu výstupních funkcí příslušnosti:



Změny v bázi pravidel jsou pouze lokální. V každém kroku není adaptována celá báze, pouze aktivní pravidla a jejichž aktualizací docílíme snížení $y_e(kT)$ k nule. Toto lokální učení je důležité, dovoluje to zapamatování změn provedených v minulosti. Připomeňme, že typ a velikost paměti velice závisí na vstupech do fuzzy regulátoru. Rozdílné části báze pravidel jsou zaplňovány při rozdílných pracovních stavech systému (charakterizovány pomocí vstupů regulátoru) a když je jedna část adaptována, jiná ovlivňována není. Z toho důvodu, jestliže by fuzzy regulátor měl vhodné vstupy, mohl by rozlišovat mezi situacemi, v kterých by se měl chovat odlišně.

Právě takovýto výběr vstupů fuzzy regulátoru má podstatný vliv na učení a pamatování, tak jako výběr vstupů inverzního fuzzy modelu. Například by jsme chtěli vybrat vstupy inverzního modelu tak, aby v rozdílných pracovních stavech odlišně adaptoval. Výběr vstupů do inverzního fuzzy modelu, jak je ukázáno na obr.4.3 znamená, že chceme adaptovat odlišně pro různé chyby y_e a změny chyb $y_{\Delta e}$ mezi referenčním modelem a výstupem soustavy. Inverzní model může být například navrhnout takto:

- jestliže je chyba malá, potom úprava fuzzy regulátoru by měla být také malá,
- jestliže chyba je malá, ale změna chyby je velká, potom úprava by měla být velká.

Podobná pravidla jsou nahrána do báze pravidel inverzního fuzzy modelu tab.4.3.

Alternativní modifikátor báze

Připomeňme, že vstup do soustavy $u(kT)$ by ovlivnil výstup za jeden krok (výstup $y(kT+T)$ by byl ovlivněn pomocí $u(kT)$). Odstraněním tohoto předpokladu získáme obecnější případ. Necht' d označuje počet kroků, které uplynou, než vstup $u(kT)$ ovlivní výstup. To znamená, že $y(kT+dT)$ je ovlivněno pomocí $u(kT)$. Rovnice (4-1) a (4-2) se upraví následujícím způsobem:

$$\mu_i(e(kT-dT), \Delta e(kT-dT)) > 0 \quad (4-3)$$

Tato vybraná množina pravidel se nazývá aktivní v čase $kT-dT$. Adaptace pravidel z aktivní množiny se provede následovně:

$$b_m(kT) = b_m(kT-dT) + p(kT) \quad (4-4)$$

(když $d = 1$, dostaneme rovnice (4-1) a (4-2)). Tato úprava zajistí, že se modifikují pravidla, která aktuálně přispěla k současnému stavu výstupu $y(kT)$. K nalezení správné velikosti d použijeme tento experiment. Na vstup soustavy se přivede krátce

trvající impuls a sleduje se za kolik kroků zareaguje výstup. Takto můžeme získat efektivní FMRLC pro soustavy se zpožděním.

Existuje několik alternativ modifikátoru báze, které jsou funkční ve spojení s d-krokovým zpětným přístupem. Například další alternativy rovnice (4-1) :

$$\mu_i(e(kT-dT), \Delta e(kT-dT)) > \alpha \quad , \quad (4-5)$$

kde $0 \leq \alpha < 1$. V tomto případě nebudou modifikována pravidla, jejichž stupeň příslušnosti je pod prahem α . Nebudeme adaptovat pravidla, o kterých si fuzzy systém není příliš jistý, že by je měl použít. Tento přístup může být potřebný při použití Gausovských funkcí příslušnosti pro vstupní universa, protože to bude zajišťovat, aby nebyly modifikovány všechny středy výstupních funkcí příslušnosti v každém okamžiku a tím se zachová lokální styl učení.

Také existují alternativní přístupy k aktualizaci středů. Například je vhodná tato úprava:

$$b_m(kT) = b_m(kT-dT) + \mu_m(e(kT-dT), \Delta e(kT-dT))p(kT) \quad (4-6)$$

V prvotním postupu vyjádřeného rovnicí (4-2) se středy všech aktivních funkcí příslušnosti posouvají o konstantní velikost $p(kT)$. Není zde brána v úvahu skutečnost, že pravidla s menší hodnotou stupně příslušnosti (mající menší vliv na výslednou hodnotu $u(kT)$) by měla být modifikována menší vahou a naopak. Výše uvedená rovnice tento problém řeší zavedením vlastního stupně příslušnosti jednotlivých aktivních pravidel k vážení hodnoty $p(kT)$.

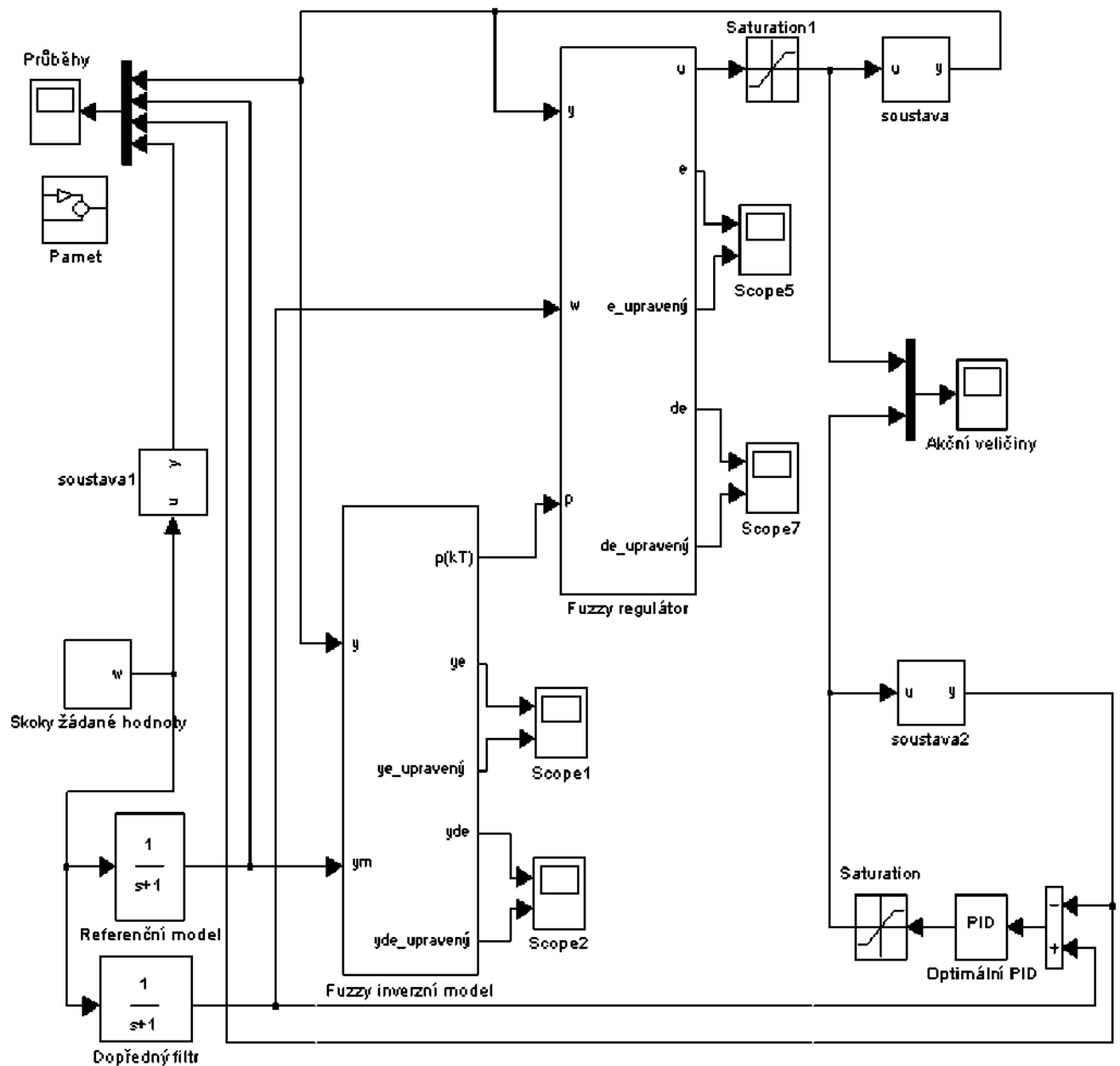
Další modifikace procedury posouvání středů je potřebná v některých praktických aplikacích. Kdy je důležité zajistit, aby středy zůstaly v předem specifikovaném rozmezí hodnot. Například můžeme chtít jen kladné středy, což znamená, že regulátor nebude nikdy produkovat záporné hodnoty akční veličiny. Jindy je zapotřebí, aby hodnoty středů nepřevyšovaly předem dané hodnoty $\Rightarrow$ výstup regulátoru bude omezen. To se dá zjistit následujícími podmínkami:

$$\begin{aligned} \text{If } b_m(kT) < b_{\min} \quad \text{Then } b_m(kT) &= b_{\min} \\ \text{If } b_m(kT) > b_{\max} \quad \text{Then } b_m(kT) &= b_{\max} \end{aligned}$$

Což jinými slovy znamená: Jestliže střed překoná hranice, je nastaven na hraniční hodnoty $b_{\min}, b_{\max}$.

4.2.2 Realizace metody FMRLC

Metoda FMRLC byla realizována v prostředí MATLAB SIMULINK. Výsledný regulační obvod je znázorněn na obr.4.8.

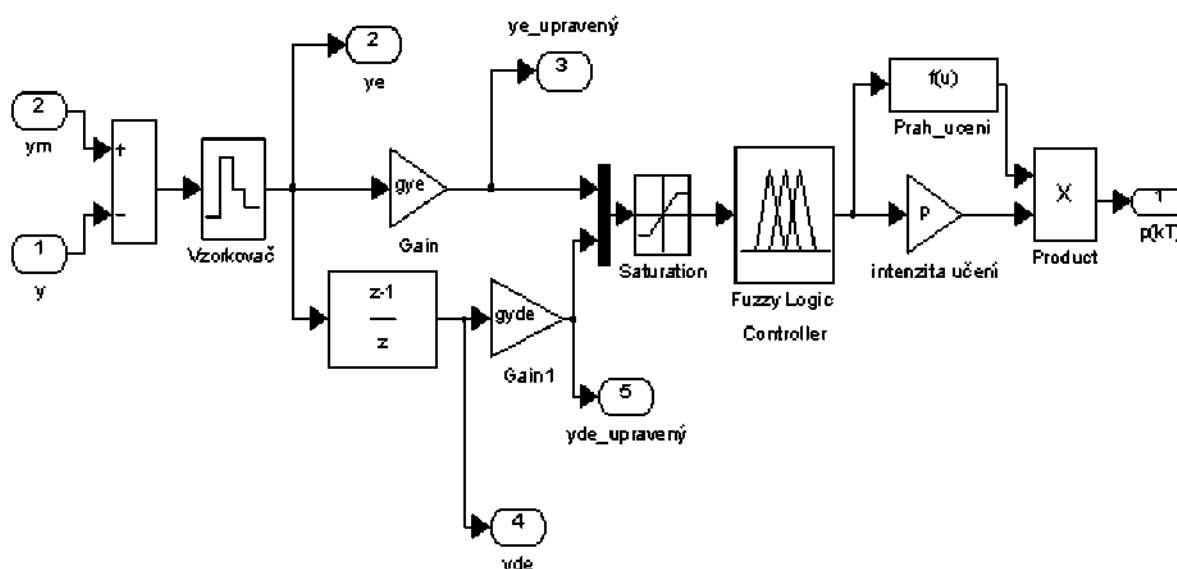


Obr.4.8 Regulační obvod

Vlastní FMRLC algoritmus je v regulačním obvodu realizován pomocí dvou subsystémů označených: „Fuzzy inverzní model“ a „Fuzzy regulátor“. Další popis realizace bude zaměřen konkrétně na tyto subsystémy.

Realizace fuzzy inverzního modelu:

Jedná se o subsystém, jehož vnitřní struktura je uvedena na obr.4.9

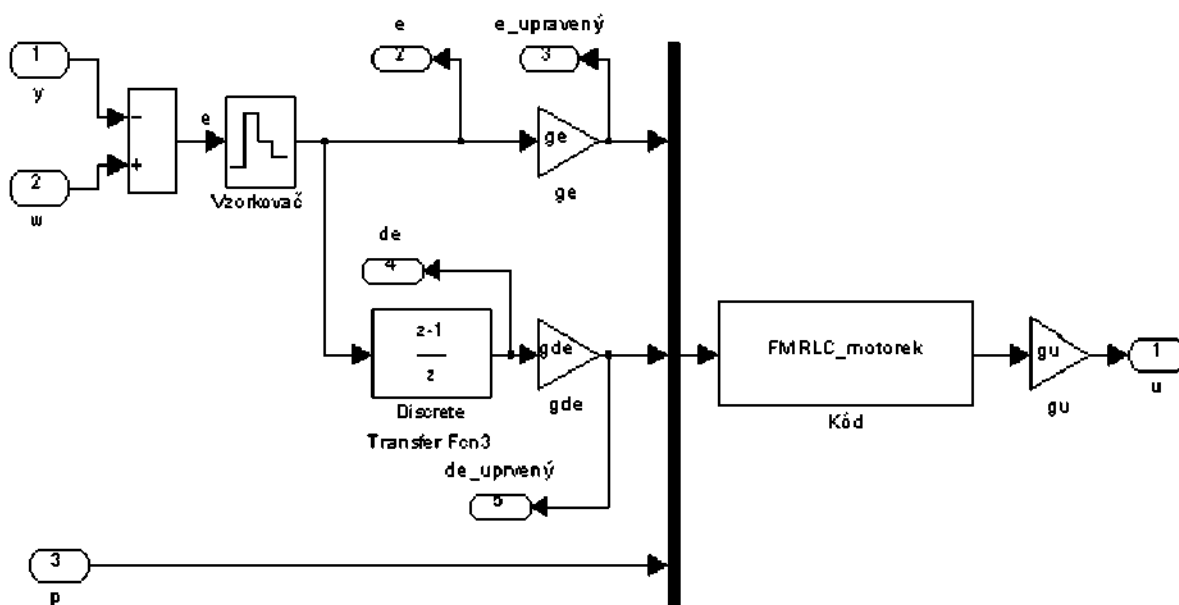


Obr.4.9 Struktura subsystému „Fuzzy inverzního modelu“

Návrh PD regulátoru byl proveden pomocí interaktivního grafického prostředí Graphical User Interface (GUI), který je součástí Fuzzy logic toolboxu. Tento editor umožňuje vytvářet speciální datovou strukturu FIS (Fuzzy Inference System), která určuje vlastnosti fuzzy regulátoru. Popis grafického prostředí GUI a rozbor struktury FIS je uveden v [8].

