

DOKTORI (PhD) ÉRTEKEZÉS

Tóth László Richárd

DOI: 10.18136/PE.2015.594

Pannon Egyetem
2015.

IRÁNYÍTÁSI STRUKTÚRÁK ÖSSZEHASONLÍTÓ VIZSGÁLATA

Értekezés doktori (PhD) fokozat elnyerése érdekében
a Pannon Egyetem Vegyészmérnöki- és Anyagtudományok
Doktori Iskolájához tartozóan.

Írta:

Tóth László Richárd

**Készült a Pannon Egyetem iskolája/
programja/alprogramja keretében

Témavezetők: Dr. Nagy Lajos

Elfogadásra javaslom (igen / nem)

(alíírás)

Dr. Szeifert Ferenc

Elfogadásra javaslom (igen / nem)

(alíírás)

A jelölt a doktori szigorlaton%-ot ért el,

Az értekezést bírálóként elfogadásra javaslom:

Bíráló neve: igen /nem

.....
(alíírás)

Bíráló neve:) igen /nem

.....
(alíírás)

A jelölt az értekezés nyilvános vitáján%-ot ért el.

Veszprém,

.....
a Bíráló Bizottság elnöke

A doktori (PhD) oklevél minősítése.....

.....
Az EDHT elnöke

Pannon Egyetem
Vegyészmérnöki és Folyamatmérnöki Intézet
Folyamatmérnöki Intézeti Tanszék

Irányítási struktúrák összehasonlító vizsgálata

DOKTORI (PhD) ÉRTEKEZÉS

Tóth László Richárd

Témavezetők

Dr. Nagy Lajos, egyetemi docens
Dr. Szeifert Ferenc, egyetemi docens

Vegyészmérnöki- és Anyagtudományok Doktori Iskola
Pannon Egyetem
2015.

University of Pannonia
Institute of Chemical and Process Engineering
Institutional Department of Process Engineering

Comparative study of process control structures

PhD Thesis

László Richárd Tóth

Supervisors

Lajos Nagy, associate professor
Ferenc Szeifert, associate professor

Doctoral School in Chemical Engineering and Material Sciences
University of Pannonia
2015.

Köszönetnyilvánítás

Egy doktori dolgozat bár az egyéni munka bemutatásáról szól, nem feledkezhetek meg arról, hogy az úton, amely idáig vezetett, rengetegen segítettek.

Elsőként témavezetőimnek, Dr. Nagy Lajosnak és Dr. Szeifert Ferencnek mondok köszönetet, hiszen ők vezettek be a tudomány világába. Nem sajnálták tőlem a tudásukat megosztani, de segítettek a saját ötletek kibontakoztatásában is. Dr. Szeifert Ferenc végtelennek tűnő elméleti tudása és éleslátása sokat segített abban, hogy ezen a pályán a megfelelő irányban haladjak. Dr. Nagy Lajos mindig naprakészen, olyan gyakorlati tanácsokkal látott el, amelyek nagyban megkönnyítették a munkámat, nem a saját káromon kellett tanulnom.

A Folyamatmérnöki Intézeti Tanszék többi kollégája is nagyban segítette munkámat. Emlékezetesek maradnak az építő szakmai vitákat generáló beszámolók, amelyek olyan új nézőpontokat mutattak meg, amely nekem nem jutott volna eszembe.

Szeretnék köszönetet mondani a tanszék többi PhD hallgatójának is. Ők mindig készen álltak, hogy segítsenek, együtt küzdjük le a nehézségeket. Összekötnek minket a közös élmények, melyek nagy része munkával telt, de jutott hely a csapatot építő kikapcsolódásnak is. Elmondhatom, hogy nemcsak jó munkatársakat, hanem barátokat ismerhettem meg bennük.

Köszönetet mondok a Jedlik Ányos Szakkollégium közösségének. Nyolc éven át lehettem tagja az ott folyó pezsgő szellemi életnek, és lehetőségem nyílt hallgató társaimmal együtt látókörom szélesítésére. Bár sokszor tehernek éreztem, valójában az ott végzett szakmai munka indított el a TDK munka, később a PhD tanulmányok felé.

Köszönetet mondok családomnak, akik végig támogattak a doktori fokozat megszerzésében. Köszönetet mondok minden barátomnak, ismerősömnek, akik szintén biztattak és támogattak tanulmányaim során.

Kivonat

Doktori dolgozatom célja a vegyipari folyamatirányítás területén alkalmazott modell alapú szabályozó módszerek összehasonlító vizsgálata. Számos irányítási struktúra hasonló elemeket tartalmaz, viszont az egyes funkciók különböző csoportosítása miatt összehasonlításuk nehézkes lehet. Ebben a dolgozatban funkció szerint vizsgálom a szabályozási módszerek egyes elemeit, és összehasonlítom az egyes módszerekben betöltött szerepüket.

Egy irodalmi áttekintést követően, amely tisztázza az általam használt fogalmakat, és a vizsgált módszerek körét, az invertálás szerepét tárgyalom a szabályozási struktúrában. Az invertálás alapvető eleme a szabályozásnak, mivel az elvárt kimenet ismeretében és a bemenet a kimenettel összekötő modell ismeretében akarjuk meghatározni a szükséges bemenetet. Az invertálás közvetve megjelenik a PID szabályozók tervezésében, a Smith-prediktorban, a nemlineáris viselkedés kompenzációjában és a modell prediktív szabályozóban is. Közvetlenül is létrehozható az inverz, ha az a priori modellt analitikusan invertáljuk, vagy ha a mérési adatsorokra inverz fekete-doboz modellt illesztünk, például neurális hálózati modell formájában. Az összehasonlításban kapott eredmények arra engednek következtetni, hogy az invertálásba bevitt a priori ismeret javítja a szabályozás minőségét.

Az egy bemenetű, egy kimenetű rendszerek invertálása viszonylag egyszerű feladat, azonban a több bemenetű, több kimenetű rendszerek invertálása során különösen nagy gondot okoz a holtidő. A modell IMC faktorizációja során oda kell figyelni arra, hogy egy kiválasztott beavatkozó jel holtidejétől ne legyen másik beavatkozó holtideje kisebb a vizsgált szabályozó körben. A megfelelő holtidő eltolás megállapításához javaslok egy algoritmust, amellyel elkerülhető, hogy az inverzben jövőbeli bemenet szerepeljen.

Az összehasonlító vizsgálatok eredményeként megfigyeltem, hogy a modell prediktív szabályozó és a korlátos közvetlen invertálás a mérések során gyakorlatilag azonosan működött. Ha a két módszer összehasonlítása során azonos modellt használunk és kizárjuk a modell hiba lehetőségét, akkor különbséget csak a teljes szabályozó kör viselkedésére előírt követelmény különbsége okozhat. A modell prediktív szabályozó esetében egy feltételes szélsőérték-feladatot fogalmazzunk meg, míg a korlátos közvetlen invertálás esetében egy specifikációt a teljes szabályozott objektumra. A két megközelítés között kapcsolatot lehet felfedezni, és a megfelelő beállításokkal a két módszer valóban azonos zártköri viselkedést eredményez.

Végül a szabályozás visszacsatolásban szereplő elemeit vizsgáltam. A visszacsatolás történhet közvetlenül a beavatkozó jelen keresztül, vagy közvetve az alapjel korrekciójával, vagy a modell, illetve a rá épülő szabályozó valamely paraméterének változtatásával. Ezeket a megoldásokat összehasonlítottam egy kevert üstrektor hőmérséklet-szabályozásában. Az egyes módszerek összehasonlítására bemutatok egy módszert, ami az identifikáció és a szabályozás célfüggvényének függése szerint osztályozza a modellt és a szabályozó paramétereit, ezzel rávilágítva az egyes módszerek robusztusságára.

Abstract

The aim of my PhD thesis is the comparative analysis of the controller structures applied in the field of chemical process control. Many controller structures are constructed of similar elements, but the different grouping of the functional elements makes it harder to compare these structures. In this work the elements of the controller structures are analysed by their function, and a comparison is made based on the role of each element in the controller structures.

After a literature review that clarifies the concepts and the studied methods, the inverse function in the controller structures is investigated. The inverse function is a base element of the control structure, as we construct the inputs of the system based on the desired outputs, with regards to the previously known model connecting inputs to outputs. Indirect inversion appears in PID controllers, Smith-predictor, steady-state compensation of nonlinear behaviour, and model predictive control. Direct inversion is reached in the constrained direct inversion and in inverse neural networks. The results of the comparison imply that the more a priori knowledge is incorporated into the controller, the better performance can be expected.

Inverting single input single output systems is an easy task, but inverting a multiple input multiple output system may cause troubles, especially when dead times are present. During the IMC factorization of the model, special attention is needed to avoid inputs with smaller dead times than that of the manipulated variable. To avoid the inconvenience of having future signals in the inverse function, I proposed a method for choosing the right dead time shift during the inversion of the system.

The comparison between the model predictive control and the constrained direct inversion implied that the two methods can act almost the same in appropriate circumstances. If the same model has been used and the modelling error is negligible, then the sole cause of the differences is the formulation of the expectations regarding the whole controller loop. The model predictive control is formulated as an optimization problem, while in the case of the constrained direct inversion a closed-loop specification is set up. The two approaches are connected, and by suitable settings the two methods really operate in the same way.

Finally the feedback elements of the control structure have been studied. The feedback may find its way directly through the manipulated variable, or through the correction of the set-point, or through some parameter of the underlying model or the controller itself. These routes were compared in the case study of the temperature control of a stirred tank reactor. I have also introduced a method to compare the robustness of the controller structures based on the sensitivity of identification and control objective functions for each model parameter.

Sommaire

Le but de ma thèse est l'analyse comparative des structures de régulation appliquées dans le domaine du contrôle de processus chimique. De nombreuses structures de régulation sont construits en éléments similaires, mais le regroupement différent des éléments fonctionnels, il est difficile de comparer ces structures. Dans ce travail, les éléments des structures de régulation sont analysés par leur fonction, et une comparaison est faite sur la base du rôle de chaque élément dans les structures de contrôle.