Realizace fuzzy regulátoru:

Jedná se o subsystém, jehož vnitřní struktura je uvedena na obr.4.10



Obr.4.10 Struktura subsystému „Fuzzy regulátor“

Jádro FMRLC algoritmu je vytvořeno v bloku S-Function na obr. blok „kód“. S-Function je velice mocný mechanismus umožňující zavádění nových algoritmů do prostředí Simulink a vytváření vlastních komponent. Aby mohl být algoritmus zaveden do Simulinku pomocí bloku S-Function, je nutné ho naprogramovat do speciální struktury nazvané také S-funkce. Jedná se o M-file s pevně danou strukturou vyplývající z vlastního principu výpočtu simulace v programu Simulink. Výpočet jednoho kroku simulace je rozdělen do jasně definovaných stavů. Jednotlivé fáze výpočtu jsou v S-funkci reprezentovány funkcemi uvedenými v tab.4.5

Stav simulace	Příslušná funkce v S-function	Ukazatel Flag
Inicializace	MdlInitializeSizes	flag = 0
Výpočet doby dalšího kroku	mdlGetTimeOfNextVarHit	flag = 4
Výpočet výstupů	MdlOutputs	flag = 3
Aktualizace diskrétního stavu	MdlUpdate	flag = 2
Výpočet derivací	MdlDerivatives	flag = 1
Konec simulační úlohy	MdlTerminate	flag = 9

Tab.4.5

Simulink předává S-funkci parametr flag. Podle jeho hodnoty jsou postupně prováděny příslušné funkce. Vlastní kód fuzzy regulátoru a modifikátoru báze pravidel je umístěn do funkce mdlOutputs, v níž dochází k výpočtu výstupních hodnot bloku S-Function. Další důležitou součástí je funkce mdlInitializeSizes, kde dochází k definování vlastností bloku vytvořeného pomocí S-Function. Určuje se zde, zda se jedná o blok spojitý či diskrétní, počet vstupů a výstupů, perioda vzorkování. Podrobnější popis S-funkce lze najít v [9].

Při aplikaci S-funkce byl řešen problém, který se týká uchovávání informací obsažených v jednotlivých proměnných, protože při každém kroku simulace se obsah proměnných použitých v S-funkci nuloval. Jelikož byl pomocí S-funkce realizován adaptivní algoritmus, v průběhu simulace bylo nutné zachovávat informace o adaptované bázi pravidel fuzzy regulátoru a v minulosti použitých výstupních funkcí příslušnosti. Zjistilo se, že simulink pracuje s jednotlivými bloky jako s objekty. Každý objekt má velké množství parametrů definujících jeho vlastnosti (jméno, pozice, atd.). Jedním z parametrů je volná položka Userdata, která slouží uživateli k ukládání libovolných dat. Pomocí funkcí get_param a set_param sloužících k získávání a nastavování hodnot různých parametrů objektů, byl parametr Userdata využit k ukládání potřebných informací.

Programová realizace fuzzy regulátoru a modifikátoru báze pravidel

Adaptivní fuzzy regulátor nemohl být navržen stejným způsobem jako fuzzy inverzní model pomocí grafického prostředí Graphical User Interface, jelikož tímto programem generovaná struktura FIS, která je jádrem standardního fuzzy regulátoru, musí zůstat v průběhu simulace konstantní a tím pádem se nedá jakýmkoliv způsobem adaptovat. Fuzzy regulátor je realizován programově. Blíže jsou popsány části programu, které řeší základní principy fuzzy regulátoru a vlastní adaptace:

Fuzzifikace:

<code>ce=[-1 -0.5 0 0.5 1];</code>	Prvky tohoto vektoru jsou středy funkcí příslušnosti.
<code>if e<=ce(1) mfe=[1 0 0 0 0]; e_count=e_count+1; e_int=1;</code>	Zabezpečení saturace krajní funkce příslušnosti (levé) Vektor hodnot stupňů příslušnosti ostré hodnoty do jednotlivých vstupních funkcí příslušnosti Počet aktivních funkcí příslušnosti zvýšen o jedna pozice poslední aktivní funkce příslušnosti
<code>elseif e>=ce(nume) mfe=[0 0 0 0 1]; e_count=e_count+1; e_int=nume;</code>	Zabezpečení saturace krajní funkce příslušnosti (pravé)
<code>else for i=1:nume if e<=ce(i) mfe(i)=max([0 1+(e-ce(i))/we]); if mfe(i)~=0 e_count=e_count+1; e_int=i; end else mfe(i)=max([0 1+(ce(i)-e)/we]); if mfe(i)~=0 e_count=e_count+1; e_int=i; end end end end end</code>	Cyklus řeší výpočet stupně příslušnosti ostré hodnoty do jednotlivých fuzzy množin charakterizovaných trojúhelníkovými funkcemi příslušnosti. Po ukončení cyklu je v proměnné e_count počet aktivních funkcí příslušnosti a v proměnné e_int index

Stejným principem je provedena fuzzifikace i změny chyby regulované veličiny a zachována informace o počtu aktivních funkcí příslušnosti de_count a indexu poslední aktivní funkce příslušnosti. Těchto informací je využito při defuzzifikaci a modifikaci báze pravidel pro ušetření výpočetního času. Při defuzzifikaci se tedy použijí pouze aktivní funkce příslušnosti.

Defuzzifikace

Báze pravidel fuzzy regulátoru je v programu reprezentována pomocí pole fuzzyrules. Použití pole je velice výhodné. Jednotlivé položky obsahují středy výstupních funkcí příslušnosti (popisují konsekvant pravidla) a indexy řádku, sloupce určují vstupní funkce příslušnosti odpovídající antecedentu pravidlu s daným konsekvantem.

num=0; den=0; for k=(e_int-e_count+1):e_int for l=(de_int-de_count+1):de_int	Při defuzzifikaci se uplatní pouze aktivní funkce příslušnosti.
prem(k,l)=min([mfe(k) mfde(l)]);	Mandaniho implikace-výpočet hladiny oříznutí funkce příslušnosti konsekvantu
num=num+fuzzyrules(k,l)*prem(k,l); den=den+prem(k,l); end end u=num/den;	Vlastní defuzzifikace –použita metoda váženého průměru Výpočet výstupní ostré hodnoty akčního zásahu

Modifikace báze pravidel

Modifikátor báze pravidel ovlivňuje konsekvanty pravidel aktivních v čase $kT-dT$ za předpokladu, že akční veličina $u(kT-dT)$ ovlivnila $y(kT)$. Modifikátor potřebuje znát informace o v minulosti aktivních pravidlech. Tyto informace jsou ukládány do proměnných označených mem (memory) .

for k=(meme_int(d)-meme_count(d)+1):meme_int(d) for l=(memde_int(d)-memde_count(d)+1):memde_int(d)	Provede se adaptace aktivních pravidel v čase $kT-dT$
%fuzzyrules(k,l)=fuzzyrules(k,l)+prem(k,l)*p; fuzzyrules(k,l)=fuzzyrules(k,l)+p;	Různé principy modifikace báze pravidel
if fuzzyrules(k,l)< bmin fuzzyrules(k,l)=bmin; elseif fuzzyrules(k,l)> bmax fuzzyrules(k,l)=bmax; end end end	Omezení umístění středů funkcí příslušnosti do intervalu $(bmin,bmax) \Rightarrow$ omezení velikosti akčních zásahů

Úplný kód S-function je uveden a popsán na příloženém CD-ROMu v adresáři:

Přímá adaptivní fuzzy regulace\FMRLCmotorek\FMRLC_motorek.m

4.2.3 Experimentální část

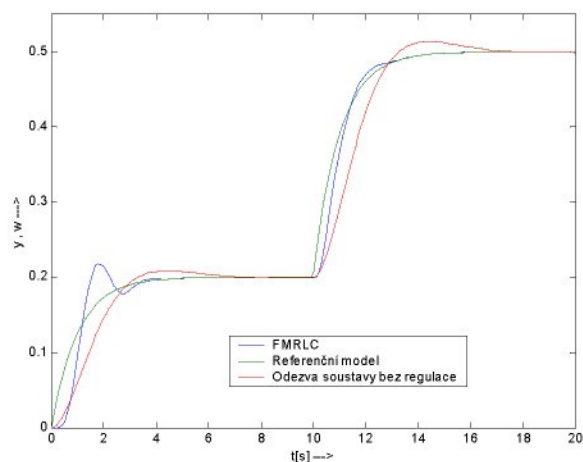
První ověření funkčnosti algoritmu bylo provedeno na soustavě s přenosem:

$$F(s) = \frac{1}{\frac{s^2}{\omega_n^2} + \frac{2 \cdot \xi}{\omega_n} s + 1} = \frac{1}{s^2 + 1.404s + 1},$$

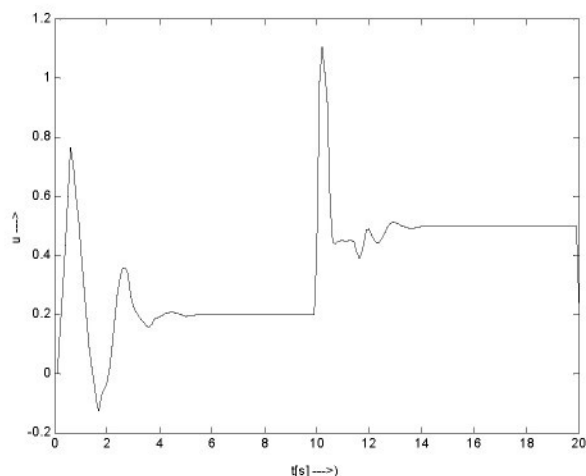
kde tlumení $\xi = 0.707$ a přirozená frekvence netlumeného systému $\omega_n = 1$. Referenční model a dopředný filtr jsou prvního řádu s přenosem: $F(s) = \frac{1}{s+1}$.

Z obr.4.11 je patrné, že algoritmus FMRLC je funkční a zároveň je zde naznačen vliv periody vzorkování na jeho činnost. Z každé simulace jsou použity dva první skoky žádané hodnoty a jim odpovídající průběhy akční veličiny. Na počátku simulace výstupních funkcí příslušnosti v nule (fuzzy regulátor neví, jak soustavu řídit).

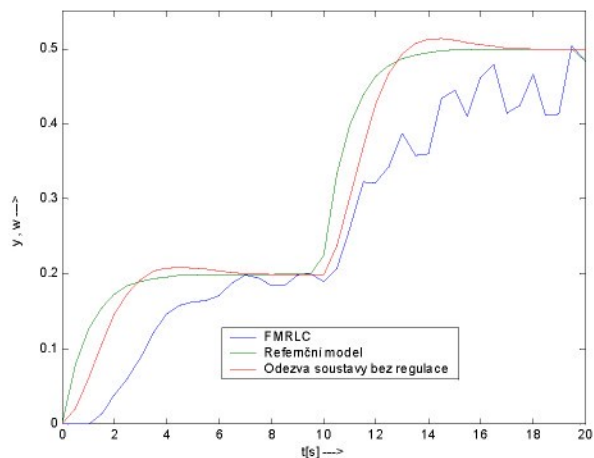
T=0.1



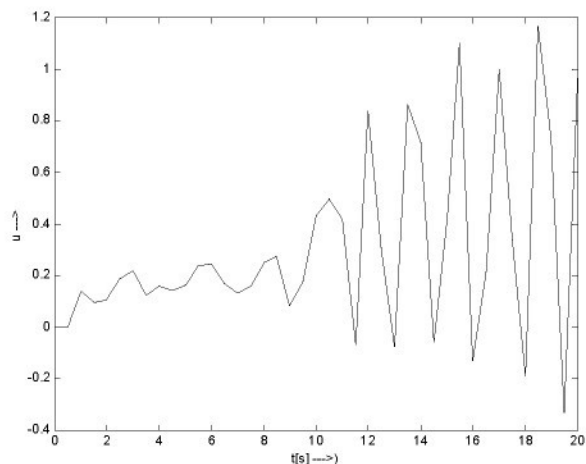
a)

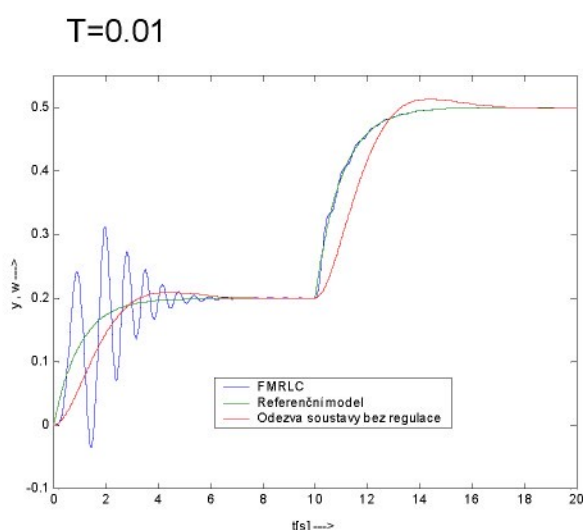


T=0.5

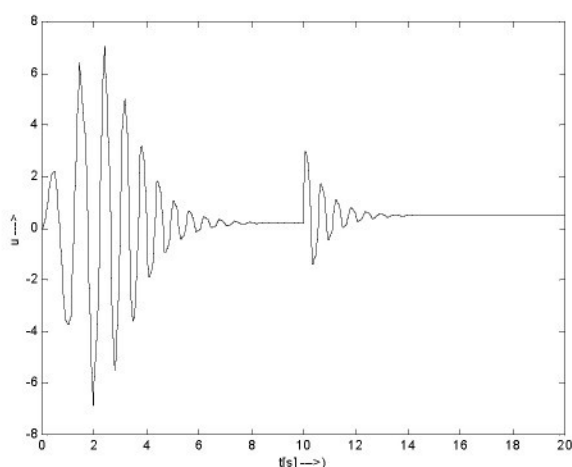


b)