Après une revue de la littérature qui clarifie les concepts et les méthodes étudiées, la fonction inverse dans les structures de régulation est étudiée. La fonction inverse est un élément de base de la structure de contrôle, que nous construisons les entrées du système basé sur les résultats souhaités, en ce qui concerne le modèle précédemment connu reliant les entrées aux sorties. Inversion indirecte apparaît dans contrôleurs PID, Smith-prédictives, rémunération à l'état stable de comportement non linéaire, et de contrôle prédictif du modèle. Inversion directe est atteinte dans l'inversion directe et contraint dans les réseaux de neurones inverses. Les résultats de la comparaison implique que plus la connaissance a priori est incorporé dans le contrôleur, la meilleure performance peut être attendue.

Inversion des systèmes avec une sortie et une entrée est une tâche facile, mais en inversant un système de sortie multiples et multiples d'entrée peut provoquer des troubles, surtout quand les temps de retards sont présents. Au cours de la factorisation IMC du modèle, une attention particulière est nécessaire pour éviter les entrées avec des temps de retards plus petite que celle de la variable manipulée. Pour éviter l'inconvénient d'avoir des signaux futures dans la fonction inverse, je proposai une méthode pour choisir le bon décalage de temps de retards lors de l'inversion du système.

La comparaison entre la commande prédictive et l'inversion directe contrainte implique que les deux méthodes peuvent agir presque la même dans les circonstances appropriées. Si le même modèle a été utilisé et l'erreur de modélisation est négligeable, alors la seule cause des différences est la formulation des attentes concernant la boucle du contrôleur général. La commande prédictive est formulé comme un problème d'optimisation, tandis que dans le cas de l'inversion directe contrainte une spécification de la boucle fermée est mis en place. Les deux approches sont connectés, et par les paramètres appropriés les deux méthodes fonctionnent vraiment de la même manière.

Enfin, les éléments de rétroaction de la structure de contrôle ont été étudiés. La rétroaction peut trouver son chemin directement à travers la variable manipulée, ou par la correction de la consigne, ou par certains paramètres du modèle sous-jacent ou le contrôleur lui-même. Ces itinéraires ont été comparés dans l'étude de la régulation de la température d'un réacteur à cuve agitée de cas. Je l'ai également introduit une méthode pour comparer la solidité des structures de régulation en fonction de la sensibilité de l'identification et de contrôler les fonctions objectifs pour chaque paramètre du modèle.

Tartalomjegyzék

1. Irodalmi áttekintés	1
1.1. Az irányítási rendszerek elemei	1
1.2. Az IMC struktúra	4
1.3. A priori modellek a szabályozásban	8
1.4. PID szabályozás	9
1.5. Smith prediktor	11
1.6. Gain Scheduling	14
1.7. MPC	15
1.8. Generic Model Control (GMC)	21
1.9. Globally Linearizing Control	23
1.10. Inverz neurális hálózatok	24
1.11. Zérus dinamika	25
1.12. A módszerek csoportosítása	27
2. Invertálási módszerek a szabályozó struktúrákban	30
2.1. A laboratóriumi vízmelegítő	30
2.1.1. Modellezés	33
2.1.2. Integrál középérték modell	34
2.1.3. Kaszkád modell	35
2.2. Invertálás, mint az előrecsatolás eszköze	38
2.2.1. PID szabályozás	39
2.2.2. Smith-prediktor	40
2.2.3. Nemlineáris viselkedés stacioner kompenzációja	41
2.2.4. Modell prediktív szabályozás	44
2.2.5. Közvetlen korlátos inverzképzés	46
2.2.6. Inverz neurális hálózati modell	48
2.3. A szabályozó struktúrák összehasonlítása	52
2.4. Összefoglalás	54
3. Több bemenetű, több kimenetű holtidős rendszerek invertálása	55
3.1. Esettanulmányok	56
3.2. Problémafelvetés	58
3.3. Megoldás egy minta rendszeren	58

3.4. Általános algoritmus	59
3.5. Illusztráció szimulációval	61
3.6. Stabilitás az inverzben	65
3.7. Alkalmazási lehetőség szétcsatoló szabályozásban	67
3.8. Összefoglalás	70
4. A zárt körű specifikáció és a célfüggvény kapcsolata	71
4.1. Célfüggvények kiválasztása.....	71
4.2. CDI szabályozás értékelése célfüggvénnyel.....	73
4.3. Szűrt alapjel alkalmazása.....	75
4.4. Összefoglalás	77
5. A visszacsatolási lehetőségek vizsgálata	78
5.1. Mintarendszer a laboratóriumi üstreaktor.....	81
5.2. A reaktor modellje	82
5.3. A modell paraméterek azonosítása.....	83
5.4. Előrevezéssel szabályozó tervezése.....	85
5.5. Visszacsatolás IMC struktúrában.....	87
5.6. Visszacsatolás a beavatkozó jelen keresztül	88
5.7. Hőforrás becslése.....	90
5.8. A visszacsatoló módszerek összehasonlítása.....	91
5.8.1. Szabályozók hangolása.....	91
5.8.2. Alapjel-követési vizsgálatok.....	94
5.8.3. Zavarás kompenzációs vizsgálatok.....	96
5.9. Visszacsatoló szabályozók minősítése paraméter-érzékenység szerint.....	99
5.10. Összefoglalás.....	102
6. Összefoglalás	103
Tézisek.....	104
Publikációk.....	106
Irodalomjegyzék.....	108

Ábrák és táblázatok jegyzéke

Ábrajegyzék

1. ábra	Az IMC struktúra sematikus rajza.....	5
2. ábra	Smith-prediktor sémája	5
3. ábra	PID szabályozó struktúra sematikus ábrája.....	10
4. ábra	Két szabadsági fokú Smith-prediktor struktúra.....	12
5. ábra	Byrnes-Isidori forma sematikus ábrája	25
6. ábra	Hirschorn-féle jobb inverz	26
7. ábra	Korlátos bal inverz	27
8. ábra	A laboratóriumi vízmelegítő sematikus rajza.....	30
9. ábra	A vízmelegítő berendezés fényképe.....	31
10. ábra	A vízmelegítő berendezés kommunikációs rendszere.....	32
11. ábra	Az identifikációhoz használt mérési adatsor	37
12. ábra	A különböző kaszkádszám esetén kapott legjobb illeszkedés hibanégyszet-összege	38
13. ábra	Szabályozás PID szabályozóval	40
14. ábra	Szabályozás Smith-prediktorral	41
15. ábra	Stacioner nemlineáris kompenzáció struktúrája.....	42
16. ábra	Szabályozás stacioner nemlineáris kompenzátorral.....	43
17. ábra	Szabályozás stacioner nemlineáris és holtidő kompenzáció alkalmazásával.....	43
18. ábra	MPC az IMC struktúrában	45
19. ábra	Szabályozás MPC alkalmazásával	45
20. ábra	Korlátos inverzképzés IMC struktúrában.....	47
21. ábra	Szabályozás CDI alkalmazásával.....	48
22. ábra	IMC struktúra neurális hálózati modellel.....	48
23. ábra	Normál neurális hálózati modell illeszkedése.....	50
24. ábra	Inverz neurális hálózati modell illeszkedése.....	50
25. ábra	Szabályozás inverz neurális hálózat alkalmazásával	52
26. ábra	MIMO holtidős rendszer stabilizálása (García & Albertos 2010) szerint.....	56

27. ábra	Smith-prediktor szűrővel (Santos et al. 2014) által javasolt formában	57
28. ábra	Algoritmus a virtuális és a fizikai beavatkozók közti időeltolás megállapítására	60
29. ábra	Előreccsatolás a javasolt algoritmussal	62
30. ábra	Nagyítás a javasolt algoritmussal történő előreccsatolás első 10 másodpercéről.....	62
31. ábra	Stacioner előreccsatolás	63
32. ábra	Nagyítás a stacioner előreccsatolás első 10 másodpercéről.....	63
33. ábra	Nagyítás a stacioner előreccsatolás jeleiről 249-260 s időtartományban	64
34. ábra	Nulladrendű MIMO rendszer visszacsatoló szabályozása	65
35. ábra	Az u_1 beavatkozó jel több k^2 érték mellett	67
36. ábra	Szabályozás keresztthatás kompenzációval, a) alapesetben, b) módosított holtidejű virtuális beavatkozókkal.....	69
37. ábra	Kereszthatás-kompenzáció holtidő elhanyagolással	69
38. ábra	Kereszthatás kompenzáció beavatkozó késleltetéssel.....	70
39. ábra	Tipikus szabályozási szimulációs vizsgálat	72
40. ábra	Célfüggvény tagok hozzájárulása a teljes célfüggvényhez különböző λ súlyozással végzett kísérletekben	73
41. ábra	Célfüggvény értéke a zárt körű időállandó és a súlyozó tényező függvényében (kék – alacsony, piros – magas)	74
42. ábra	MPC-vel és CDI-vel elérhető optimális célfüggvény értékek	74
43. ábra	Szűrt alapjelet alkalmazó MPC és CDI összehasonlítása	76
44. ábra	Szűrt alapjelet alkalmazó MPC és CDI összehasonlítása aktív beavatkozó korlát mellett.....	76
45. ábra	Laboratóriumi üstreaktor fényképe (bal) és vázlata (jobb) a használt eszközök feltüntetésével	81
46. ábra	Modell kimenet illeszkedése a mért jelre a reaktor modell identifikálásánál.....	85
47. ábra	A master szintű előreccsatoló szabályozó elemei	87
48. ábra	A reaktor master szintű szabályozása IMC struktúrában	88
49. ábra	Visszacsatolás inverz hibamodellen keresztül (elsőrendű modell)	90

50. ábra	IAE célfüggvény függése a hangoló paramétertől IMC struktúrában.	92
51. ábra	IAE célfüggvény függése a hangoló paraméterektől elsőrendű hibamoddal	93
52. ábra	IAE célfüggvény függése a hangoló paraméterektől másodrendű hibamoddal	94
53. ábra	Visszacsatolási módszerek összehasonlítása alapjel fölfelé váltása esetén	95
54. ábra	Visszacsatolási módszerek összehasonlítása alapjel lefelé váltása esetén	96
55. ábra	Zavarás kompenzációja során HM1 szabályozóval	97
56. ábra	Zavarás kompenzációja során IMC szabályozóval	98
57. ábra	Hőforrás becslésének összehasonlítása	98
58. ábra	Célfüggvények érzékenysége k_n paraméterre	100
59. ábra	Célfüggvények paraméter-érzékenysége	100

Táblázatok jegyzéke

1. táblázat	Az irodalmi módszerek összehasonlítása	28
2. táblázat	A vizsgált módszerek összehasonlítása integrál kritériumok alapján	53
3. táblázat	A vizsgált módszerek összehasonlítása alapjel váltás esetén beállási idő és túllendülés szerint	54
4. táblázat	A vizsgált módszerek összehasonlítása zavarás kompenzáció esetén beállási idő és a legnagyobb eltérés szerint	54

Jelölésjegyzék

Jelölés	Leírás
a	vízmelegítő modell paramétere
A	rendszermátrix az állapotter modellben
A_f	áramlási keresztmetszet (vízmelegítő)
a_k	hőátadási tag paramétere a köpeny modellben
$a_{körm}$	hőátadási tag paramétere a környezet felé
A_m	rendszermátrix, modell szerint
a_r	reaktor hőátadási tag paramétere
b	vízmelegítő modell paramétere
B	bemeneti mátrix az állapotter modellben
B_m	bemeneti mátrix, modell szerint
B_z	bemeneti mátrix a zavarások felől
$B_{z,m}$	bemeneti mátrix a zavarások felől, modell szerint
c	control horizont
c_c	adott sorban a párosítás szerint kiválasztott oszlop száma
c_i	végtelen ciklus vizsgálat során vizsgálatra kiválasztott oszlop száma
c_n	holtidő mátrix oszlopainak száma
c_p	fajhő (víz)
c_s	vizsgálatra kiválasztott oszlop száma
d	diszkrét holtidő
D_1, D_2	kereszthatás kompenzáció átviteli függvénye
dp	szelep diszkrét holtideje
dq	fűtés diszkrét holtideje
dT	belépő hőmérséklet diszkrét holtideje
dz	zavarás holtideje
e	szabályozási hiba
e_u^2	beavatkozó mozgását büntető tag az MPC célfüggvényben
e_y^2	szabályozási hibát büntető tag az MPC célfüggvényben
f	állapotátmeneti függvény
F	térfogatáram (vízmelegítő)
f_ψ	ψ állapotváltozókra vonatkozó állapotfüggvény
f_{NN}	neurális hálózati modell diszkrét átmeneti függvénye
f_{NN}^{-1}	neurális hálózati modell átmeneti függvényének inverze
g	kimeneti függvény
G_{PID}	PID szabályozó átviteli függvénye
G_C	szabályozó átviteli függvénye
G_F	szűrő átviteli függvénye
G_m	módosított átviteli függvény
G_{obj}	szabályozni kívánt objektum átviteli függvénye
G_S	stabilizáló szabályozó átviteli függvénye
G_{ZK}	zárt kör átviteli függvénye
h	hosszkoordináta
Δh	egy kaszkádelem hossza

h_1, h_2	holtidő eltolás
i, j, l	futó index
J_k	MPC célfüggvény a k. időpillanatban
k	diszkrét idő
K	erősítési tényező
K_C	PID erősítési tényező
K_1, K_2	GMC hangoló mátrix
k_f	termosztát fűtési paramétere
k_f'	termosztát módosított fűtési paramétere
k_h	termosztát hűtési paramétere
k_h'	termosztát módosított hűtési paramétere
K_{ij}	erősítési mátrix i. sorának j. eleme
L	vízmelegítő teljes csőhossza
l_m	módosításra kiválasztott sor száma
l_n	holtidő mátrix sorainak száma
l_s	vizsgálatra kiválasztott sor száma
m	modell horizont
M	modell átviteli függvénye
M^{-1}	inverz modell átviteli függvénye
m_u	legrégebbi figyelembe vett beavatkozó diszkrét ideje
m_z	legrégebbi figyelembe vett zavarás diszkrét ideje
n	kaszkád elemek száma
n_p	összes mérési pont száma
n_x	modell rendősége
p	predikciós horizont
Δp	differenciál nyomásmérő jele
P	fizikai rendszer átviteli függvénye
p_v	beavatkozó-szabályozott jellemző párosítás vektora
q	vízmelegítő modell paramétere
Q	hőforrás
q_m	módosult a vizsgált sor? (logikai változó)
Q_{max}	fűtőszál maximális teljesítménye
r	relatív rend
t	idő
T	hőmérséklet
tI	másodrendű objektum 1. időállandója
T_1	reaktor belső hőmérséklet
ΔT_1	reaktor belső hőmérséklet eltérése
$T_{1,mért}$	mért reaktor belső hőmérséklet
t_2	másodrendű objektum 2. időállandója
T_2	reaktor köpeny hőmérséklet
ΔT_2	reaktor köpeny hőmérséklet eltérése
$T_{\text{átl}}$	átlagos hőmérséklet
t_{be}	belépő hőmérséklet holtideje
T_{be}	belépő hőmérséklet

t_d	holtidők mátrixa
T_D	PID differenciálási időállandó
$t_{d,m}$	módosított holtidők mátrixa
t_{d0}	kezdeti holtidő mátrix
t_h	holtidő
T_i	i. kaszkádelem hőmérséklete
T_I	PID integrálási időállandó
T_i^*	i. kaszkádelem hőmérséklete holtidő nélkül
$T_{i,k}$	i. kaszkádelem hőmérséklete, k. diszkrét időpontban
t_{ij}	holtidő mátrix i. sorának j. oszlopának eleme
T_{ki}	kilépő hőmérséklet
$T_{körny}$	környezeti hőmérséklet
t_p	szelep holtideje
t_q	fűtés holtideje
T_{ref}	hőmérséklet alapjel
u	beavatkozó jel
u^*	korlátozás nélküli beavatkozó jel
Δu	eltérés a beavatkozó jelben
u_1, u_2	MIMO rendszer 1. / 2. bemenete / beavatkozó jel
u_f	termosztát fűtő beavatkozó jele
u_h	termosztát hűtő beavatkozó jele
u_q	fűtés beavatkozó jel (0...100%)
u_v	szelep beavatkozó jel
v	virtuális beavatkozó jel
V	berendezés térfogata
v_1	MIMO rendszer 1. virtuális bemenete
v_2	MIMO rendszer 2. virtuális bemenete
v_f	lineáris áramlási sebesség
w	alapjel
w^*	korrigált alapjel
w_1	MIMO rendszer 1. kimenetére vonatkozó alapjel
w_2	MIMO rendszer 2. kimenetére vonatkozó alapjel
WT_1	reaktor belső hőmérséklet alapjele
ΔWT_1	reaktor belső hibamodellel alapjele
WT_2	reaktor köpeny hőmérséklet alapjele
ΔWT_2	slave alapjel korrekció
x	állapotváltozók
y	kimenet
y_1	MIMO rendszer 1. kimenete
y_2	MIMO rendszer 2. kimenete
y_m	modell kimenet
y_p	fizikai kimenet
z	zavarás
α	szelep stacioner jelleggörbéje
α^{-1}	szelep stacioner jelleggörbéjének inverze

λ	MPC célfüggvény súlyozó tényezője
Φ	állapotátmeneti függvény
Φ_u^{-1}	Φ inverz függvénye u-ra vonatkozóan
ζ	állapotváltozók
$\psi_{1\dots r}$	állapotváltozók
ρ	sűrűség (víz)
τ_c	zárt körű specifikáció időállandója
τ_{c1}	előreecsatolás időállandója
τ_{c2}	visszacsatolás időállandója
τ_{c3}	hőáram-becslés időállandója
τ_f	termosztát fűtés időállandója
τ_h	termosztát hűtés időállandója
$\tau_{1\dots r}$	zárt körű specifikáció paraméterei
ζ	másodrendű zárt körű specifikáció csillapítási tényezője
ζ_{c2}	zárt körű specifikáció csillapítási tényezője, visszacsatolás

Rövidítések

Rövidítés	Leírás	Angol megfelelő
2I2O	2 bemenetű 2 kimenetű rendszer	2 Input 2 Output system
AD	analóg-digitális átalakító	Analog Digital (converter)
CDI	korlátos közvetlen invertálás	Constrained Direct Inversion
DCS	elosztott irányító rendszer	Distributed Control System
DMC	dinamikus mátrix szabályozó	Dynamic Matrix Controller
DS-d	közvetlen szintézis módszere zavarás kompenzációra	Direct Synthesis on Disturbance
GLC	globálisan linearizáló szabályozó	Globally Linearizing Control
GMC	generikus modell szabályozó	Generic Model Control
GPC	általános prediktív szabályozó	Generalized Predictive Control
GS	erősítési tényező ütemezés	Gain Scheduling
HM1	elsőrendű hibamodellen alapuló visszacsatolás	-
HM2	másodrendű hibamodellen alapuló visszacsatolás	-
IAE	abszolút hibaintegrál	Integrated Absolute Error
IMC	belső modell elvén alapuló szabályozó	Internal Model Control
ISE	hibanégyzet integrál	Integrated Squared Error
ITAE	idővel súlyozott abszolút hibaintegrál	Integrated Time weighted Absolute Error
LDPE	kis sűrűségű polietilén	Low Density Polyethylene
LKN	legkisebb négyzetek módszere	Least Squares Method
LQG	-	Linear Quadratic Gaussian Regulator
LQR	-	Linear Quadratic Regulator
MIMO	több bemenetű, több kimenetű rendszer	Multiple Input, Multiple Output system
MPC	modell prediktív szabályozó	Model Predictive Control
NL komp.	stacioner nemlineáris kompenzáció	-
OPC	-	OLE for Process Control
P	arányos szabályozó	Proportional Controller
PI	arányos és integráló szabályozó	Proportional, Integral Controller
PID	arányos, integráló és deriváló szabályozó	Proportional, Integral, Derivative Controller
PWM	kitöltési tényező változtatásos jel	Pulse-Width Modulation
SIMC	Skogestad IMC	Skogestad IMC
SISO	egy bemenetű, egy kimenetű rendszer	Single Input Single Output System
SQP	soros négyzetes programozás	Sequential Quadratic Programming

1. Irodalmi áttekintés

Dolgozatom témája a vegyipari rendszerek irányítási módszerei, az irányítási struktúrák és algoritmusok összehasonlító vizsgálata. A használt módszerekre vonatkozó irodalmi példákat az adott módszer bemutatása mellett a következő fejezetben ismertetem. Az irányításhoz szervesen kapcsolódik a modellezés is, erről is szó esik a fejezetben.