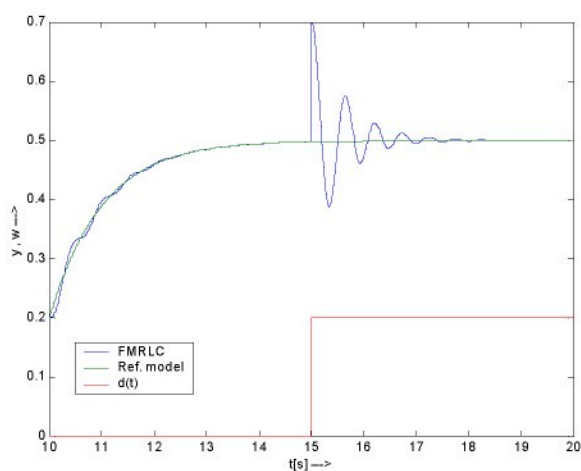


c)



Obr.4.11 Vliv periody vzorkování

Nastavené měřítkové parametry fuzzy regulátoru $g_e = 2.5$, $g_{\Delta e} = 20$ a $g_u = 1$ i fuzzy inverzního modelu $g_{ye} = 10$, $g_{y\Delta e} = 50$, $g_p = 0.2$ zůstaly stejné při různých periodách vzorkování. Z toho je patrné, že perioda vzorkování se stává dalším parametrem, který je nutno uvažovat při návrhu FMRLC algoritmu. Pozice výstupních funkcí



Obr.4.12 Porucha na výstupu

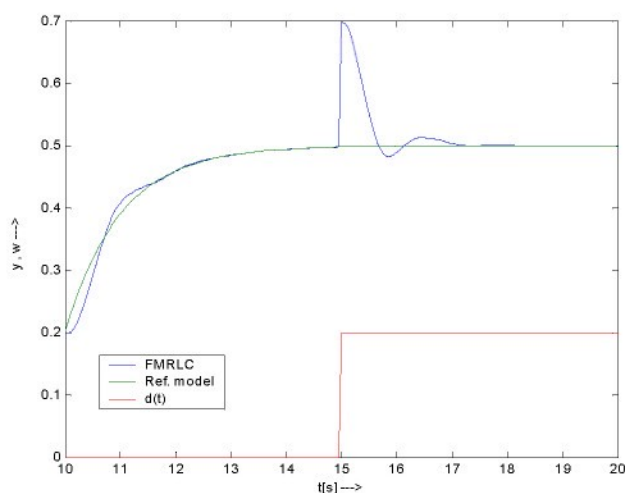
příslušnosti nejsou omezené, hranice jsou umístěny na hodnotách $b_{\min} = -100$ a $b_{\max} = 100 \Rightarrow$ není omezena akční veličina. Při malé periodě vzorkování obr.4.11c) dochází k časté modifikaci báze pravidel fuzzy regulátoru. Jak již bylo řečeno, modifikace spočívá v posouvání středů výstupních funkcí příslušnosti. Při časté adaptaci je posun rychlý a dochází k rychlému zvýšení akční veličiny do kladných i záporných hodnot. Toto

zvysování vede k rychlému dosažení referenčního modelu, ale také k překmitu. Při překmitu se regulátor snaží znovu rychle dosáhnout referenčního modelu a toto vede k tlumenému kmitání okolo referenčního modelu. Po ustálení regulovaná veličina kopíruje referenční model velice přesně, ale při poruše na výstupu soustavy obr.4.12 se opakuje kmitavý regulační pochod způsobený častou adaptací a snáze rychle dosáhnout nulové chyby mezi referenčním modelem a regulovanou veličinou. Opačný problém je při velké periodě vzorkování obr.4.11b), kdy dochází k velice

pomalé a chybné modifikaci báze pravidel fuzzy regulátoru a regulační veličina nedosáhne požadovaného referenčního modelu a při dalších změnách žádané hodnoty se regulační proces stane nestabilním.

Vhodná perioda vzorkování je někde mezi těmito dvěma extrémy obr.4.11a). Regulační veličina nesleduje referenční model s takovou přesností jako na obr.4.11c). Modifikace je pomalejší a nedochází k výrazným překmitům referenčního

modelu. S opatrnější modifikací souvisejí i nižší hodnoty akční veličiny a zlepšení regulace na poruchu na výstupu soustavy obr.4.13 .



Obr.4.13 Porucha na výstupu

Ověření na modelu reálné soustavy

Jedná se dynamickou soustavu tvořenou stejnosměrným motorem M, který je pomocí pružné spojky S propojen se stejnosměrným tachodynamem D. Soustava je buzena stejnosměrným napětím U_M na svorkách motoru M. Výstupní měřená veličina je reprezentována stejnosměrným napětím U_D na svorkách tachodynamu. Mechanickými fyzikálními veličinami jsou otáčky motoru ω_M a tachodynamu ω_D . Schéma soustavy je na obr.4.14



Obr.4.14 Dynamická soustava Motorek-Pružná spojka-Tachodynamo

Obrazový přenos modelu soustavy vypadá takto:

$$F(s) = \frac{139.1}{s^3 + 15.2s^2 + 59.9s + 227.5}$$

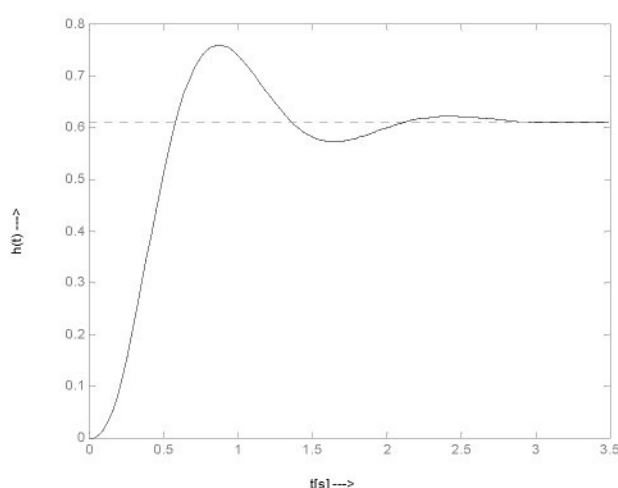
po úpravě na normalizovaný tvar:

$$F(s) = \frac{K}{(\tau_1 s + 1) \cdot (\tau^2 s^2 + 2\xi\tau s + 1)} = \frac{0.6114}{(0.0873s + 1) \cdot (0.0516s^2 + 0.1782s + 1)}$$

V tab.4.6 jsou uvedeny parametry modelu soustavy

Statické zesílení	K=0.6114
Časová konstanta	$\tau_1=0.0873$
Dominantní časová konstanta	$\tau=0.2273$
Tlumení	$\xi=0.3920$

Tab.4.6 Parametry modelu soustavy



Obr.4.15 Přechodová charakteristika

Na obr. 4.15 je znázorněna přechodová charakteristika modelu soustavy. Pro tento model byl navržen algoritmus FMRLC, což spočívalo v nalezení vhodných měřítkových parametrů fuzzy inverzního modelu a fuzzy regulátoru. Autor algoritmu v [5] uvádí dva heuristické postupy, jakým způsobem je možné tyto parametry fuzzy regulátoru a inverzního fuzzy modelu nalézt.

Ověřením těchto procedur bylo zjištěno, že nejsou pro tuto úlohu funkční a vlastní parametry byly nalezeny experimentální metodou. Metoda spočívala v náhodném nastavování všech šesti hledaných parametrů a sledováním vlivu jednotlivých parametrů na kvalitu regulačního pochodu. Při nastavování parametrů se vycházelo z pravidel uvedených v tab.4.7 , které byly publikovány v [3] .

Parametr	Změna $g_{\Delta e}$	Změna g_e
Divergující odezva	Zmenšit	Zmenšit
Velký překmit nebo oscilace	Zmenšit	Zmenšit
Rychlost odezvy	Zvětšit	Zmenšit
Odchylka v ustáleném stavu	Zmenšit	Zvětšit

Tab.4.7 Pravidla pro nastavení PD regulátoru

Tato pravidla jsou sestavena pro nastavení hodnot měřítkových koeficientů jednoduchého fuzzy regulátoru, ale zde se jedná o propojené dva fuzzy regulátory, z čehož vyplývá, že ani použití těchto pravidel nezaručuje úspěšné nalezení vhodných parametrů. Nebyl nalezen žádný deterministický postup v hledání těchto parametrů, ale podařilo se po mnoha experimentech nalézt měřítkové koeficienty fuzzy inverzního modelu a fuzzy regulátoru, pro které je FMRLC algoritmus funkční. Umístění středů výstupních funkcí příslušnosti bylo pomocí parametrů $b_{\min}, b_{\max}$ omezeno na interval $\langle -1, 1 \rangle$. Tímto způsobem dochází k omezení akční veličiny i adaptačních schopností algoritmu. Adaptace spočívá v modifikaci pozic středů výstupních funkcí příslušnosti. Zavedení hranic je tento posun středů omezen.

Jako referenční model i dopředný filtr byla zvolena soustava prvního řádu s přenosem $F(s) = \frac{1}{0.5s + 1}$. Jako vhodná perioda vzorkování byla nalezena hodnota $T=0.05$. Pro tento referenční model byl také navržen optimální PID regulátor minimalizací kvadratického kritéria (4-7), kde $\chi = 0.06$

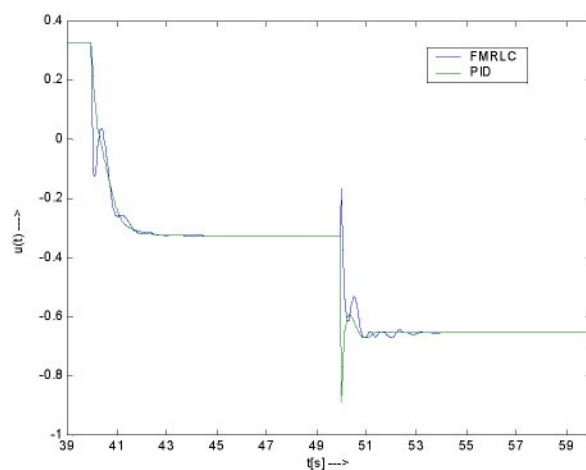
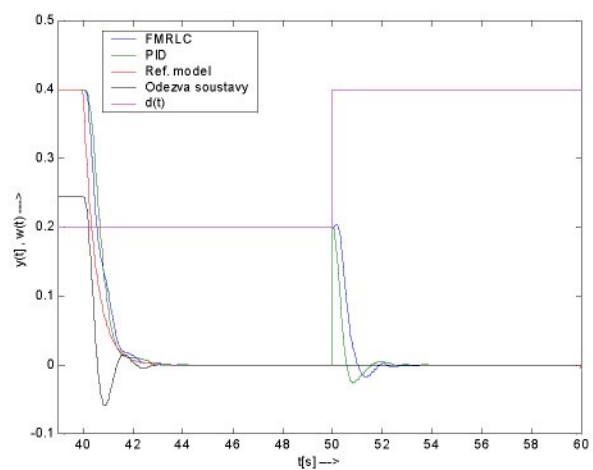
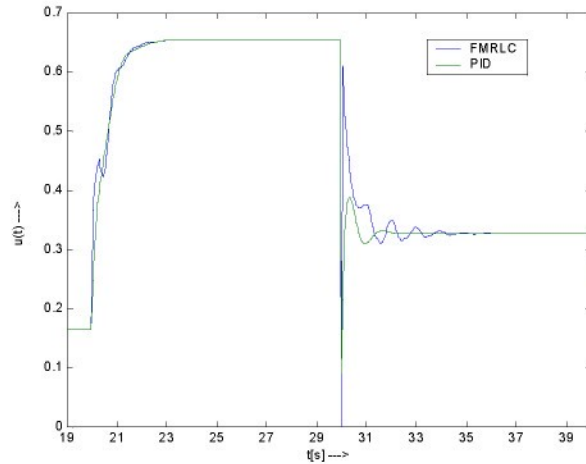
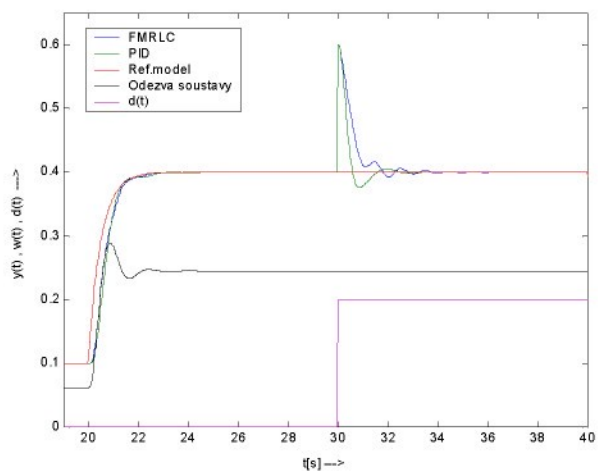
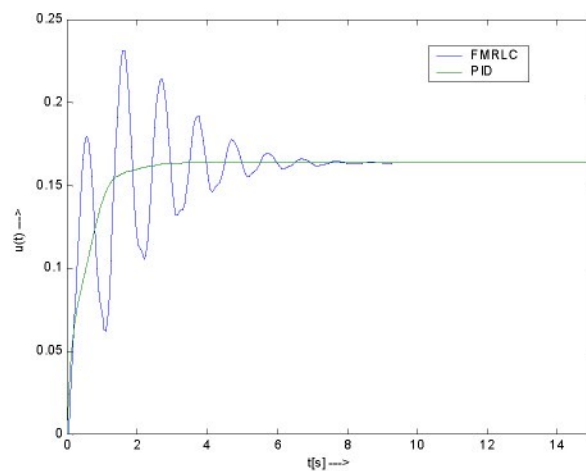
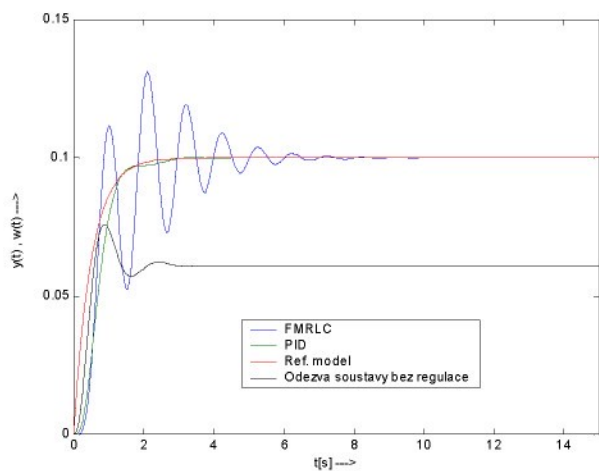
$$J = \int_0^{\infty} \left[e^2 + \chi \left(\frac{du}{dt} \right)^2 \right] dt \quad (4-7)$$

V Simulinku byla pro PID regulátor použita komponenta s aproximovanou derivací. V tab.4.8 jsou uvedeny veškeré parametry FMRLC algoritmu i optimálního PID regulátoru použité v regulačním obvodu.