1.1. Az irányítási rendszerek elemei

A fogalmakat a vegyipari folyamatirányítás területén elismert tankönyvek alapján használom, úgy mint (Seborg et al. 2011) és (Stephanopoulos 1984) „a vegyipari folyamatirányítás alapjai”, valamint (Isidori 1995) „a nemlineáris rendszerek szabályozása” tartalmú könyvei. Ebben a fejezetben ez alapján foglalom össze a legfontosabb fogalmakat.

Az irányítási feladat célja az, hogy egy kitűzött célnak megfelelő állapotba hozzuk az irányított rendszert. A szabályozásban részt vesz a szabályozó, a vele kapcsolatban álló irányított rendszer, és a célokat megfogalmazó, a rendszer működését figyelemmel követő személy.

Egy modern folyamatirányító rendszerben a rendszer legfőbb jellemzőit automatikus mérésekkel megismerjük, ezek jeleit távadók továbbítják a megfelelő kommunikációs csatornán a folyamatirányító számítógép felé. Az így kapott jelek és a beállított alapjel értékek felhasználásával a szabályozó kiszámítja a beavatkozó jelet, melyet a beavatkozó szerv felé továbbít, hogy az fizikailag is megvalósítsa azt.

Kérdésként merülhet fel, hogy hol húzzuk meg a határt a szabályozott rendszer és a szabályozó között. További felosztás lehet a szabályozón belül, ha a jelek egyszerű átalakítását (például átmenet az analóg és a digitális jelek között) és a szabályozó algoritmust szétválasztjuk. Ebben a dolgozatban elsősorban a szabályozó algoritmussal foglalkozom, amely a kondicionált, számításokhoz közvetlenül felhasználható mért, illetve kezelő által megadott jelektől a beavatkozó felé kiadott jelekig tart. Ebbe tehát nem tartoznak bele a mérő és beavatkozó eszközök, és a szabályozó hardveres felépítésével sem célok itt foglalkozni. Ezeket adottnak tekintem, ugyanakkor figyelembe kell venni, hogy befolyásolhatják a rendszer dinamikáját.

Dolgozatomban elsősorban lokális irányítási struktúrákkal foglalkozom, igaz sok megállapítás kiterjeszhető a koordináló szintre is. A lokális szinten az irányítás célja

megfogalmazható vagy egy célfüggvény szerinti optimum megközelítésével, vagy a szabályozott jellemző alapjelre állításával (vagy egyszerre mindkettővel). A szabályozott jellemző a szabályozott rendszer kimenete, olyan változó, amely a működőképesség biztosításán túlmenően a magasabb szinten értelmezett (gazdasági) célfüggvényre jelentős hatással van. Az irányított rendszer bemenetei lehetnek beavatkozó jelek vagy zavarások. A zavarásokat lehet mérni, de szinte biztos, hogy lesz nem mért zavarás is a rendszer bemenetei között.

Az irányítási feladatot számos nézőpont szerint közelíthetjük meg, illetve csoportosíthatjuk:

- előre- és visszacsatolás,
- lokális vagy koordináló szint,
- a priori modellen alapuló vagy fekete doboz modellen alapuló vagy modell nélkül működő,
- lineáris vagy nem lineáris.

További megoldandó feladatként felmerülhet a beavatkozó korlátainak kezelése, holtidős, instabil, fordított válaszü rendszerek szabályozása, több bemenetű több kimenetű (MIMO) rendszerek szabályozása, kereszthatások kompenzációja, mért zavarások figyelembe vétele. A szabályozás célját megfogalmazhatjuk optimális irányítási feladatként, vagy előírhatjuk az irányított rendszer (zárt kör) viselkedését (zárt körű specifikáció, pólusok helye, stb.). Ezeket a továbbiakban bővebben is kifejtem.

A visszacsatolás a beavatkozó jelet a rendszer megmért kimenetének, a szabályozott jellemzőnek felhasználásával állítja elő. Ezzel szemben az előrecsatolás a rendszer kimenetét nem használja fel, viszont a rendszer tulajdonságainak, viselkedésének (modelljének) ismeretében az elvárt kimenetnek megfelelő, és a megmért zavaró hatásokat figyelembe vevő beavatkozó jelet állít elő. Az előrecsatolás kötelezően igényli a rendszer modelljét, amely egyaránt lehet a priori vagy fekete doboz modell. A visszacsatolás esetén nem kötelező a modell explicit ismerete, bár azt meg kell jegyezni, hogy a legegyszerűbb módszerek (pl. PID szabályozás Ziegler-Nichols hangolással) is burkoltan a rendszerről szerzett ismereteinkre építenek, legfeljebb az identifikálás lépését a szabályozó tervezésével egybe vonják. Ebből is látszik, hogy míg az előrecsatolás szempontjából kritikusnak fontos a pontos modell ismerete, addig a visszacsatolás kevésbé érzékeny a modellezés hibáira. A modell tökéletes ismerete nem elvárható, így az irányított rendszer viselkedése el fog térni az előzetesen tervezettől, ami stacioner állapotban maradó hibához

is vezethet, ha csak előrecsatolást alkalmazunk. Ennek kiküszöbölésére szinte mindig alkalmazunk visszacsatolást is.

Camacho és társai áttekintő cikkükben foglalkoznak a napkollektorok szabályozásának egyszerűbb megoldásaival (Camacho et al. 2007a), mint például a PID, a zavarások előrecsatolása, és a kaszkád szabályozás. A cikk második részében a fejlettebb módszereket mutatják be (Camacho et al. 2007b). Ezek a modell prediktív szabályozás (MPC), a nemlineáris MPC, az önhangoló és a modell referenciás adaptáció, az erősítési tényező ütemezése (Gain Scheduling, GS), ami megfelel a programozott adaptáció egy speciális esetének, az IMC struktúra, a holtidő-kompenzáció, az optimális szabályozók (például LQG), különböző nemlineáris struktúrák, a fuzzy szabályozás, és a neurális hálózati modellek használata. Mivel a napkollektorok számos olyan tulajdonsággal rendelkeznek (holtidő, nemlineáris viselkedés, elosztott paraméterű modellek), amelyek a vegyipari rendszerek szabályozásának nehézségét adják, így az alkalmazott szabályozási megoldások is a vegyiparban széles körben elterjedtek, a továbbiakban én is ezeket mutatom be részletesebben.

Történetileg az automatikus szabályozás a PID típusú szabályozókkal (helyesebben P, majd PI végül PID) kezdődött. Ennek technikai oka az volt, hogy maga a szabályozó is egy fizikai berendezés volt, korlátozott lehetőségekkel. A digitális folyamatirányítás megjelenésével azonban ez a korlát eltűnt, és az addig csak elméletben létező technikák kipróbálásra vártak. Azonban a nagy áttörés helyett egy lassabb fejlődés következett be, mivel a fejlettebb szabályozó algoritmusokkal kapcsolatban is tapasztalatokat kellett szerezni, és ez nem ritkán költséges kísérletezést vont maga után.

Azt is meg kell jegyezni, hogy a PID szabályozó körök a lokális szabályozási feladatok megoldására szinte minden esetben alkalmasak a vegyiparban és a hozzá köthető iparágakban. A nehézségeket általában az egyes körök egymásra hatása adta, illetve olyan sok esetben mérhető zavarások, amelyek jelentősen befolyásolták a folyamatot. Ezekben az esetekben jelentett komoly előrelépést a modell prediktív szabályozás (MPC) elterjedése. Eleinte (és még napjainkban is előfordul) lineáris modelleket használtak, azonban már ez is sokkal jobb közelítést jelentett a keresztthatások kompenzációjára és a zavarások figyelembe vételére, mintha teljesen figyelmen kívül hagyják.

A nemlineáris rendszerek szabályozására az a megközelítés terjedt el, hogy először közelítik a rendszer viselkedését egy lineáris modellel, majd ehhez megfelelő szabályozót terveznek. A modell meghatározható a megfelelő lineáris struktúra kísérleti adatokra

illesztéséből vagy az a priori modell linearizálásával. Az a tapasztalat, hogy a köröket újra és újra be kell hangolni, vezetett ahhoz az igényhez, hogy magát a szabályozó hangolását is automatizálják. Az így kapott rendszereket nevezték el adaptívnek, mivel alkalmazkodnak a megváltozó körülményekhez. Az adaptációra jellemző, hogy nagyságrendileg lassabb, mint a szűkebb értelemben vett szabályozó beavatkozásai, máskülönben instabillá válhat a rendszer.

Az adaptivitás tehát a lassú változások követésére alkalmas, de vannak olyan nemlineáris folyamatok, amelyek gyorsabban változnak meg, így egy önhangoló adaptív algoritmus mindig késésben lenne a valós rendszerhez képest. Az ilyen esetekre különböző linearizálási technikákat fejlesztettek ki. Például a Generic Model Control (GMC), vagy a Globally Linearizing Control (GLC, teljesen linearizáló szabályozó), illetve különböző lineáris technikák kiterjesztése nemlineáris rendszerekre. Ezeknél a megoldásoknál a cél az, hogy lineáris virtuális objektumot hozzunk létre az eredeti objektum és egy hozzá kapcsolódó modell segítségével. Ezután már hagyományos lineáris szabályozót használhatunk. Ehhez elsősorban egy meglévő nemlineáris modelltől indultak ki, amelyet a megfelelő technikával át lehet alakítani. Ezek a módszerek kevésbé kerültek ipari gyakorlatba, inkább elméleti szakemberek foglalkoztak velük.

Az irányítási struktúrák összehasonlítását az alapján végzem el, hogy az egyes elemek miként jelennek meg bennük. A vizsgálat során azt kell megállapítani, hogy a visszacsatolás mellett van-e előreccatolás, lehetséges-e a kereszthatások és a mért zavarások kompenzációja, figyelembe veszi-e a módszer a beavatkozó korlátait, kompenzálja-e a nemlineáris viselkedést és a holtidőt. A módszerek összehasonlítása során fontos szempont az is, hogy az előbb említett funkciók mennyire elkülönülten, mennyire transzparensen jelennek meg.

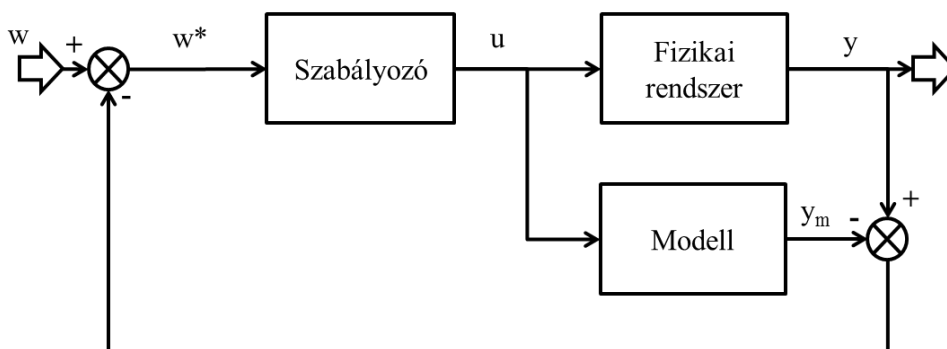
1.2. Az IMC struktúra

A modell alapú szabályozók legtöbbje az IMC (Internal Model Control, belső modell szerinti szabályozó) struktúrára vezethető vissza. Ezt Garcia és Morari (Garcia & Morari 1982) ismertette egy több részes cikksorozat első tagjában. Az elv az, hogy ha tökéletes modellt tudnánk alkotni a szabályozott rendszerről, akkor ugyanazt a beavatkozó jelet kiküldve mind a modell, mind a fizikai rendszer számára, ugyanazokat a kimeneteket és állapotokat kapnánk a modellben és a fizikai rendszerben is. A modell előnye a fizikai rendszerrel szemben az, hogy mérés nélkül megismerhetőek változói, és a szabályozó

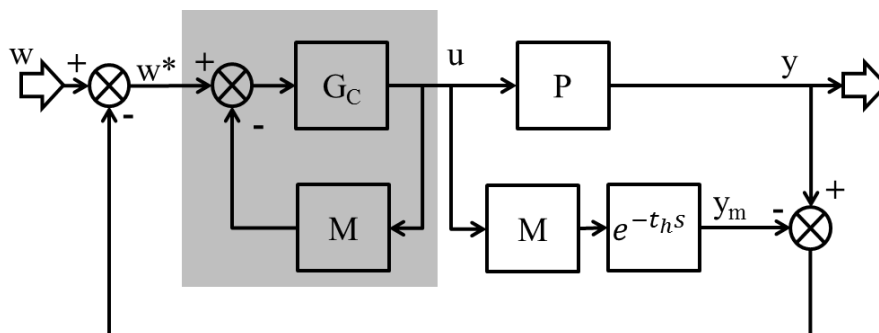
ezeket felhasználhatja a beavatkozó jel számításához.

Figyelembe kell venni azonban azt, hogy nagyon ritka a tökéletes modell, így a modell és a fizikai rendszer különbségéből adódó hibát visszacsatoláson keresztül kell kompenzálni. Az IMC struktúrában a szabályozott jellemző mért és szimulált értékének különbségét csatoljuk vissza az alapjel korrekciójára (1. ábra).

Maga a szabályozó a rendszer modelljével inverz kapcsolatban áll. Azonban a modell nem minden eleme invertálható, ilyen például a holtidő. Ilyenkor ketté lehet választani a modellt invertálható és nem invertálható részre, ezt nevezzük IMC faktorizációnak. A szabályozó csak az invertálható rész inverzét tartalmazza, illetve azzal számolt állapotváltozókat használ fel a beavatkozó számításához. Azonban a fizikai rendszer kimenetével történő összehasonlításhoz a teljes modell (invertálható és nem invertálható rész is) szükséges. Belátható, hogy a Smith-prediktor, amely jól ismert holtidő-kompenzációs struktúra, valójában az IMC struktúra egy speciális esete, ahol a modell nem invertálható része a holtidő, a modell inverzét pedig egy visszacsatolással állítjuk elő (2. ábra).



1. ábra Az IMC struktúra sematikus rajza



2. ábra Smith-prediktor sémája

Garcia és Morari cikksorozatuk második részében (Garcia & Morari 1985a) a többváltozós rendszerek IMC struktúra tervezését tárgyalják. Ha a szabályozott jellemzők fontosság

szerint sorba rendezhetők, akkor meg lehet valósítani egy olyan szétcsatoló struktúrát, amelyben a szabályozó és a szabályozott objektum eredő átviteli mátrixa háromszög-mátrix, vagyis a legfontosabb kimenetre csak egy bemenet hat, míg a következőre már kettő és így tovább. Ha minden szabályozott jellemző egyaránt fontos, akkor arra kell törekedni, hogy az eredő átviteli mátrix diagonális legyen. Azonban a szerzők felhívják a figyelmet arra, hogy minél kötöttebb a struktúra, annál inkább veszélybe kerül a robosztusság. Az IMC technika azonban lehetőséget ad arra, hogy áttekinthető formában lehessen beállítani a kívánt robosztusságot és a szabályozás gyorsaságát. A harmadik részben (Garcia & Morari 1985b) az IMC struktúra hangolására javasolnak módszereket. A negyedik részben (Rivera et al. 1986) a szerzők arra a speciális esetre hívják fel a figyelmet, amelynél az IMC szabályozó tervezés PID szabályozóhoz vezet. Valójában ez nem is olyan ritka, mivel másodrendű holtidős, vagy azokból egyszerűsítéssel levezethető objektumok esetén PID szabályozó adódik, és a vegyész-mérnöki gyakorlatban a legtöbb rendszer viselkedése közelíthető ilyen modellel. A szabályozó hangolásához így elég egy zárt köri időállandót meghatározni, ami nagy könnyebbség az eredeti három PID paraméter meghatározása helyett.

A cikksorozat ötödik részében (Economou et al. 1986) a nemlineáris rendszerekre terjesztik ki az elméletet. Megállapítják, hogy a lineáris esetben tapasztalt előnyök ugyanúgy átvihetők az általánosabb, nemlineáris esetre is. Előnyként említik meg, hogy a szabályozó tervezésének elején a robosztussággal nem kell külön foglalkozni, a szabályozót előre-csatoló szabályozóként lehet tervezni. Később a visszacsatolásban a robosztusság közvetlenül kezelhető. A cikk az inverzképzés módjairól is szót ejt. Amikor a cikk íródott, akkor még nem voltak jó tapasztalatok a közvetlen analitikus invertálással, így ezt nem is ajánlják. Helyette numerikus módszereket mutatnak be az invertálásra. Dolgozatom későbbi részében azonban bemutatom, hogy az analitikusan megalkotott inverz használható a szabályozásban, bár magasabb rendű rendszereknél valóban nem vezet egyszerű összefüggésekhez az analitikus invertálás.

A hatodik részben (Economou & Morari 1986) bemutatják, hogy MIMO rendszerek esetén hogyan lehet a problémát több SISO körre visszavezetni. A módszer során egyszerűen figyelmen kívül hagyják a keresztthatásokat, és SISO rendszereknél használt módszerrel hangolnak szabályozót. A következő lépésben az IMC szűrőjét úgy állítják be, hogy a keresztthatások okozta zavarások ne okozzanak instabilitást. Ettől a szabályozás lassul. A szerzők bevezetnek egy mértéket, amellyel jellemezni lehet, hogy mennyit romlik

a szabályozó egy teljesen szétcsatolt szabályozóhoz képest. Ez alapján azt is el lehet dönteni, hogy melyik párosítás adja a legjobb szabályozási minőséget.

Rendszeresen felmerülő kérdés a beavatkozó korlátainak kezelése. A probléma alapja az, hogy egyes szabályozó algoritmusok (például PI vagy PID szabályozó) nem vesz tudomást a beavatkozó korlátairól, és nem realizálható beavatkozó jel értéket is kiadhat. Ha a szabályozó felé nem érkezik információ az aktív korlátról, akkor tévesen folytatja a beavatkozó jel változtatását. Visszacsatoló szabályozóknál ez túllendüléshez vezethet, előreccatolásnál pedig a beavatkozás hatástalanságához. Az IMC struktúrában, ha a rendszer modellje a beavatkozó jel korlátozott értékét kapja meg, akkor az általa számított állapotok is ennek megfelelően alakulnak. Amennyiben a szabályozó felhasználja ezeket az állapotokat, úgy a korlát aktiválódásáról is információhoz jut.

Az IMC struktúra koncepciója számos irodalmi példában alkalmazott struktúrát lefed, azonban nem minden esetben nyilvánvaló, hogy az adott módszer elemei milyen funkciót töltenek be. Félreértésekre adhat okot, hogy szabályozó alatt gyakran PID szabályozót vagy egyszerű átviteli függvénnyel leírható objektumot értenek. Ha tágabban értelmezzük az IMC struktúrát, akkor valójában bármely inverz képzésére alkalmas elem lehet szabályozó.

Problémát okozhat instabil és fordított válaszü rendszerek szabályozása az IMC struktúrában. Az integráló rendszer, amely az instabilitás tipikus példája, inverze egy deriváló objektum. A probléma az, hogy ez nem tartalmaz a stacioner értékről információt, a stacioner állapot több helyen is beállhat.

A fordított válaszü rendszerek lineáris esetben azonosíthatóak pozitív zérusokról. Invertálás során a zérusok és a pólusok éppen megcserélődnek, így az inverz pozitív pólussal fog rendelkezni, ami instabilitást eredményez. Ennek következménye, hogy csak folyamatosan változó beavatkozóval tudjuk tartani a szabályozott jellemző előírt értékét, azonban a beavatkozó a korlátok elérése után már nem tud tovább változni ugyanabba az irányba. Ilyenkor az invertálásból ki kell hagyni a pozitív zérust tartalmazó részt (amennyiben ez lehetséges). Nemlineáris rendszereknél a szabályozott jellemző többszörös deriválásával olyan összefüggést kapunk, amelyben közvetlenül megjelenik a beavatkozó, azonban annak deriváltja is. Ilyenkor közelítő megoldásként elhanyagolhatjuk a beavatkozó deriváltját, ezzel lemondva a zárt körű specifikáció tökéletes követéséről.