Subsystém	Fuzzy regulátor	Fuzzy inverzní model	Optimální PID regulátor
Parametry	$g_e = 0.1$	$g_{ye} = 2$	$P = 0.2726$
	$g_{\Delta e} = 8$	$g_{y\Delta e} = 10$	$I = 6.1613$
	$g_u = 2$	$g_p = 0.1$	$D = 0.2994$
	$b_{\min} = -1$	$T = 0.05$	$N = 9$
	$b_{\max} = 1$		
	$T = 0.05$		

Tab.4.8 Parametry fuzzy regulátoru, inverzního modelu a PID regulátoru

Vlastní simulace činnosti FMRLC algoritmu a porovnání s regulačním pochodem optimálního PID regulátoru s parametry uvedenými v tab.4.8 je vidět na obr.4.16. Obr.4.16 znázorňuje tři v čase po sobě jdoucí skoky žádané hodnoty a těmto skokům odpovídající průběhy akční veličiny. Při prvním skoku žádané hodnoty má fuzzy regulátor nulovou bázi pravidel, která se plynule adaptuje.



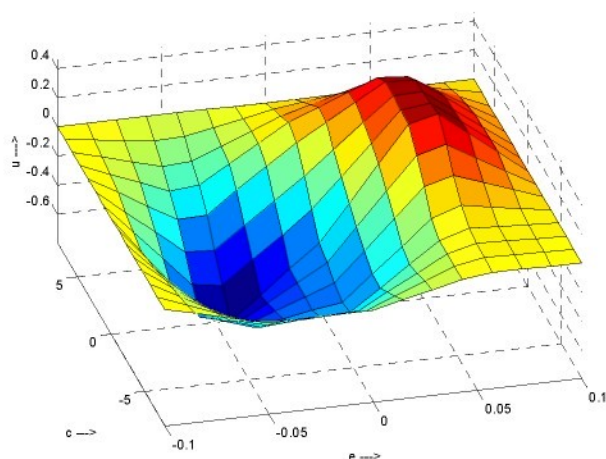
Obr.4.16 Porovnání PID a FMRLC

Už při druhém skoku žádané hodnoty má báze pravidel fuzzy regulátoru vlastnosti srovnatelné s optimálním PID regulátorem. PID regulátor ani FMRLC algoritmus nedokáže přesně kopírovat zvolený referenční model. V průběhu druhého a třetího skoku dochází také k poruše na výstupní veličině. Z regulačních pochodů na poruchu na výstupní veličině je patrné, že na rozdíl od PID regulátoru se chování fuzzy regulátoru mění a adaptuje.

Přestože je FMRLC algoritmus tvořen dvěma PD fuzzy regulátory, dosáhne nulové regulační odchylky jako PID regulátor. Integrační složka FMRLC algoritmu je tvořena vlastní modifikací báze pravidel, kdy dochází k přičítání či odčítání veličiny $p(kT)$ od středů funkcí příslušnosti, dokud není dosaženo nulové regulační odchylky. Báze pravidel vytvořená pomocí adaptivního algoritmu v průběhu simulace znázorněná na obr.4.16 je uvedena v tab.4.9

U^m	E^{-2}	E^{-1}	E^0	E^1	E^2
ΔE^{-2}	0	0	0	0	0
ΔE^{-1}	-0.1667	-0.5414	-0.8739	-0.3324	0
ΔE^0	-0.1667	-0.4924	-0.3376	0.1548	0
ΔE^1	0	0.0491	0.5363	0.4872	0
ΔE^2	0	0	0	0	0

Tab.4.9 Báze pravidel fuzzy regulátoru



Obr.4.17 Regulační plocha

Byl vytvořen program, který bázi pravidel ve formě matice převede do struktury FIS, která je podporována programem Matlab. Po převedení je možné využívat prostředků programu Matlab pro editaci a grafickou prezentaci vlastností fuzzy regulátoru. Na obr.4.17 je vidět vytvořená regulační plocha fuzzy regulátoru.

Porovnání regulačních pochodů při změně parametrů soustavy

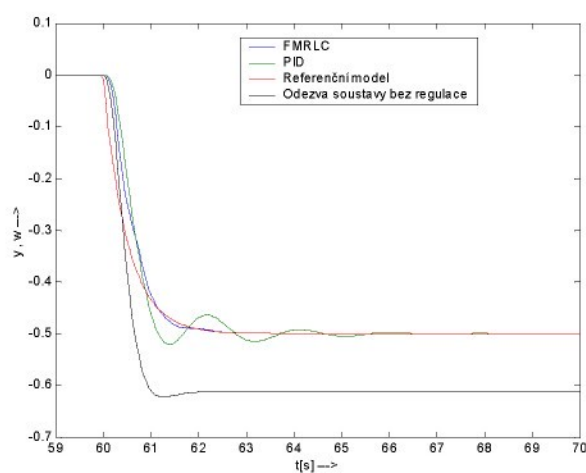
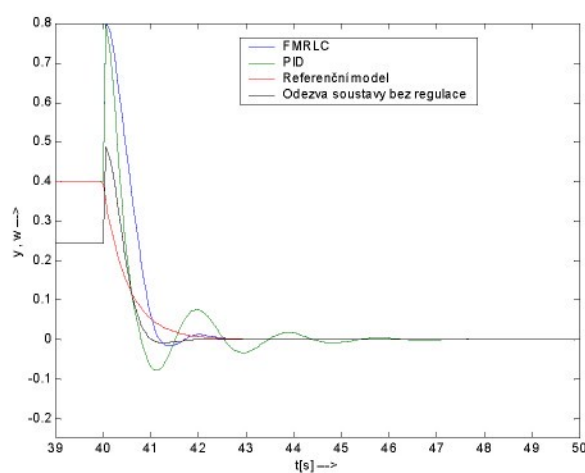
V tab.4.10 je uvedeno srovnání vlastností PID regulátoru a FMRLC algoritmu, jestliže dojde ke změně parametrů soustavy. Parametry optimálního PID regulátoru a FMRLC algoritmu jsou shodné s hodnotami v tab.4.8. Postupně byly měněny jednotlivé parametry modelu soustavy v rozsahu 50% a pozorovány změny kvality regulačního pochodu.

Název parametru	Snížení o 50%	Zvýšení o 50%
Zesílení K	PID ani FMRLC nekopírují ref. model v celém rozsahu žádaných hodnot. Chovají se podobně	PID kopíruje referenční model FMRLC se stane nestabilním
Dominantní časová konstanta τ	Na PID nemá vliv FMRLC je nestabilní	PID kmitá okolo ref. modelu FMRLC kopíruje ref. model
Časová konstanta τ_1	Chování PID a FMRLC je srovnatelné.	FMRLC má lepší regulační pochod než PID
Tlumení ξ	V obou případech se FMRLC chová lépe nežli optimální PID regulátor	

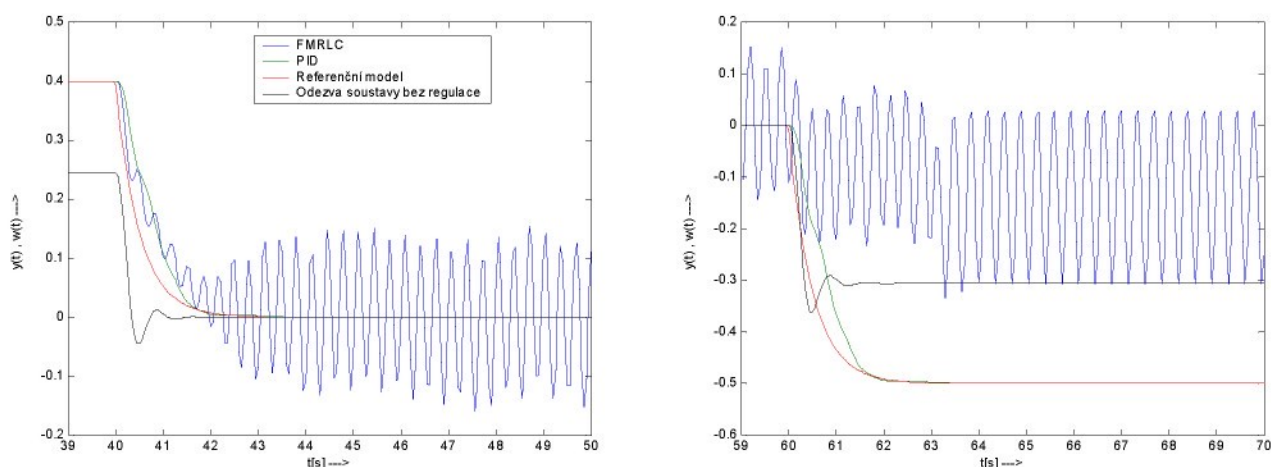
Tab.4.10

Obr.4.18 znázorňuje porovnání regulačních pochodů PID a FMRLC při konkrétních změnách v parametrech modelu soustavy. Vždy jsou uvedeny dva po sobě jdoucí skoky žádané hodnoty. Ke změně parametrů došlo v čase 40s. Jestliže je FMRLC stabilní, dochází k adaptaci a vylepšování regulačního pochodu vzhledem k referenčnímu modelu.

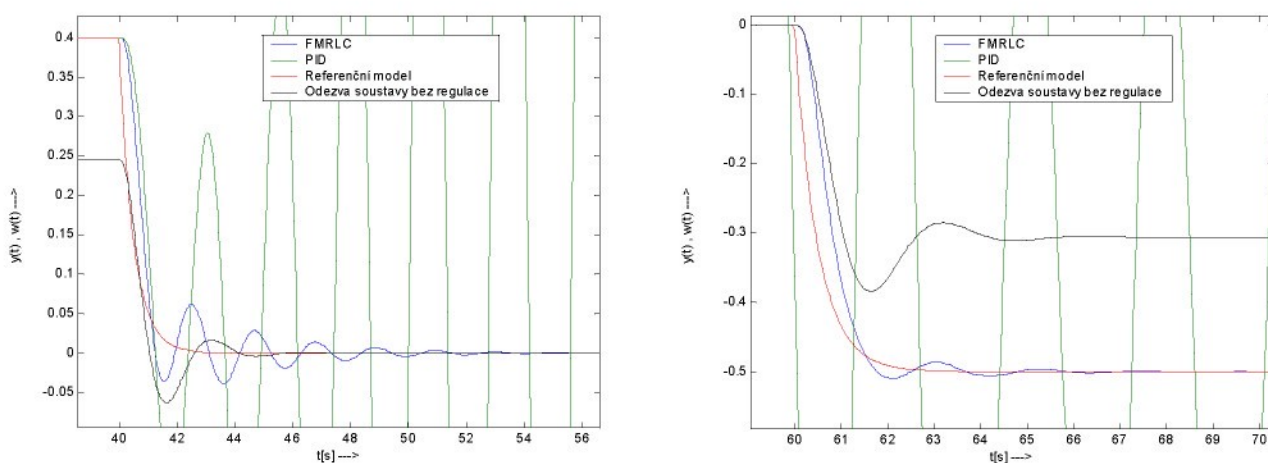
Zvýšení zesílení K o 50% a zvýšení tlumení ξ o 50%



Snížení dominantní časové konstanty τ o 50%



Zvýšení dominantní časové konstanty τ o 50%

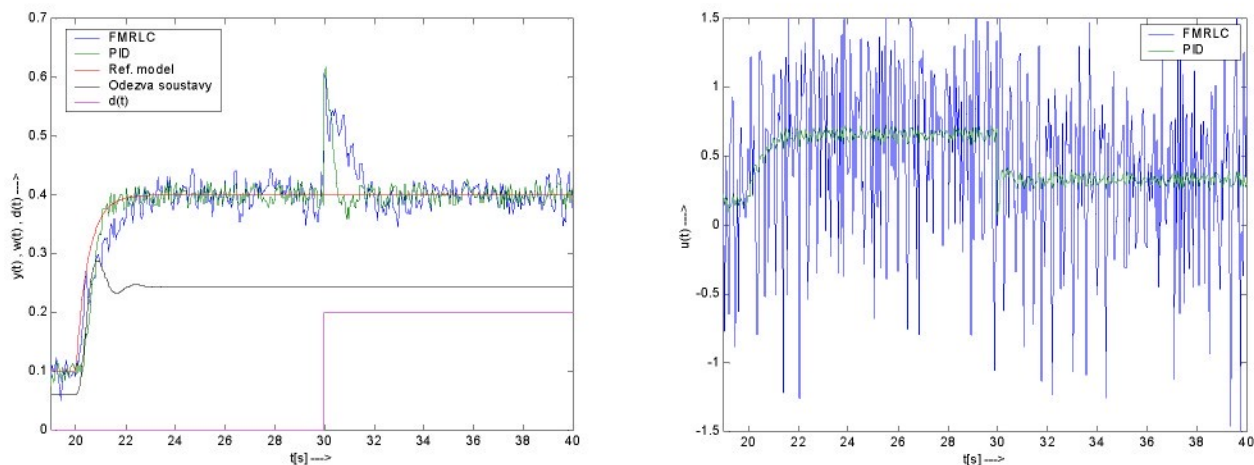


Obr.4.18 Porovnání PID a FMRLC při změnách parametrů

Vliv šumu na FMRLC algoritmus

Inverzní fuzzy model generuje $p(kT)$ takové, aby stlačil y_e k nule. Jestliže regulovaná veličina není zatížena šumem a kopíruje referenční model, potom chyba mezi referenčním modelem a regulovanou veličinou je nulová. Při nulové chybě nedochází k adaptaci báze pravidel a průběh $p(kT)$ konverguje k nule. Tato situace nastala při simulaci znázorněné na obr.4.16. Situace se změní přidáním šumu do regulované veličiny. Šum způsobí, že chyba mezi referenčním modelem a regulovanou veličinou nebude nikdy nulová. Vždy bude docházet k adaptaci báze pravidel fuzzy regulátoru. Adaptační mechanismus se bude snažit dosáhnout nulové odchylky y_e a to při šumu na výstupní veličině není dosažitelná situace. Pozice středů výstupních funkcí příslušnosti se budou postupně blížit saturačním, hraničním

hodnotám. Následně fuzzy regulátor generuje hodnoty akční veličiny blízké saturačním. Na obr.4.19 je vidět stejná simulace jako na obr.4.16 , zde s přidaným šumem na výstupní veličině a pouze druhý skok žádané hodnoty.