1.3. A priori modellek a szabályozásban

Pantelides és Renfro (Pantelides & Renfro 2012) összefoglaló cikkében arról írnak, hogyan jelent meg és jelenleg hol tart az a priori modellek on-line felhasználása. Az irányításelmélet kutatásai nagyon hosszú ideig a lineáris fekete-doboz modellekre korlátozódott, illetve ebből a hagyományból építkezve terjesztették ki tapasztalataikat a nemlineáris rendszerekre. Így a többnyire nemlineáris a priori modellek háttérbe szorultak. Az a priori modellek számos előnnyel rendelkeznek:

- szélesebb tartományban írják le adekvát módon a modellezett rendszert,
- paramétereik fizikai értelemmel bírnak, ami megkönnyíti az analízist,
- még nem létező rendszerekre is felírhatóak.

Az a priori modellek jól használhatóak on-line a folyamat megfigyelésében, a folyamatok előrejelzésében, nyitott körű döntéstámogatásra és zárt körű szabályozásra.

Az a priori modelleket először off-line használták, főleg tervezési feladatokban. Ezen kívül már az 1970-es években megjelentek olyan stacioner modellek, amelyek alapján erősítési tényezőket lehetett megállapítani, és azokat később a szabályozók tervezéséhez lehetett használni. Az 1980-as években jelent meg az egyenlet-orientált megközelítés, amely szétválasztotta a modellt és a megoldó módszert. Így már ugyanaz a modell különböző feladatokban is felhasználható lett. Az 1990-es években kezdtek megjelenni az on-line feladatokban használt a priori modellek. A gond az volt, hogy jóval összetettebbek voltak, mint a lineáris fekete-doboz modellek, így nehezebben karbantarthatók voltak. Ennek ellenére kezdtek megjelenni a nemlineáris szabályozók és a nemlineáris állapotbecslő módszerek, amelyek a priori modellen alapultak.

A 2000-es években a számítási kapacitás növekedése már lehetővé tette az a priori modellek kényelmes on-line használatát. Az első komoly áttörés a nemlineáris modell prediktív szabályozók (MPC) területén jelent meg, különösen a polimerizációs folyamatokban. Megállapítják a cikk szerzői, hogy a szabályozásban jól használható modell kiválasztásához fontos a megfelelő komplexitás megválasztása. Egy túl bonyolult modell megalkotása költséges és hosszú időt vehet igénybe. Egy túl egyszerű modell viszont éppen azokat az előnyöket veszíti el, ami az a priori modellekre jellemző (széles tartományban érvényes).

A 2. fejezetben bemutatom, hogy saját gyakorlati munkámban miként jelentkezik az a priori modellek használata. Az MPC-n túl egyéb nemlineáris szabályozókban is felhasználtam a priori modelleket. Az a priori modellek hatékony on-line alkalmazásához

nagyban hozzájárult a rugalmasan használható Matlab/Simulink fejlesztői környezet.

1.4. PID szabályozás

A klasszikus irányításban a PID szabályozók szerepe elsődleges. Åström és Hägglund (Åström & Hägglund 2001) cikkében kifejti, hogy a nagy múltra visszatekintő módszer még ma is aktuális, és nem várható, hogy fejlettebb szabályozók átvegyék a helyét. A PID szabályozó fő előnye egyszerűsége, emiatt könnyen implementálható a különféle folyamatirányító rendszerekben, és nem feltétlenül igényli a szabályozott rendszer részletes modelljét. Åström és Hägglund példaként megemlíti, hogy koordináló szintű modell prediktív szabályozás bevezetése során a szabályozás javulását jelentős mértékben a lokális körök helyes hangolása hozta. A PID szabályozás témaköréről mint kiforrott, tudományos tekintetben kevés újdonságot tartogató területről írnak, viszont a gyakorlati alkalmazásban még mindig vannak hiányosságok és lemaradás az elmélettől.

A PID szabályozóra kevesen tekintenek az invertálás eszközeként. A PID szabályozó azonban másodrendű holtidős rendszerek, és az ezekből egyszerűsítéssel levezethető elsőrendű, illetve holtidő nélküli rendszerek invertálását elvégzi egy zárt visszacsatoló körön belül. Vegyük a PID átviteli függvényét, és alkossuk meg egy másodrendű rendszerrel a zárt visszacsatoló kört:

$$G_{PID} = K_C \left(1 + \frac{1}{T_I s} + T_D s \right) = \frac{K_C}{T_I s} (T_I T_D s^2 + T_I s + 1) \quad (1.1)$$

$$G_{obj} G_{PID} = \frac{K}{t_1 t_2 s^2 + (t_1 + t_2) s + 1} \cdot \frac{K_C}{T_I s} (T_I T_D s^2 + T_I s + 1) \quad (1.2)$$

Ha megfelelően választjuk meg a PID paramétereit, akkor a polinomokkal egyszerűsíteni lehet:

$$t_1 t_2 = T_I T_D \quad (1.3)$$

$$t_1 + t_2 = T_I \quad (1.4)$$

$$\frac{K K_C}{T_I} = \frac{1}{\tau_C} \quad (1.5)$$

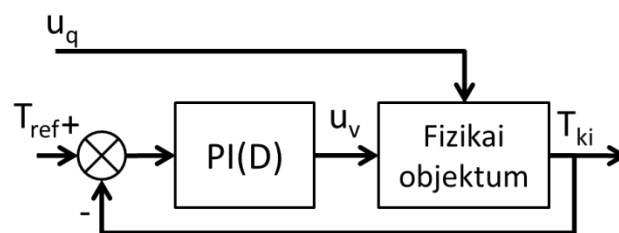
Ezeket az értékeket behelyettesítve a következőhöz jutunk:

$$G_{obj} G_{PID} = \frac{1}{\tau_C s} \quad (1.6)$$

A zárt kör átviteli függvénye egy elsőrendű szűrő lesz:

$$G_{ZK} = \frac{G_{obj}G_{PID}}{1 + G_{obj}G_{PID}} = \frac{\frac{1}{\tau_c s}}{1 + \frac{1}{\tau_c s}} = \frac{1}{\tau_c s + 1} \quad (1.7)$$

Ez alapján elmondható, hogy a PID szabályozó egy másodrendű lineáris rendszer inverzét és egy integrátort tartalmaz, amelyeket ha a 3. ábra szerint helyezünk zárt visszacsatoló szabályozó körbe, akkor az 1.7 egyenlet szerint stabil szűrő alakul ki. A holtidős rendszerekre is igaz ez a megállapítás, ha az exponenciális tagot az átviteli függvényben sorba fejtéssel közelítjük (Skogestad 2003).



3. ábra PID szabályozó struktúra sematikus ábrája

A PID szabályozó kör tehát egyszerűbb rendszerek esetén közvetve elvégzi az invertálás feladatát. Azonban a magasabb rendű, illetve nemlineáris rendszerek szempontjából más módszerek előnyösebben alkalmazhatóak.

A szabályozó hangolására több módszert is ismerünk. A Ziegler-Nichols féle módszerek már csak történeti jelentőséggel bírnak, ugyanakkor ma is aktuális az ITAE módszer (Lopez et al. 1967), melyet az elsőrendű holtidős rendszerek idővel súlyozott abszolút hibájának minimalizálására fejlesztettek ki.

A modern módszerek jelentős része a közvetlen szintézis módszerén alapszik. Az iparban ezt a hangolást nevezik Lambda-hangolásnak is (Olsen & Bialkowski 2002). A folytonos esettel teljesen analóg módon használható diszkrét rendszerek esetén a Dahlin-algoritmus (Dahlin 1968). Ezek a módszerek valójában ahhoz nyújtanak segítséget, hogy a zárt körű specifikációt miként fogalmazhatjuk meg úgy, hogy a szabályozó „jól” működjön. A jó működés definíciója azért problémás, mert egymásnak ellentmondó célok között kell egyensúlyoznunk: a beállási idő csökkentése és a beavatkozó mozdítás költségei valamint a robusztusság egy bizonyos határon túl már csak egymás rovására javítható.

A Skogestad (Skogestad 2003) által javasolt SIMC módszer többféle rendszer hangolására használható. Ezek mind a közvetlen szintézis módszerén alapszanak, azzal a kiegészítéssel, hogy a zárt körű időállandót az effektív holtidővel megegyezőnek választja.

Az effektív holtidő abból adódik, hogy a rendszert másodrendű holtidős rendszerként közelítjük, ezáltal a közelítés holtideje eltérhet az eredeti rendszer holtidejétől. Hasonlóan a közvetlen szintézis módszerét alkalmazta Chen és Seborg (Chen & Seborg 2002), viszont ők a zavarásra adott választ specifikálták az alapjel-váltásra adott válasz helyett, ezt a módszert nevezték el DS-d módszernek. Néhány korszerű PID szabályozó hangoló módszer összehasonlítását végezte el Foley és társai (Foley et al. 2005). Egy érdekességre hívják fel a figyelmet: a DS-d esetén a beavatkozó jelet nem mozgatja túl hirtelen a szabályozó, mégis érzékenyebb a holtidő megváltozására a szabályozás minősége. Ez ellentmond az intuíciónak, miszerint egy óvatosabb beavatkozás robosztusabb viselkedést eredményez. Összességében, alapjel váltás esetén Wang és Shao (Wang & Shao 2000) módszerét tartották legjobbnak, zavarás kompenzáció esetén, ha a szabályozott rendszer időállandója a domináns, akkor a DS-d, ha a holtidő és az időállandó hasonló mértékben befolyásolja a viselkedést, akkor az SIMC, ha pedig a holtidő a domináns, akkor a Rivera és társai (Rivera et al. 1986) által bemutatott IMC hangolást javasolják a szerzők. Diszkrét szabályozókra a Dahlin-algoritmus beállításához Bray és társai (Bray et al. 1990) fogalmazznak meg szabályokat.

1.5. Smith prediktor

A Smith-prediktor, amely egyben egy speciális IMC struktúra is (2. ábra), azt a célt szolgálja, hogy gyorsabb szabályozást érhessünk el a holtidő kompenzációjával. Az IMC faktorizáció lehetővé teszi, hogy a nem invertálható dinamikát kihagyjuk az invertálásból, amely a PID szabályozó tervezésének részét képezi, és a fölösleges késleltetés kihagyásával a beavatkozó gyorsabb beállást tesz majd lehetővé. A 2. ábrán bekeretezett rész egy belső visszacsatolás, amely zárt kör közvetve elvégzi az invertálás feladatát. Azt is meg kell jegyezni, hogy a modell, amely a virtuális visszacsatoló körben helyezkedik el, bemeneteként felhasználja a mért zavarást is. Így holtidő nélkül értesülhet a szabályozó a mért zavarás hatásáról, ezzel gyorsabb reakció érhető el a zavarás kompenzációja során.

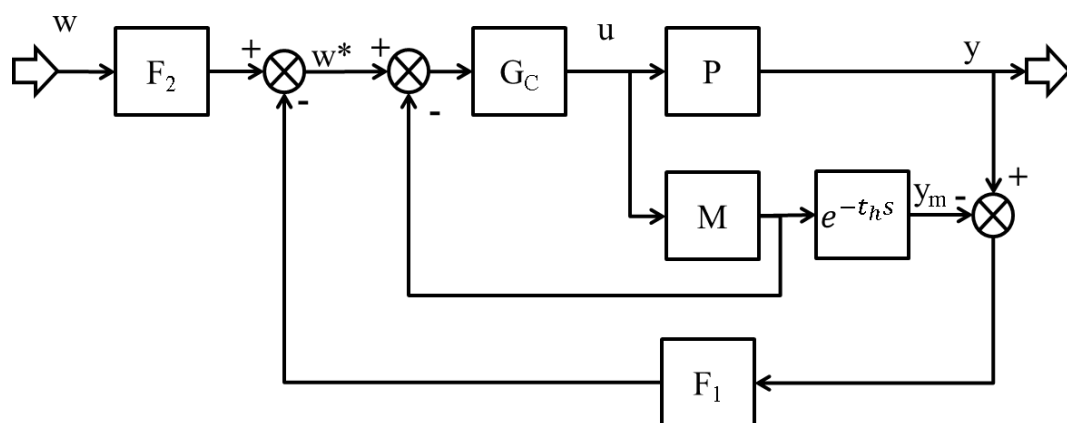
A Smith-prediktorból származtatható szabályozók kiváló lehetőséget nyújtanak a nagy holtidejű rendszerek szabályozására (Normey-Rico & Camacho 2008). Normey-Rico és Camacho összefoglaló cikkében kifejti azonban a Smith-prediktor korlátait, és az azokra adott megoldási lehetőségeket is.

A legfőbb problémák, amelyek felmerültek, a következők:

- A zavarások kompenzációja nem elég gyors, legfeljebb a rendszer nyitott körű viselkedésével egyezik meg.
- Instabil rendszerekre nem alkalmazható.
- A holtidő pontatlan ismerete komoly szabályozási hibához, akár instabilitáshoz vezethet, tehát nem elég robusztus a Smith-prediktor.
- A hangoláshoz gyakorlatban könnyen végrehajtható módszereket kell találni.

A zavarások kompenzációjára az előreccatolás jelent egy jó megoldást. A mért zavarásoknál általában egyszerű a helyzet, kivéve ha a zavarás kisebb holtidővel hat a rendszerre, mint a beavatkozó, ekkor kénytelenek vagyunk elfogadni a szabályozási hibát, míg ellenkező esetben tökéletes szabályozás érhető el, ha a modell hibáktól eltekintünk. Nem mért zavarás esetén lehetséges annak becslése. Ha a rendszer holtideje az időállandóhoz képest nem annyira jelentős, akkor alkalmazhatunk egy gyorsabb nominális modellt, ezzel felgyorsítva a visszacsatolás során elérhető választ. Azonban ezzel a robusztusságot rontjuk.

A robusztusság javítására egy jó módszer lehet a két szabadsági fokú Smith-prediktor. A visszacsatolt modell hibát és az alapjelet egy-egy szűrőn vezetjük keresztül, így külön hangolható az alapjel követés és a zavarás kompenzáció időállandója (F_1 és F_2 a 4. ábrán).



4. ábra Két szabadsági fokú Smith-prediktor struktúra

Az instabil rendszerek szabályozására holtidő-kompenzációval a következő lehetőségek vannak: a nominális modell megváltoztatása, mintha stabil rendszert szabályoznánk, előreccatolás alkalmazása, különleges struktúrák alkalmazása. Ha a nominális rendszert változtatjuk, akkor azzal kell számolnunk, hogy a robusztusság romlik. Továbbá gondot

okozhat ezen szabályozók diszkrét implementálása is. Az előrecsatolás egy jó megoldás lehet a zavarások hatásának eltüntetésére. A különleges struktúrák azon alapszanak, hogy az instabil rendszer negatív visszacsatolásba helyezve stabilizálható, mint például Tan és társai cikkében (Tan et al. 2003).

Kirtania és Choudry (Kirtania & Choudhury 2012) egy módosított Smith-prediktorról írnak, amelynek az a különlegessége, hogy az alapjelet és a visszacsatolt modell hiba jelet is egy lead-lag elemen vezetik keresztül, így az előrecsatolás és a visszacsatolás időállandója külön állítható. Javaslatuk, hogy a zérus mindkét esetben a szabályozandó rendszer pólusával egyezzen meg, így kiejtik egymást, míg az időállandó az előrecsatolás esetében 1/7-ed része, a visszacsatolás esetében 1/14-ed része legyen az eredeti időállandónak, vagyis a visszacsatolás a gyorsabb. Módszerüket kísérletileg is ellenőrizték egy hőcserélőn. Ezt a cikket azonban kritizálta Normey-Rico és társai (Normey-Rico et al. 2012), mivel ez a struktúra levezethető az általuk javasolt szűrt Smith-prediktorból (Normey-Rico & Camacho 2009), és a kettő közti különbséget csak úgy tudták elérni, hogy rosszul hangolták. Bemutatták, hogy megfelelő hangolással a két struktúra viselkedése ekvivalens. Ez is mutatja, hogy nehéz olyan új szabályozó struktúrát találni, amely megfelelően teljesíti a szabályozási feladatot és emellett egyszerű felépítésű.

Vrecko és társai (Vrecko et al. 2001) úgy módosították a Smith-prediktort, hogy a modell-hiba visszacsatolást egy újabb Smith-prediktor struktúrára keresztül vezették át. Ebben a struktúrában feltételezik, hogy a modell szerinti és a valódi holtidő nem egyezik meg, ezért tesznek egy újabb becslést erre a holtidőre. A második becslés inkább hangoló paraméterként funkcionál, mivel ha 0-nak vesszük, akkor az eredeti Smith-prediktort kapjuk vissza, ha pedig egyenlőnek az elsőként ismert holtidővel, akkor a Tian és Gao által javasolttal (Tian & Gao 1998) egyezik meg. Ez utóbbi egyszerűen egy PI szabályozón keresztül csatol vissza, ezzel növelve a robosztusságot, de csökkentve a zavarás kompenzációjának gyorsaságát. A Vrecko és társai által javasolt módszer tehát e kettő között hangolható, amit szimulációs vizsgálatokkal mutattak be.

Padhan és Majhi (Padhan & Majhi 2012) kaszkád szabályozásban valósítottak meg egy módosított Smith-prediktort. Mind a slave, mind a master szinten szerepel egy-egy holtidő-kompenzáció. A javasolt struktúra előnye, hogy külön hangolható az alapjel követés és a zavarás kompenzáció. A struktúra instabil rendszerrel is működőképes, ami elsősorban annak köszönhető, hogy a kaszkád struktúra belső visszacsatoló köre stabilizál, a külső kör pedig eltünteti a maradó hibát. A módszert egy üstreaktor példáján mutatták be.

1.6. Gain Scheduling

A holtidő kompenzációja mellett fontos kérdés nemlineáris objektumoknál a megfelelő szabályozó megtalálása. Már az is jelentős előrelépés, ha a szabályozó a stacioner állapotban jelentkező nemlineáris viselkedést kezelni tudja. Ez a gondolat a Gain Scheduling (GS) technikában jelenik meg elterjedten. A módszer lényege, hogy egy PID szabályozó erősítési tényezőjét a rendszer munkapontjának megfelelően állítjuk be.

Ling és Edgar (Ling & Edgar 1997) egy fuzzy logikával kombinált GS szabályozót mutat be egy víz-gáz reaktor példáján. A reaktor működési tartományát felosztották, az egyes részekre lineáris modellt illesztettek, és ez alapján hangoltak szabályozót. Annak eldöntésére, hogy éppen melyik tartomány szerinti hangolást kell használni, fuzzy logikát használtak. Erre azért is van szükség, mivel a tartományok határán adják a legrosszabb becslést a modellek, illetve egyik tartományból a másikba átmenve hirtelen váltás következhet be a paraméterekben. A fuzzy logika ezt interpolálja, és ezzel simább átmenetet tesz lehetővé, illetve a tartományok határán a valósághoz feltételezhetően legközelebbi modellt adja. A szerzők megemlítik, hogy a modell elemzésével jobb eredmény érhető el, például az szabályozó erősítési tényezője helyett annak reciprokát interpolálták. A szabályozók összehasonlításából kiderült, hogy az egyszerű PID szabályozó általában lassabb volt (az alkalmazott hangolás mellett), az éles váltásokat használó GS többnyire nagyobb túllendüléssel állt be, míg a fuzzy logikát használó szabályozók simábban és gyorsabban álltak be. Utóbbit még nemlineáris MPC-vel is összehasonlították, és hasonló szabályozást kaptak.

Krzaczek és Kowalczyk (Krzaczek & Kowalczyk 2012) egy épület indirekt passzív hűtésére és fűtésére alkalmazott GS szabályozót. Szintén fuzzy logikát használtak az aktuális működési tartomány és a paraméterek kiválasztására. Munkájuk különlegessége, hogy véges elemes módszert használtak az épület és környezetének szimulációjára, és ennek a modellnek a redukciójával hozták létre azokat a lineáris modelleket, amelyekhez szabályozót terveztek. A szabályozó szimulációs vizsgálatok alapján jól működött, néhány tized °C-on belül tartotta a szabályozott jellemzőt.