Obr.4.19 Vliv šumu na FMRLC algoritmus

Takto špatná odolnost vůči šumu je dána principem adaptačního mechanismu metody FMRLC. Z výsledné báze pravidel fuzzy regulátoru tab.4.11 je vidět, že středy výstupních funkcí příslušnosti jsou umístěny na hranicích báze pravidel $b_{\min} = -1$ a $b_{\max} = 1$. Toto je jeden z důvodů obtížné aplikace FMRLC algoritmu na reálnou soustavu.

U^m	E^{-2}	E^{-1}	E^0	E^1	E^2
ΔE^{-2}	0	0	0	0	0
ΔE^{-1}	-0.1668	-1	-1	1	0
ΔE^0	-0.1668	-1	-0.4806	1	0
ΔE^1	0	-1	1	1	0
ΔE^2	0	0	0	0	0

Tab.4.11 Báze pravidel fuzzy regulátoru

4.3 Nepřímé adaptivní fuzzy řízení

V nepřímém adaptivním řízení se používá on-line identifikace k přibližnému určení parametrů modelu soustavy. Takto získané parametry jsou využity v bloku „Návrh regulátoru“ (ang. Controller designer), který na základě určitého kritéria navrhne parametry regulátoru. Blokové schéma nepřímého adaptivního řízení je na obr.4.2 str.17. Základním předpokladem správné funkčnosti návrhu regulátoru je správnost estimovaných parametrů, které reprezentují vlastnosti řízené soustavy v každém okamžiku. Výsledný zákon řízení se v anglické literatuře označuje „certainty equivalence controller“. V překladu by to mohlo znamenat „jistě korespondující regulace“, protože zákon řízení je postaven na předpokladu jistě určených parametrů modelu soustavy, které korespondují s aktuálním stavem soustavy. Výhodou nepřímého adaptivního přístupu je prostor v oblasti identifikátoru modelu soustavy, který může být postaven na základě různých metod.

4.3.1 Fuzzy identifikace

Tato část seznamuje s možností použití fuzzy systému k estimaci a identifikaci. Základní problém, který zde bude diskutován zní: Jak vytvořit fuzzy systém z numerických dat? Jedná-li se o vstupní-výstupní data soustavy získané z experimentu, zkonstruovaný fuzzy systém je model soustavy. Fuzzy identifikace je nutnou součástí nepřímých adaptivních fuzzy systémů, kde se identifikace provádí on-line. Vhodnými on-line metodami jsou gradientní a rekursivní metoda nejmenších čtverců. Dále bude popis zaměřen speciálně na rekursivní metodu nejmenších čtverců.

Popis značení:

G ...označuje trénovací množinu $G = \{(x^i, y^i) : i = 1, 2, \dots, M\}$, kde (x^i, y^i) je datový pár a M počet datových párů

$x^i = [x_1^i, x_2^i, \dots, x_N^i]^T$... vstupní vektor pro i -tý datový pár, N označuje počet vstupních hodnot

$y^i = g(x^i)$, kde g je funkce reprezentující identifikovaný systém

$Y(M) = [y^1, y^2, \dots, y^M]^T$ je $M \times 1$ vektor výstupních dat $y^i, i = 1, 2, \dots, M$

$$\Phi(M) = \begin{bmatrix} (x^1)^T \\ \vdots \\ (x^M)^T \end{bmatrix} \text{ je matice rozměru } M \times N \text{ složená z vektorů vstupních hodnot } x^i$$

θ ... označuje vektor hledaných parametrů

Rekurzivní metoda nejmenších čtverců

Metoda vychází ze základní metody nejmenších čtverců, která je velice užitečná v mnoha aplikacích, ale pro výpočet hledaných parametrů používá celou množinu vstupních-výstupních dat. Není vhodná pro on-line identifikaci, jelikož pro velké M je velice obtížné určit inverzi matice $\Phi^T \Phi$. Tento problém řeší rekurzivní metoda nejmenších čtverců, která odhad parametrů $\hat{\theta}$ zpřesňuje každým novým datovým párem (x^i, y^i) bez použití všech minulých dat a bez výpočtu inverze matice $\Phi^T \Phi$.

Bude předpokládáno, že rozměr trénovací množiny G se každým krokem zvýší o jedna a necht' časový index $k=M$. Zavede se matice rozměru $N \times N$:

$$P(k) = (\Phi^T \Phi)^{-1} = \left(\sum_{i=1}^k x^i (x^i)^T \right)^{-1} \quad (4-8)$$

$P(k)$ se nazývá „kovarianční matice“. Necht' $\hat{\theta}(k-1)$ označuje odhad vytvořený $k-1$ datovými páry. Předpokládá se, že $\Phi^T \Phi$ je regulární matice pro všechny k . Ze sumy ve výrazu (4-8) je vyjmut poslední člen:

$$P^{-1}(k) = \sum_{i=1}^{k-1} x^i (x^i)^T + x^k (x^k)^T \quad (4-9)$$

a odtud

$$P^{-1}(k) = P^{-1}(k-1) + x^k (x^k)^T \quad (4-10)$$

Nyní se vychází z rovnice pro výpočet odhadu parametrů metodou nejmenších čtverců

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(k) &= (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T Y = \left(\sum_{i=1}^k x^i (x^i)^T \right)^{-1} \cdot \left(\sum_{i=1}^k x^i y^i \right) = P(k) \cdot \left(\sum_{i=1}^k x^i y^i \right) = \\ &= P(k) \cdot \sum_{i=1}^{k-1} x^i y^i + x^k y^k \end{aligned} \quad (4-11)$$

odtud

$$\hat{\theta}(k-1) = P(k-1) \cdot \sum_{i=1}^{k-1} x^i y^i \quad (4-12)$$

a tak

$$P^{-1}(k-1) \cdot \hat{\theta}(k-1) = \sum_{i=1}^{k-1} x^i y^i \quad (4-13)$$

Nyní se nahradí $P^{-1}(k-1)$ v rovnici (4-13) výsledkem z rovnice (4-10)

$$\left(P^{-1}(k) - x^k (x^k)^T \right) \cdot \hat{\theta}(k-1) = \sum_{i=1}^{k-1} x^i y^i \quad (4-14)$$

Dosazením (4-14) do rovnice (4-11) dostaneme

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(k) &= P(k) \cdot \left(P^{-1}(k) - x^k (x^k)^T \right) \cdot \hat{\theta}(k-1) + P(k) x^k y^k = \\ &= \hat{\theta}(k-1) - P(k) x^k (x^k)^T \cdot \hat{\theta}(k-1) + P(k) x^k y^k = \\ &= \hat{\theta}(k-1) + P(k) x^k \cdot \left(y^k - (x^k)^T \hat{\theta}(k-1) \right) \end{aligned} \quad (4-16)$$

Rovnice (4-16) je předpis pro výpočet odhadu parametrů $\hat{\theta}(k)$ z minulého odhadu $\hat{\theta}(k-1)$ a nejnovějšího datového páru (x^k, y^k) . Výraz $\left(y^k - (x^k)^T \hat{\theta}(k-1) \right)$ vyjadřuje chybu v odhadu y^k při použití parametrů modelu $\hat{\theta}(k-1)$. K aktualizaci $\hat{\theta}(k)$ je potřeba znát hodnotu matice $P(k)$. Pro výpočet matice $P(k)$ se může použít rovnice (4-10), ale v ní se používají inverzní matice a to není vhodné pro real-time implementaci. K odstranění problému s inverzními maticemi je použito věty (4-17):

$$(A + BCD)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B(C^{-1} + DA^{-1}B)^{-1}DA^{-1} \quad (4-17)$$

Tato věta se aplikuje na rovnici (4-18)

$$\begin{aligned} P(k) &= \left(P^{-1}(k-1) + x^k (x^k)^T \right)^{-1} \\ (A + BCD)^{-1} &= P(k) = \left(P^{-1}(k-1) + x^k (x^k)^T \right)^{-1} \end{aligned} \quad (4-18)$$

Nechť $A = P^{-1}(k-1)$, $B = x^k$, $C = I$ a $D = (x^k)^T$ a po dosazení do pravé strany rovnice (4-17) dostaneme:

$$P(k) = P(k-1) - P(k-1) x^k \left(I + (x^k)^T P(k-1) x^k \right)^{-1} (x^k)^T P(k-1) \quad (4-19)$$

Aplikací věty (4-17) je inverze matice převedena na inverzi skalárního čísla. Jádrem rekursivního algoritmu jsou rovnice (4-16) a (4-19).

Počáteční podmínky rekurzivního algoritmu $\hat{\theta}(0)$ a $P(0)$ mohou být následující $\hat{\theta}(0)=0$ a $P(0)=P_0$, kde $P_0 = \alpha I$ pro nějaké velké $\alpha > 0$, I je jednotková matice. Jestliže se parametry systému pomalu mění, používá se vážené rekurzivní metody nejmenších čtverců. Odvození je velice podobné jako u standardní rekurzivní metody a výsledkem jsou rovnice:

$$P(k) = \frac{1}{\lambda} \left[I - P(k-1)x^k \left(\lambda + (x^k)^T P(k-1)x^k \right)^{-1} \cdot (x^k)^T \right] \cdot P(k-1), \quad (4-20)$$

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + P(k)x^k \left(y^k - (x^k)^T \cdot \hat{\theta}(k-1) \right) \quad (4-21)$$

kde λ je faktor zapomínání a volí se v intervalu $(0,1)$. Dosazením $\lambda=1$ do (13) je získána standardní rekurzivní metoda.

Identifikace Takagi-Sugeno fuzzy systému

Takagi-Sugeno systém popsáný v kap.3 může být identifikován pomocí metod nejmenších čtverců, jestliže se systém dá parametrizovat a tyto parametry jsou lineární. Což znamená, že výstupní funkce příslušné k jednotlivým pravidlům fuzzy systému jsou ve tvaru:

$$y_i(x) = a_{i,0} + a_{i,1} \cdot x_1 + \dots + a_{i,n} \cdot x_n, \quad (4-22)$$

kde

$i = 1, 2, \dots, R$ R je počet pravidel fuzzy systému

$x_1, x_2, \dots, x_n$ argumenty funkce v konsekventu pravidla

$a_{i,0}, a_{i,1}, \dots, a_{i,n}$...neznámé parametry konsekventu

V tomto případě jsou funkce příslušnosti charakterizující antecedenty pravidel Takagi-Sugeno fuzzy systému pevně zvoleny a nalezení jejich vlastností není součástí identifikace. Výsledný systém provádí nelineární interpolaci mezi výstupními lineárními funkcemi (4-22), jejichž parametry jsou nalezeny pomocí identifikace.

Takagi-Sugeno systém je definovaný rovnicí:

$$y = f(x|\theta) = \frac{\sum_{i=1}^R y_i(x) \cdot \mu_i(x)}{\sum_{i=1}^R \mu_i(x)}, \quad (4-23)$$

kde $y_i(x)$ je definované rovnicí (4-22) a $\mu_i(x)$ určuje stupeň příslušnosti i -tého pravidla (specifikovaný skrze vstupní funkce příslušnosti a použité metody

vyhodnocení celého logického výrazu v antecedentu). Matematicky popsany fuzzy systém (4-23) může být rozepsán do jednotlivých složek výstupní funkce:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^R a_{i,0} \cdot \mu_i(x)}{\sum_{i=1}^R \mu_i(x)} + \frac{\sum_{i=1}^R a_{i,1} x_1 \cdot \mu_i(x)}{\sum_{i=1}^R \mu_i(x)} + \dots + \frac{\sum_{i=1}^R a_{i,n} x_n \cdot \mu_i(x)}{\sum_{i=1}^R \mu_i(x)} \quad (4-24)$$

a necht'

$$\xi_i(x) = \frac{\mu_i(x)}{\sum_{i=1}^R \mu_i(x)} \quad (4-25)$$

Potom se rovnice (4-24) převede do tvaru

$$y = \sum_{i=1}^R a_{i,0} \cdot \xi_i(x) + \sum_{i=1}^R a_{i,1} x_1 \cdot \xi_i(x) + \dots + \sum_{i=1}^R a_{i,n} x_n \cdot \xi_i(x) \quad (4-26)$$

Zavedením vektorů

$$\xi(x) = [\xi_1(x), \xi_2(x), \dots, \xi_R(x), x_1 \xi_1(x), x_1 \xi_2(x), \dots, x_1 \xi_R(x), \dots, x_n \xi_1(x), x_n \xi_2(x), \dots, x_n \xi_R(x)]^T$$

a

$$\theta = [a_{1,0}, a_{2,0}, \dots, a_{R,0}, a_{1,1}, a_{2,1}, \dots, a_{R,1}, \dots, a_{1,n}, a_{2,n}, \dots, a_{R,n}]^T$$

se převede Takagi-Sugeno fuzzy systém do vektorového zápisu

$$y = f(x | \theta) = \theta^T \xi(x) \quad (4-27)$$

K získání vektoru parametrů θ se používá vážené rekursivní metody nejmenších čtverců definované rovnicemi (4-20) a (4-21), kde se vstupní vektor x^i nahradí vektorem $\xi(x^i)$ a výsledkem jsou rovnice (4-28), (4-29):

$$P(k) = \frac{1}{\lambda} \left[I - P(k-1) \xi(x^k) \left(\lambda + (\xi(x^k))^T P(k-1) \xi(x^k) \right)^{-1} \cdot (\xi(x^k))^T \right] \cdot P(k-1) \quad (4-28)$$

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + P(k) \xi(x^k) \left(y^k - (\xi(x^k))^T \hat{\theta}(k-1) \right) \quad (4-29)$$

Ověření fuzzy identifikace Takagi-Sugeno systému

Byl vytvořen program, který simuluje Takagi-Sugeno fuzzy systém s konkrétně definovanými parametry. Program i s popisem lze nalézt na přiloženém CD-ROMu. Tímto systémem byly vygenerovány vstupní-výstupní data, která se následně identifikují. Nalezený Takagi-Sugeno model soustavy musí mít shodné parametry jako Takagi-Sugeno fuzzy systém, který byl identifikován.

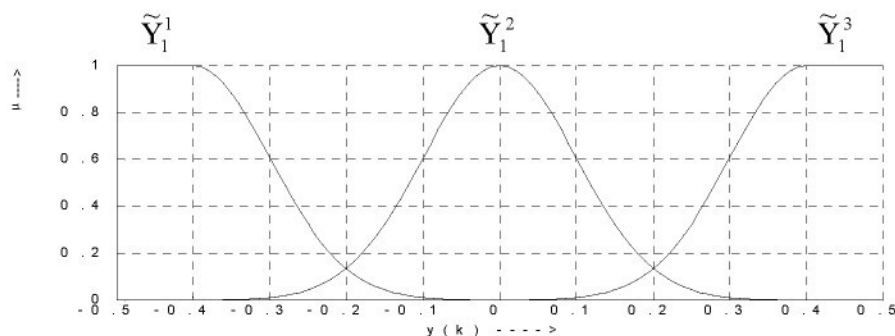
Struktura identifikovaného Takagi-Sugeno systému :

P_1 : Jestliže $y(k)$ je $\tilde{Y}_1^1$ pak $y(k+1) = 0.8187 \cdot y(k) + 0.1813 \cdot u(k)$

P_2 : Jestliže $y(k)$ je $\tilde{Y}_1^2$ pak $y(k+1) = 0.9512 \cdot y(k) + 0.04877 \cdot u(k)$

P_3 : Jestliže $y(k)$ je $\tilde{Y}_1^3$ pak $y(k+1) = 0.99 \cdot y(k) + 0.00995 \cdot u(k)$

Vstupní funkce příslušnosti jsou na obr.4.20



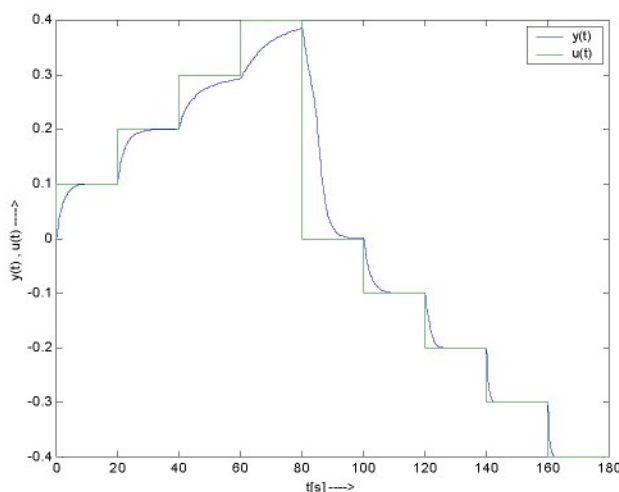
Obr.4.20 Vstupní Gausovy funkce příslušnosti

Rovnice (4-30) je matematickým popisem Gausovy funkce příslušnosti

$$\mu(y(k)) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \cdot \left(\frac{y(k) - c_i^j}{\sigma} \right)^2 \right\}, \quad (4-30)$$

kde c_i^j označuje středy vstupních funkcí příslušnosti $c_1^1 = -0.4$, $c_1^2 = 0$, $c_1^3 = 0.4$ a

$$\sigma = 0.1$$

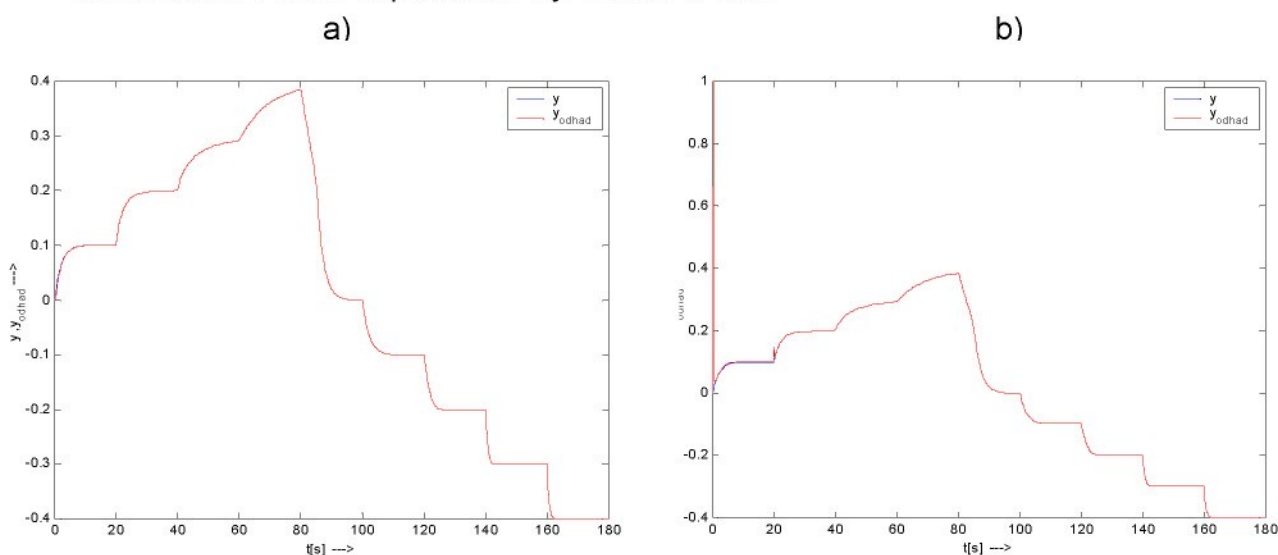


Obr.4.21 Vstupní-výstupní data

Takto definovaným systémem byly vytvořeny vstupní-výstupní data obr.4.22. Z obr.4.22 je patrné, že v každé hladině veličiny $y(t)$ definované vstupní funkcí příslušnosti obr.4.20 se systém chová podle funkce v konsekventu pravidla odpovídajícího dané hladině. Na hranicích mezi jednotlivými hladinami dochází k interpolaci mezi funkcemi konsekventů. Interpolace je dána váženým průměrem (4-23).

Vlastní identifikace vstupních-výstupních dat byla provedena identifikačním programem, který pracuje na principu rekurzivní metody nejmenších čtverců. Velice důležitou částí rekurzivní identifikace je inicializace. Spočívá v zavedení počátečních

podmínek $\hat{\theta}(0)$ a $P(0)$. Počáteční podmínky ovlivňují rychlost konvergence identifikace. Pro počáteční podmínky $\hat{\theta}(0)=0$ a $P(0)=2000I$ je průběh identifikace znázorněn na obr.4.22a). Identifikace je velice dobrá, protože počáteční hodnota odhadů parametrů je blízká skutečným hodnotám a matice $P(0)$ je naplněna velkými hodnotami. Na obr.4.22b) je vidět identifikace pro počáteční podmínky $\hat{\theta}(0)=[0 \ 2 \ 4 \ 6 \ 8 \ 10]^T$ a $P(0)=500I$. V tomto případě je počáteční odhad parametrů vzdálen od skutečných parametrů a je patrné zhoršení na počátku identifikace. Faktor zapomínání byl zvolen $\lambda=0.97$



Obr.4.22 Porovnání skutečného a identifikovaného modelu

Struktura hledaného modelu :

$$P_1 : \text{ Jestliže } y(k) \text{ je } \tilde{Y}_1^1 \text{ pak } \hat{y}(k+1) = a_1 \cdot y(k) + b_1 \cdot u(k)$$

$$P_2 : \text{ Jestliže } y(k) \text{ je } \tilde{Y}_1^2 \text{ pak } \hat{y}(k+1) = a_2 \cdot y(k) + b_2 \cdot u(k)$$

$$P_3 : \text{ Jestliže } y(k) \text{ je } \tilde{Y}_1^3 \text{ pak } \hat{y}(k+1) = a_3 \cdot y(k) + b_3 \cdot u(k)$$

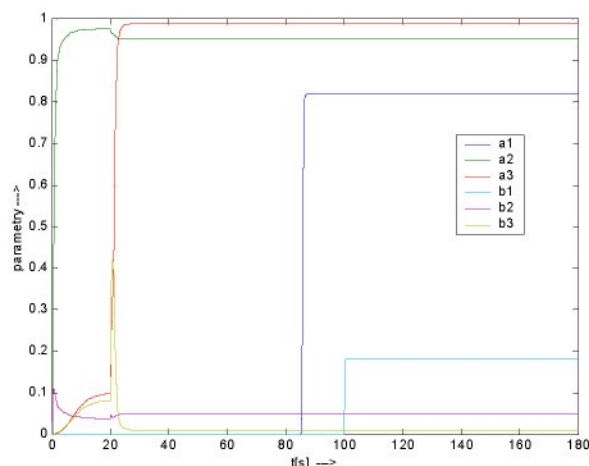
Vektorový zápis toho modelu je:

$$\hat{y}(k+1) = \theta^T \xi(y(k)), \quad (4-31)$$

kde

$$\xi(y(k)) = [y(k)\xi_1 \quad y(k)\xi_2 \quad y(k)\xi_3 \quad u(k)\xi_1 \quad u(k)\xi_2 \quad u(k)\xi_3]^T$$

$$\theta^T = [a_1 \quad a_2 \quad a_3 \quad b_1 \quad b_2 \quad b_3]$$



Obr.4.23 Konvergence jednotlivých parametrů

Na obr.4.23 je vidět konvergence jednotlivých parametrů modelu při identifikaci uvedené na obr.4.22a). Při skocích vstupní veličiny $u(k)$ v určité hladině definované vstupní funkcí příslušnosti se zpřesňují pouze parametry funkce příslušného konsekventu s váhou odpovídající stupni příslušnosti do dané hladiny. Jestliže se veličina $y(k)$ pohybuje

v hladině $\tilde{Y}_1^3$, dochází k identifikaci parametrů a_3 a b_3 . Parametry a_1 , b_1 nejsou vůbec identifikovány. Výsledný model po identifikaci má následující strukturu:

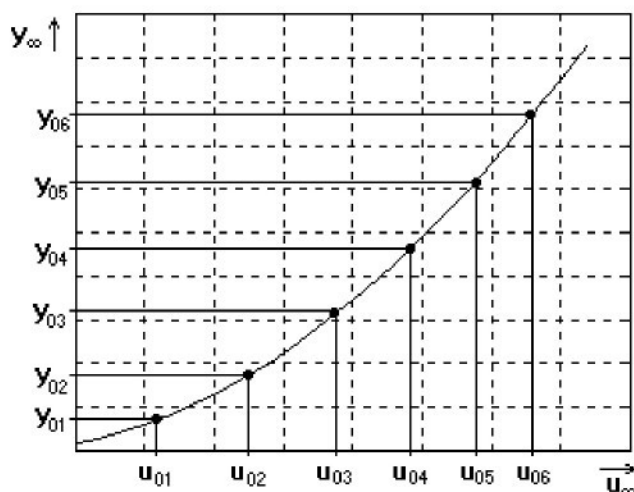
$$P_1 : \text{ Jestliže } y(k) \text{ je } \tilde{Y}_1^1 \text{ pak } y(k+1) = 0.8187 \cdot y(k) + 0.1813 \cdot u(k)$$

$$P_2 : \text{ Jestliže } y(k) \text{ je } \tilde{Y}_1^2 \text{ pak } y(k+1) = 0.9512 \cdot y(k) + 0.0488 \cdot u(k)$$

$$P_3 : \text{ Jestliže } y(k) \text{ je } \tilde{Y}_1^3 \text{ pak } y(k+1) = 0.9900 \cdot y(k) + 0.0100 \cdot u(k)$$

Porovnáním s Takagi-Sugeno systém, který vygeneroval data pro následnou identifikaci vyplývá, že identifikační program pracuje správně a je vhodný pro aplikaci v nepřímých adaptivních fuzzy metodách.

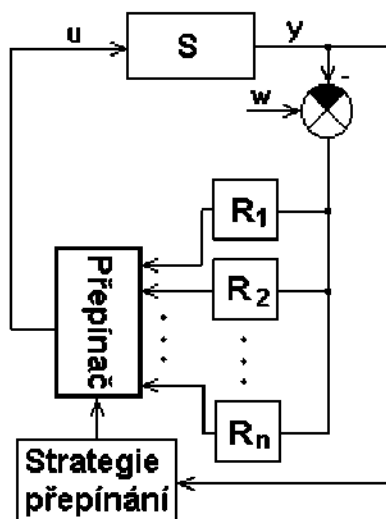
4.3.2 Metoda adaptivních paralelních kompenzací



Obr. 4.24 Linearizace nelineárního systému

Metoda vychází ze standardního přístupu regulátoru s proměnnou strukturou. Nelineární systém je možno aproximovat na zvolených hladinách v pracovních bodech lineárním modelem. Na obr.4.24 je vidět možné zvolení hladin a k nim odpovídající pracovní body. Struktura jednotlivých modelů

odpovídá povaze fyzikálního procesu a může být popsána obrazovým přenosem $F_i(s)$ nebo stavově $\dot{x} = \underline{A}_i x + \underline{B}_i u$. Nelineární systém je poté charakterizován množinou lineárních modelů F_i .



Obr.4.25 Regulační obvod

Pro model na i -té hladině je možno navrhnout regulátor R_i . Regulační systém s proměnnou strukturou je poté tvořen souborem dílčích regulátorů R_i . Součástí regulačního obvodu je logický přepínač, který na základě sledování signálů regulační smyčky vybírá vhodný regulátor a ten zapojí do regulačního obvodu. Vždy je zapojen pouze jeden regulátor. Struktura regulačního obvodu s použitím regulátoru s proměnnou strukturou je na obr.4.25.

Metoda adaptivních paralelních kompenzací (Adaptive Parallel Distributed Compensation) spočívá v konstrukci modelu, který nelineární systém aproximuje množinou lineárních systémů. Jednotlivé lineární systémy aproximují nelineární soustavu v určitém intervalu výstupní veličiny. Pro každý dílčí lineární systém je navržen odpovídající regulátor. V tomto se filosofie metody podobá principu s regulátorem s proměnnou strukturou. Celkový model nelineární soustavy je tvořen jedním Takagi-Sugeno systémem s pravidly ve tvaru:

$$\begin{array}{c} \text{ancedent} \\ \text{Jestliže } \left(y(k) \text{ je } \tilde{A}_1^j \right) \wedge \left(y(k-1) \text{ je } \tilde{A}_2^k \right) \wedge \dots \wedge \left(y(k-n+1) \text{ je } \tilde{A}_n^l \right) \text{ pak} \\ \text{konsekvent} \\ \hat{y}_i(k+1) = \alpha_{i,1} \cdot y(k) + \dots + \alpha_{i,n} \cdot y(k-n+1) + \beta_{i,1} \cdot u(k) + \dots + \alpha_{i,m} \cdot y(k-m+1) \end{array} \quad (4-32)$$

kde

konsekvent pravidla představuje lineární model a ancedent určuje hladinu, na které dochází k linearizaci daným lineárním modelem.

$\tilde{A}_j^l$ lingvistická hodnota asociovaná s funkcí příslušnosti

$\alpha_{i,j}, \beta_{i,p}$ parametry lineárního modelu, kde $i=1,2,\dots,R$, $j=1,2,\dots,n$ a

$p=1,2,\dots,m$

$\hat{y}_i(k+1)$ výstup modelu soustavy generovaný i -tým pravidlem

μ_i stupeň příslušnosti i-tého pravidla

pak použitím váženého průměru je získán celkový výstup modelu soustavy.

$$\hat{y}(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^R \hat{y}_i(k+1) \cdot \mu_i}{\sum_{i=1}^R \mu_i} \quad (4-33)$$

Pro jednotlivé lineární modely v konsekventech pravidel (4-32) jsou navrženy adaptivní regulátory AR_i . Výsledný fuzzy regulátor je vytvořen Takagi-Sugeno systémem s pravidly (4-34), jejichž konsekventy $u_i = g_i(\bullet)$ představují zákony řízení pro jednotlivé regulátory AR_i .

$$\text{Jestliže } (y(k) \text{ je } \tilde{A}_1^j) \wedge (y(k-1) \text{ je } \tilde{A}_2^k) \wedge \dots \wedge (y(k-n+1) \text{ je } \tilde{A}_n^l) \text{ pak } u_i(k) = g_i(\bullet) \quad (4-34)$$

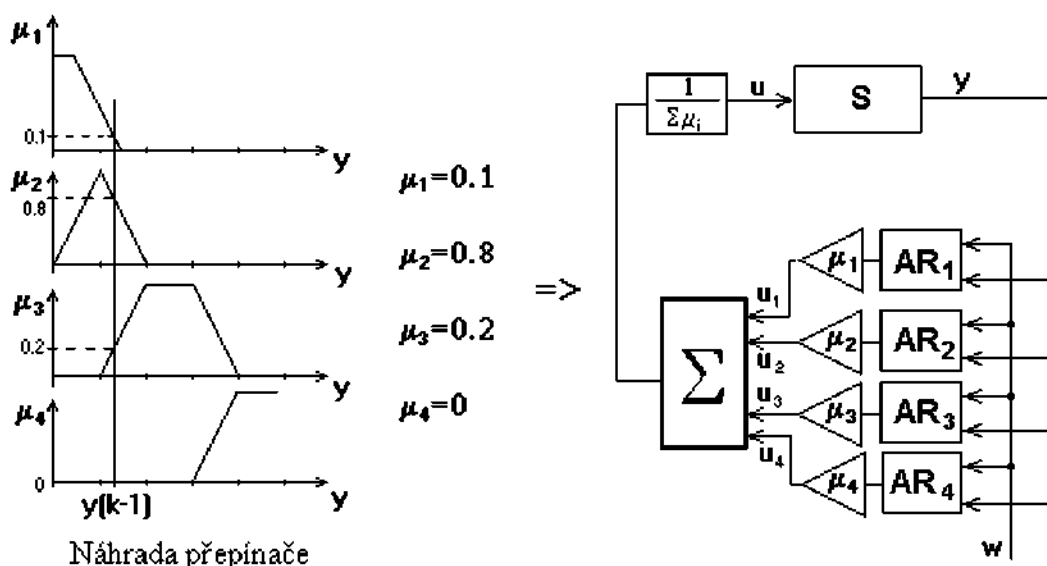
Obecně g_i představuje lineární funkci, jejichž argumenty mohou být minulé hodnoty vstupů, výstupů soustavy a žádané hodnoty. Celková akční veličina vstupující do soustavy je rovna

$$u(k) = \frac{\sum_{i=1}^R u_i(k) \cdot \mu_i}{\sum_{i=1}^R \mu_i} \quad (4-35)$$

Na obr.4.26 je graficky naznačen princip použití Takagi-Sugeno fuzzy systému jako regulátoru. Fuzzy regulátor má pravidla ve tvaru

$$\text{Jestliže } y(k-1) \text{ je } \tilde{A}_1^j \text{ pak } u_i(k) = g_i[w(k), y(k)] \quad (4-36)$$

a systém S je aproximován čtyřmi modely a pro každý je navržen regulátor AR_i .



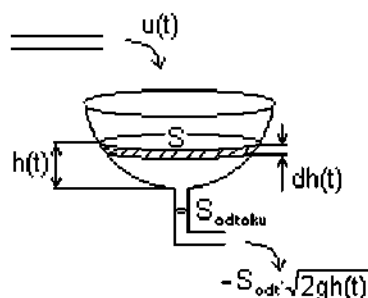
Obr.4.26 Princip činnosti regulátoru

Princip je podobný regulátoru s proměnnou strukturou, zde ale regulátory pracují paralelně, nedochází k ostrému přepínání. Jednotlivé akční veličiny produkované regulátory AR se sčítají a jsou váženy stupněm příslušnosti regulátoru do dané hladiny. Obecně mohou být parametry regulátorů AR_i nastaveny pevně nebo se mohou adaptovat na základě průběžné identifikace soustavy.

Návrh nepřímé adaptivní regulace metodou adaptivních paralelních kompenzací bude přiblížen na modelovém příkladě regulace hladiny ve vodní nádrži obr.4.27 .

4.3.3 Příklad: Regulace výšky hladiny

Popis soustavy



Obr.4.27 Vodní nádrž

Nalezení diferenciální rovnice popisující systém vodní nádrže vychází ze vztahu (4-37)

$$S \cdot \rho \cdot \frac{dh}{dt} = Q_{IN} - Q_{OUT} \quad (4-37)$$

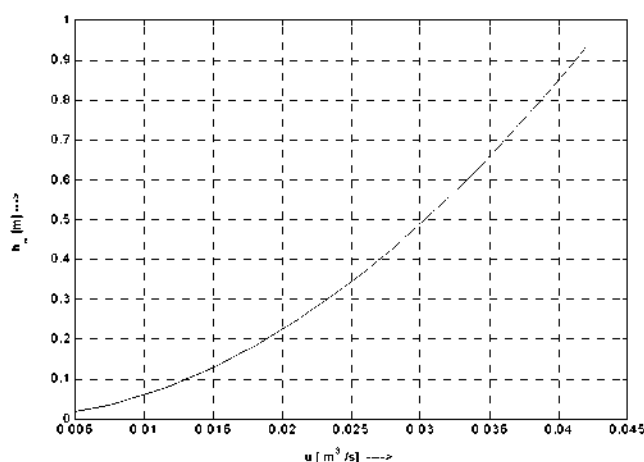
vyjadřující změnu množství kapaliny v nádrži za čas dt . Tato změna je rovna rozdílu hmotnostních toků Q_{IN} a Q_{OUT} vyjadřujících přítok a odtok z nádrže. Plocha průřezu nádrže S ve výšce

hladiny $h(t)$ je pro kulovou nádrž definovaná vztahem $S(h(t)) = \pi(-h(t)^2 + 2Rh(t))$, kde R je poloměr nádrže. Upravením vztahu (4-37) se odvodí diferenciální rovnice (4-38) popisující vodní nádrž na obr.4.27

$$\frac{dh(t)}{dt} = \frac{-S_{odtoku} \sqrt{2gh(t)}}{S(h(t))} + \frac{1}{S(h(t))} u(t) \quad (4-38)$$

Parametry určující konkrétní vlastnosti soustavy byly zvoleny takto: $R=1\text{m}$, $S_{odtoku}=0.01\text{m}^2$. Regulovaná veličina výška hladiny se pohybuje v intervalu $(0,1)$. Akční veličina $u(t)$ v tomto případě nabývá kladných i záporných hodnot v rozsahu $(-0.3, 0.3) \text{ m}^3/\text{s}$. Kladné hodnoty jsou realizovány přítokem do nádrže a záporné myšleným odčerpáváním čerpadlem. Pomocí Eulerovy aproximace byla diferenciální rovnici (4-38) převedena do tvaru (4-39). Perioda vzorkování je $T=0.05$ a počáteční hodnota výšky hladiny $h(0)=0.01\text{m}$.

$$h(k) = h(k-1) + T \cdot \left[\frac{-S_{odtoku} \sqrt{2gh(k-1)}}{\pi(-h(k-1)^2 + 2Rh(k-1))} + \frac{1}{\pi(-h(k-1)^2 + 2Rh(k-1))} u(k-1) \right] \quad (4-39)$$



Jedná se o nelineární soustavu se statickou charakteristikou uvedenou na obr.4.28

Obr.4.28 Statická charakteristika

Identifikace Takagi-Sugeno modelem

Nelineární systém definovaný rovnicí (4-39) je popsán Takagi-Sugeno fuzzy systémem s jedním vstupem ($n=1$) a jedním výstupem ($m=1$). Báze pravidel je tvořena pěti pravidly ($R=5$) ve tvaru (4-40)

$$\text{Jestliže } h(k-1) \text{ je } \tilde{H}_i^j \text{ pak } \hat{h}(k) = \alpha_i \cdot h(k-1) + \beta_i \cdot u(k-1), \quad (4-40)$$

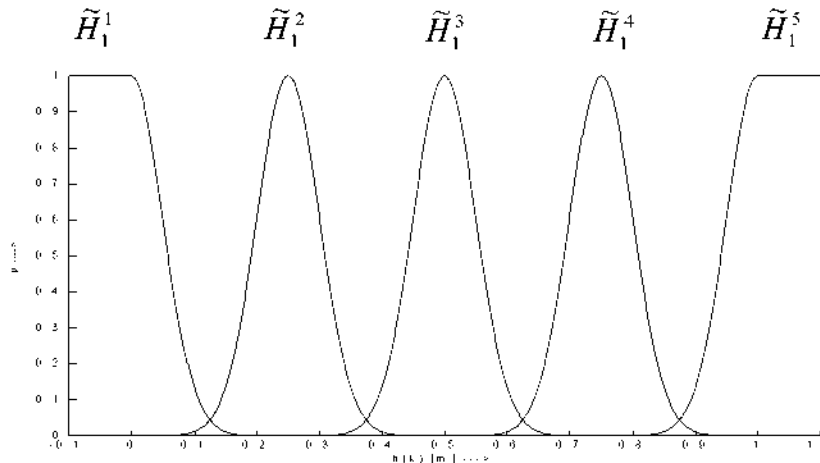
kde $i = 1, 2, \dots, R$ a konsekventy pravidel představují diskrétní lineární systémy. Bylo řečeno, že Takagi-Sugeno systém je tvořen pěti pravidly. Každému pravidlu odpovídá jeden konkrétní diskrétní lineární systém modelující soustavu v určitém intervalu, který je definován vstupní funkcí příslušnosti reprezentovanou lingvistickou hodnotou $\tilde{H}_i^j$ v antecedentu daného pravidla. Jestliže μ_i představuje stupeň příslušnosti i -tého pravidla pro ostrou hodnotu $h(k-1)$ (v antecedentu pravidla není logický výraz, μ_i je přímo stupeň příslušnosti $h(k-1)$ do vstupní funkce příslušnosti), pak použitím defuzzifikační metody váženého průměru je získán celkový výstup modelu :

$$\hat{h}(k) = \frac{\sum_{i=1}^R \hat{h}_i(k) \cdot \mu_i(x)}{\sum_{i=1}^R \mu_i(x)} \quad (4-41)$$

Při této linearizaci nedochází nikde k nespojitostem a skokovým změnám. Přechod mezi jednotlivými lineárními systémy je spojitý. Vstupní veličina $h(k-1)$ je popsána Gausovými funkcemi příslušnosti na univerzu $h(k)$ ve formě

$$\mu(h(k-1)) = \exp\left\{-\frac{1}{2} \cdot \left(\frac{h(k-1) - c_i^j}{\sigma}\right)^2\right\}, \quad (4-42)$$

kde $c_1^1 = 0$, $c_1^2 = 0.25$, $c_1^3 = 0.5$, $c_1^4 = 0.75$, $c_1^5 = 1$ jsou středy jednotlivých funkcí příslušnosti a $\sigma = 0.05$. Na obr.4.29 jsou graficky znázorněny Gausovy vstupní funkce příslušnosti s uvedenými parametry.



Obr. 4.29 Vstupní Gausovy funkce příslušnosti

Takagi-Sugeno fuzzy systém je vyjádřen vektorově

$$\hat{h}(k) = \theta^T \cdot \xi(h(k-1)),$$

kde

$$\xi(h(k-1)) = \begin{bmatrix} h(k-1)\xi_1 \\ \vdots \\ h(k-1)\xi_5 \\ u(k-1)\xi_1 \\ \vdots \\ u(k-1)\xi_5 \end{bmatrix}; \quad \theta = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_5 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_5 \end{bmatrix}$$

K on-line identifikaci parametrů Takagi-Sugeno fuzzy systému byla využita rekurzivní metoda nejmenších čtverců definovaná následujícími rovnicemi.

$$P(k) = \frac{1}{\lambda} \left[I - P(k-1)\xi(h(k-1))(\lambda + (\xi(h(k-1)))^T P(k-1)\xi(h(k-1)))^{-1} \cdot (\xi(h(k-1)))^T \right] \cdot P(k-1)$$

$$\theta(k) = \theta(k-1) + P(k)\xi(h(k-1))(h(k) - (\xi(h(k-1)))^T \cdot \theta(k-1)),$$

kde faktor zapomínání $\lambda = 0.96$.

Vztahy byly odvozeny v kapitole (4.3.1).

Návrh fuzzy regulátoru typu Takagi-Sugeno

Regulátor je Takagi-Sugeno fuzzy systém strukturou podobný fuzzy modelu soustavy, má jeden vstup ($n=1$) a jeden výstup ($m=1$). Báze pravidel je tvořena pěti pravidly ($R=5$) ve tvaru (4-43)

$$\text{Jestliže } h(k-1) \text{ je } \tilde{H}_i^1 \text{ pak } u(k) = k_{i,0} \cdot w(k) - k_{i,1} \cdot h(k) \quad , \quad (4-43)$$

kde $i = 1, 2, \dots, R$.

Na každé pravidlo regulátoru je nahlíženo jako na samostatný regulátor, který reguluje systém na určitém intervalu výšky hladiny nádrže definovaném antecedentem pravidla. Již bylo řečeno, že nelineární systém je linearizován pěti lineárními systémy určujícími dynamiku soustavy v jednotlivých intervalech výšky hladiny nádrže. Ke každému lineárnímu systému je navržen odpovídající regulátor. Předpokládá se, že $\hat{h}_i(k) = h_i(k)$ (predikce se rovná skutečnosti), kde $\hat{h}_i(k)$ reprezentuje i -tou složku modelu soustavy (i -tý lineární model). Jestliže soustava je popsána pouze touto jedinou složkou, stupeň příslušnosti i -tého pravidla je blízký jedničce, potom výsledná hodnota $\hat{h}(k) = \hat{h}_i(k)$ a platí

$$u(k-1) = k_{i,0} \cdot w(k-1) - k_{i,1} \cdot h_i(k-1) \quad (4-44)$$

$$\hat{h}_i(k) = \alpha_i \cdot h_i(k-1) + \beta_i \cdot u(k-1) \quad (4-45)$$

Jestliže se rovnice (4-44) získaná z konsekventu pravidla regulátoru dosadí do konsekventu fuzzy modelu (4-45), je odvozena rovnice uzavřené regulační smyčky (4-46).

$$\hat{h}_i(k) = h_i(k) = \alpha_i \cdot h_i(k-1) + \beta_i \cdot (k_{i,0} \cdot w(k-1) - k_{i,1} \cdot h_i(k-1)) \quad (4-46)$$

Parametry proporcionálního regulátoru $k_{i,0}$ a $k_{i,1}$ pro každé $i = 1, 2, \dots, R$ nalezneme tak, aby se pól uzavřené smyčky systému nacházel uvnitř jednotkové kružnice (např. v 0.5) a odchylka v ustáleném stavu mezi $h(k)$ a $w(k)$ byla nulová. Necht' $H_i(z)$ a $W(z)$ jsou z -obrazy $h_i(k)$ a $w(k)$, potom

$$\frac{H_i(z)}{W(z)} = \frac{\beta_i \cdot k_{i,0}}{z + \beta_i \cdot k_{i,1} - \alpha_i} \quad (4-47)$$

Z podmínky o umístění pólu uzavřené smyčky je získána hodnota parametru $k_{i,1}$

$$k_{i,1} \cdot \beta_i - \alpha_i = -0.5$$

$$k_{i,1} = \frac{\alpha_i - 0.5}{\beta_i} \quad (4-48)$$

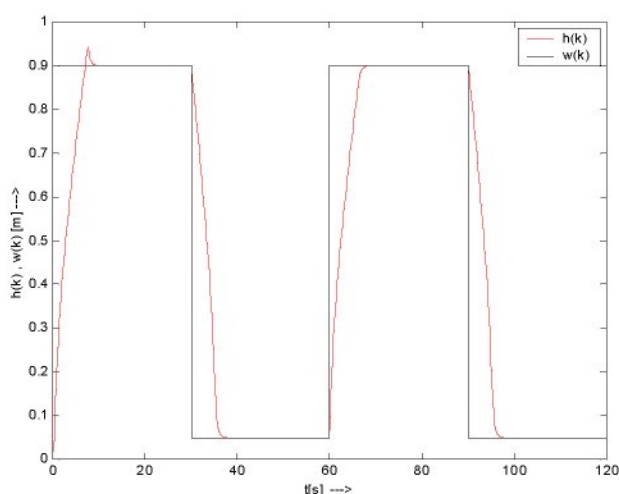
Parametry α_i a β_i jsou v každém kroku regulace získávány on-line identifikací nelineárního systému (4-39). Musí být zajištěna podmínka $\beta_i > 0$, zaručující nemožnost záporných hodnot parametru $k_{i,1}$. Podmínka je vyřešena přidáním dalšího pravidla do adaptivního procesu. Jestliže v některém okamžiku bude identifikační metoda aktualizovat takové β_i , že nebude vyhovovat podmínce $\beta_i > 0$, potom se parametru β_i přiřadí jeho absolutní hodnota.

Dále z podmínky o nulové trvalé regulační odchylce se odvodí hodnota parametru $k_{i,0}$. Trvalá regulační odchylka nastane, když $h_i(k) = h_i(k-1) = w(k) = C$ pro velké k a všechny $i=1,2,\dots,R$. Dosazením této rovnosti do rovnice (4-46) je vytvořen vztah pro výpočet parametru $k_{i,0}$.

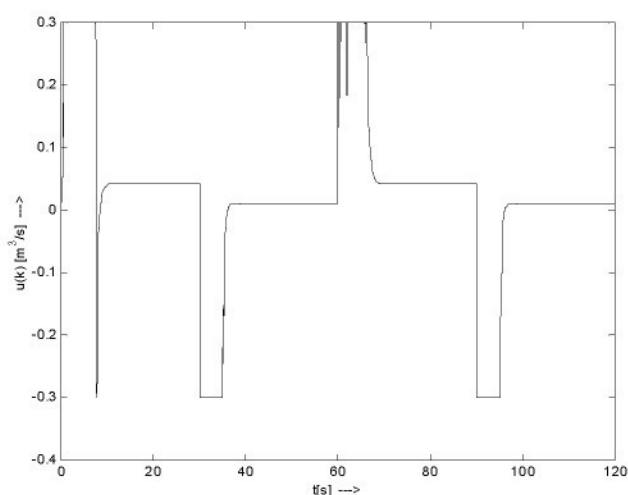
$$\begin{aligned} C &= \alpha_i \cdot C + \beta_i \cdot k_{i,0} \cdot C - \beta_{i,1} \cdot k_{i,1} \cdot C \\ 1 &= \alpha_i + \beta_i \cdot k_{i,0} - \beta_{i,1} \cdot k_{i,1} \\ k_{i,0} &= \frac{1 - \alpha_i + \beta_{i,1} \cdot k_{i,1}}{\beta_i} \end{aligned} \quad (4-49)$$

Simulační výsledky:

Pro tuto simulaci byl pól uzavřené smyčky umístěn do bodu 0.9.

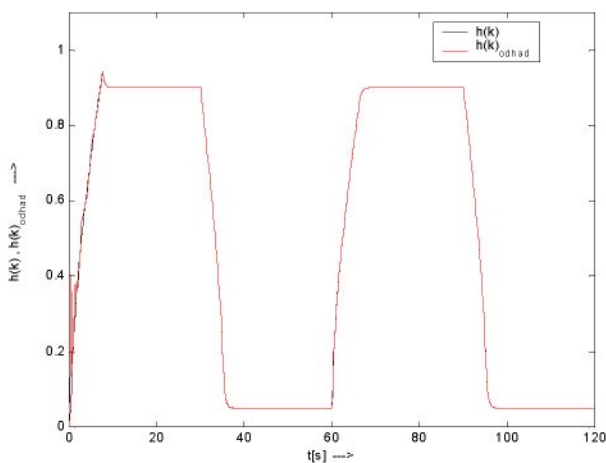


Obr.4.30 Regulační pochod



Obr.4.31 Průběh akční veličiny

Na obr.4.30 je znázorněn regulační pochod na změnu žádané hodnoty. Rychlost regulace je teoreticky odvozena od zvoleného umístění pólu v jednotkové kružnici. Umístění pólu blízko středu jednotkové kružnice vyjadřuje požadavek rychlého regulačního pochodu. Z rovnic (4-48) a (4-49) je patrné, že hodnoty proporcionálních parametrů $k_{i,0}$ a $k_{i,1}$ se zvyšují s přibližováním pólu ke středu jednotkové kružnice. Jednotlivé regulátory následně generují vyšší akční veličiny a důsledkem by mělo být rychlejší dosažení žádané hodnoty. Prakticky jsou však hodnoty akční veličiny omezeny saturací a nemůže být dosaženo libovolně rychlého regulačního pochodu. Příslušný průběh akční veličiny je na obr.4.31.



Obr.4.31 Rozdíl mezi $h(k)$ a $\hat{h}(k)$

Důležitou vlastností, která výrazně ovlivňuje výsledky celého algoritmu je kvalita estimace parametrů α_i a β_i , které určují vlastní odhad $\hat{h}(k)$. Na obr.4.31 je vidět rozdíl mezi skutečným $h(k)$ a odhadnutým průběhem $\hat{h}(k)$. Z obrázku je patrné, že struktura modelu s použitím pouze pěti pravidel je dostačující k získání dobré estimace soustavy.

Výsledná struktura fuzzy modelu a fuzzy regulátoru má následující tvar:

Fuzzy model

- P_1 : Jestliže $h(k-1)$ je $\tilde{H}_1^1$ pak $\hat{h}(k) = 0.9770 \cdot h(k-1) + 0.1040 \cdot u(k-1)$
- P_2 : Jestliže $h(k-1)$ je $\tilde{H}_1^2$ pak $\hat{h}(k) = 1.0064 \cdot h(k-1) + 0.0404 \cdot u(k-1)$
- P_3 : Jestliže $h(k-1)$ je $\tilde{H}_1^3$ pak $\hat{h}(k) = 1.0034 \cdot h(k-1) + 0.0290 \cdot u(k-1)$
- P_4 : Jestliže $h(k-1)$ je $\tilde{H}_1^4$ pak $\hat{h}(k) = 1.0004 \cdot h(k-1) + 0.0202 \cdot u(k-1)$
- P_5 : Jestliže $h(k-1)$ je $\tilde{H}_1^5$ pak $\hat{h}(k) = 0.9987 \cdot h(k-1) + 0.0136 \cdot u(k-1)$

Fuzzy regulátor

- P_1 : Jestliže $h(k-1)$ je $\tilde{H}_1^1$ pak $u(k) = 0.9616 \cdot w(k) - 0.7405 \cdot h(k)$
- P_2 : Jestliže $h(k-1)$ je $\tilde{H}_1^2$ pak $u(k) = 2.4739 \cdot w(k) - 2.6317 \cdot h(k)$
- P_3 : Jestliže $h(k-1)$ je $\tilde{H}_1^3$ pak $u(k) = 3.4479 \cdot w(k) - 3.5656 \cdot h(k)$
- P_4 : Jestliže $h(k-1)$ je $\tilde{H}_1^4$ pak $u(k) = 4.9621 \cdot w(k) - 4.9800 \cdot h(k)$
- P_5 : Jestliže $h(k-1)$ je $\tilde{H}_1^5$ pak $u(k) = 7.3411 \cdot w(k) - 7.2430 \cdot h(k)$

5. Závěr

- provedena literární rešerše v oblasti standardních adaptivních přístupů a v kap.2 shrnuty principy nejpoužívanějších metod.
- teoretický úvod do oblasti fuzzy řízení a popisu činnosti fuzzy systémů v kap.3
- hlavní část DP zaměřena na popis metod adaptivní fuzzy regulace a jejich simulační ověření. Metody byly rozděleny na přímé a nepřímé.

a) Přímé metody

Metoda Adaptivního fuzzy řízení s referenčním modelem na principu učení (FMRLC) byla realizována v prostředí Matlab Simulink. Vlastní algoritmus byl do Simulinku implementován pomocí komponenty S-function, což vyžadovalo ovládnutí principu činnosti zmíněné komponenty a vyřešení problémů spojených s jejím použitím, které jsou popsány v kapitole 4.2.2.

Při návrhu algoritmu na zvolenou soustavu bylo stěžejním problémem nalezení měřítkových koeficientů fuzzy regulátoru a inverzního fuzzy modelu. Hodnoty zmíněných parametrů a velikost periody vzorkování zásadně ovlivňují funkčnost algoritmu, spočívající v nalezení báze pravidel fuzzy regulátoru a její následné modifikaci při změnách soustavy nebo pracovního stavu. Nebyl nalezen a neexistuje žádný deterministický postup, jak tyto parametry hledat. Vycházelo se z heuristických metod uvedených v [3] a pro zvolenou soustavu Motore-Pružná spojka-Tachodynamo se podařilo experimentálně nalézt parametry, při kterých má FMRLC algoritmus srovnatelné vlastnosti s optimálním PID regulátorem. Bylo provedeno srovnání regulačních možností PID optimálního regulátoru a adaptivního fuzzy regulátoru při změnách parametrů soustavy. Výsledky jsou uvedeny v tab.4.10 na str.42. Aplikovatelnost algoritmu na reálnou soustavu je zatím omezena výpočtovou náročností a malou odolností vůči šumu, jak bylo naznačeno v v kap.3.2.3.

b) Nepřímé metody

Nepřímé metody používají fuzzy identifikaci k získání aktuálních informací o parametrech soustavy a na základě těchto informací adaptují parametry regulátoru. Byl vytvořen program, který identifikuje nelineární systém Takagi-Sugeno fuzzy modelem na principu rekurzivní metody nejmenších čtverců. Jeho funkčnost byla ověřena na případě, kdy identifikovaným systémem je známá Takagi-Sugeno fuzzy struktura. Identifikační program byl použit jako součást metody adaptivních paralelních kompenzací, kdy se nelineární systém aproximuje množinou lineárních modelů a na základě metody pole-placement jsou navrženy adaptivní regulátory. Metoda byla realizována na příkladě modelu vodní nádrže.

Pokračování DP by se mohlo zaměřit na nalezení algoritmu v hledání měřítkových koeficientů u metody FMRLC a posouzení stability této metody.

6. Přílohy

Přílohy jsou umístěny na přiloženém CD-ROMu .

7. Použitá literatura

- [1] Modrlák, O., Kyrál A.: Fuzzy řízení a regulace. Studijní materiál. Liberec: TU, 2002. Dostupné na internetu: http://www.fm.vslib.cz/~krtsub/fm/tr2/tar2_fuz.pdf.
- [2] Drábek, O., Macháček, J.: Adaptivní řízení, Skripta, Vysoká škola chemicko-technologická Pardubice, 1992.
- [3] Vysoký, P.: Fuzzy řízení. Skripta, ČVUT Praha, 1996.
- [4] Hanuš, B., Olehla, M., Modrlák, O.: Regulace technologických procesů. Vysoké učení technické v Brně VUTUM, 2000
- [5] Passino, K.M., Yurkovich, S.: Fuzzy Control, The Ohio State University, Addison Wesley Longman, Inc. 1997
- [6] Isermann, R., Lachmann, K.-H., Matko, D.: Adaptive control systems, Prentice-Hall 1992
- [7] Modrlák, O., Votrúbec R., Regulace otáček, Návod ke cvičení. Liberec: TU, 2001. Dostupné na internetu: <http://www.fm.vslib.cz/~krtsub/fm/tr2/navod1.pdf>.
- [8] Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, The MathWorks, Inc. 1995-1999
- [9] Writing S-Function, The MathWorks, Inc. 1998