Roca és társai (Roca et al. 2013) egy napenergiával működtetett vízbontó reaktorpár szabályozását végezte GS szabályozóval. A reaktorokban két külön hőmérsékleten kétféle reakció játszódik le. 800 °C-on a katalizátor oxidálódik, eközben hidrogén keletkezik, 1200 °C-on a katalizátor regenerálódik. A két reaktorban felváltva használják az egyes üzemmódokat, ezzel kvázi folyamatos hidrogéntermelést érnek el. A hőmérsékletet azzal

tudják szabályozni, hogy hány naptükör fókuszát állítják a reaktorra. Fontos feladat az üzemmódok közötti gyors váltás és az, hogy a hőmérséklet ne haladja meg az 1200 °C-ot. Ezt egy PI szabályozó segítségével oldották meg, amely vezetett alapjelen, és az alapjeltől függő erősítési tényezővel működik.

Klatt és Engell (Klatt & Engell 1998) a GS-t PID és egyéb szabályozókra egyaránt értelmezi. Egy IMC struktúrát hoztak létre, amelyben a modellt tartományonként linearizálták, és megfelelő szabályozót hangoltak. A GS a modell hibából és az aktuális beavatkozó jelből számol egy beavatkozó jel korrekciót. Bár a cikk ezt Gain Scheduling elnevezéssel illeti, valójában ez a szabályozó már túlmutat ennek keretein. A szabályozót egy cikloptenolt gyártó reaktoron tesztelték, és azt tapasztalták, hogy az alapjel váltásokat nagyjából azonos beállási idő mellett csekély túllendüléssel képes követni a szabályozott jellemző. A lineáris szabályozó jelentős túllendüléssel és még több lengéssel állt be, az egyszerű GS pedig egy nagyobb túllendüléssel állt be.

1.7. MPC

A modell prediktív szabályozó (MPC) optimális irányítási feladatként fogalmazza meg a szabályozási feladatot. Ennek megfogalmazásához ismernünk kell a célfüggvényt, a keresési változókat, az objektum modellt és a korlátozásokat. A megoldás történhet analitikusan vagy numerikus szélsőérték kereséssel.

A célfüggvény lehet egy magasabb szinten gazdasági célfüggvény, amely számítja a profit maximumát vagy a költségek minimumát. A szabályozás lokális szintjén az alapjeltől való eltérés minimuma is lehet a szélsőérték keresés célfüggvénye.

A célfüggvény megfogalmazása elvi síkon történhet végtelen időhorizonttal, azonban a gyakorlatban egyrészt nem ismertek a rendszert kívülről érő jelek (alapjel, zavarások) jövőbeli értékei, másrészt néhány speciálisan megfogalmazott esettől eltekintve végtelen nagyra nő a numerikus feladat. Ilyen esetekben csak úgy lehet megoldani a feladatot, ha annak van analitikus megoldása. Ezekről a módszerekről részletesen lehet olvasni Anderson és Moore könyvében (Anderson & Moore 1989).

A feladatok többsége azzal a megkötéssel oldható meg, hogy a szélsőérték keresés véges időhorizonton történik. Stabil rendszerek esetén ez nem szigorú megkötés, mivel a beavatkozások hatása idővel egyre csökken, és egy határon túl már elhanyagolhatóvá válik. Ezt a határt nevezzük predikciós horizontnak. Lokális szinten tehát a cél, hogy az alapjelhez minél közelebb kerüljön a szabályozott jellemző ezen a kijelölt horizonton.

A keresési változók a feltételes szélsőérték-feladat direkt megoldása során a beavatkozó jel értékei. Ahhoz, hogy ez véges számú változó legyen, vagy diszkrét időben kell gondolkoznunk, vagy az időbeli jel alakját leíró egyenlet paramétereit kell meghatározni. Ha nem közvetlenül oldjuk meg az optimális irányítási feladatot, hanem visszacsatoló szabályozót használunk erre a célra, akkor a szabályozó paramétereit lesznek a keresési változók. Így működik az LQG (lineáris négyzetes Gauss-eloszlású szabályozó), illetve a H_∞ szabályozó is. Utóbbi esetében a célfüggvény a zárt kör stabilitására (a pólusok helyére) vonatkozik.

Elméleti szempontból fontos megállapítás, hogy a feltételes szélsőérték-feladat megoldása valójában egy indirekt invertálás. A modell bemeneteit úgy variáljuk, hogy az eredmény az előre megadott alapjel (az elvárt kimenet) értékéhez minél közelebb essen, ami az inverz feladat numerikus megoldása.

A modell egyenletei, mint egyenlőségi korlátok épülnek be a feltételes szélsőérték-feladat megfogalmazásába. Ezekon kívül megfogalmazhatunk még korlátozásokat a beavatkozó jel értékeire, például minimális és maximális értékekre. A modell kimeneteire is lehet megfogalmazni korlátozásokat, a numerikus megoldás szempontjából ezek azért esnek más kategóriába, mert csak a szimuláció elvégzése után lehet eldönteni, hogy teljesül-e a korlátozás.

A feladatot meg lehet oldani analitikusan és numerikusan is. Az analitikus megoldás csak akkor lehetséges, ha a megfelelő formában fogalmaztuk meg a szélsőérték-keresési feladatot. Ha a modell lineáris, és nincsenek további korlátozások, akkor a feladat egyszerűen megoldható, mint például azt a Dynamic Matrix Controller (DMC) esetén láthatjuk (Cutler & Ramaker 1980). Ha a modell nem lineáris, akkor csak közelítő megoldást találunk analitikusan, vagy numerikus módszert kell használnunk. A továbbiakban a vizsgálatok tárgyát leszűkítem azokra a lokális szintű feladatokra, melyben diszkrét idejű modellt, véges időhorizonton használunk, és ha külön nem említem, akkor numerikus megoldó módszerrel keressük a beavatkozó jelek optimális értékeit.

Morari és Lee összefoglalja (Morari & H. Lee 1999) az MPC területén addig elért eredményeket. A már említett DMC volt az első, gyakorlatban is alkalmazott megoldás, amely meghatározta az MPC fejlődési irányát. A DMC kidolgozói egy determinisztikus, időtartományú modellen alapuló, egykörös szabályozóban gondolkodtak. A DMC modellje az egyes bemenet-kimenet párok között felvett ugrásfüggvényre adott válaszokból, vagyis az átmeneti görbékből álló modell (step response model).

Alkalmazási példaként említhető egy sztírol polimerizációjára használt folyamatos üstreaktor (Gobin et al. 1994). A feladat megoldásához a szerzőknek meg kellett oldaniuk, hogy instabil munkapontban is üzemeltethessék a reaktort. Erre azt a megoldást találták, hogy az a priori modellt stabil munkapontban szerzett mérési adatok alapján identifikálták, majd ezt a modellt linearizálták az instabil munkapont környezetében.

Lee és társai (Lee et al. 1994) cikkében arról olvashatunk, hogy miként vezették vissza a DMC technikáját állapotter-modell alapokra. Mivel a DMC az átmeneti függvény alapján épült fel, így nem lehetett a hagyományos módszerekkel elemezni. Bár a szerzők arra hivatkoznak, hogy a visszacsatolás ad hoc módon történt, az említett példában a modell predikált kimeneteinek az aktuális modell-hibával történő konstans eltolása tulajdonképpen az IMC struktúra burkolt megfogalmazása. Módszerük így is előrelépés: az integráló rendszerek szabályozására is lehetőséget ad.

A korai prediktív megoldások másik képviselője a GPC (generalized predictive control, (Clarke et al. 1987a), (Clarke et al. 1987b)) egy adaptív struktúra létrehozását célozta meg, és jelentős szerepet kapott a sztochasztikus jelleg. Ez utóbbi módszer az ipari gyakorlatban kevésbé terjedt el, alkalmazására példa lehet Dion és társai munkája (Dion et al. 1991), amelyben egy fűtő-hűtő rendszer hőmérsékletét és páratartalmát szabályozták. Ebben a munkában sikerült megoldani, hogy a modellen túli korlátozásokat is figyelembe vegyék. Hasonló eredményeket ért el Decker és társai (Decker et al. 1995) egy rugalmas kar mozgásának szabályozásával, továbbá a szabályozott rendszer stabilitását is bemutatták.

A további fejlesztések elsősorban a nemlineáris viselkedés kezelésére és a beavatkozó korlátok beépítésére irányultak. Peterson és társai (Peterson et al. 1992) egy félszakaszos polimerizációs reaktor szabályozásával foglalkoztak. A nemlineáris viselkedés kezelését úgy oldották meg, hogy a modell hiba visszacsatolása során azt ketté bontották, és becsülték, hogy mi lehet a nemlineáris viselkedésből származó és a külső zavarások hatására megjelenő része a modell hibának. Az így kapott hiba résszel a predikációs horizonton úgy számoltak, mint külső zavarással, így vissza lehetett vezetni a szabályozót az eredeti DMC-re.

Ezt követően azonban megjelentek olyan modellezési technikák, amelyek már nem rendelték alá egyértelműen a modellezést annak, hogy analitikus megoldást kapjanak. Patwardhan és társai (Patwardhan et al. 1992) elosztott paraméterű nemlineáris rendszerek prediktív szabályozását mutatták be. Egyik mintapéldájuk egy desztilláló oszlop, a másik egy állóágyas katalitikus csőreaktor. A feladat megfogalmazásának különlegessége, hogy

az állapotváltozóknak a térkoordinátától függetlenül egyenlőtlenségi korlátnak kell megfelelni. Az elosztott paraméterű modellt térben és időben is diszkrétizálták, az így kapott nemlineáris állapotter-modell szerepelt a feltételes szélsőérték-feladat megfogalmazásában korlátként. A feladat megoldására SQP (Sequential Quadratic Programming) algoritmust használtak, ami egy iteratív módszer. A szabályozó hangolása során nagyobb mintavételezési időt és rövidebb predikciós horizontot kellett választaniuk, mint az összehasonlításként vett lineáris prediktív szabályozók esetében (ebben az időben még jóval szűkösebb volt a számítási kapacitás, mint manapság). Ennek ellenére a GPC-hez és a DMC-hez képest jobb eredményeket értek el a bemutatott nemlineáris MPC-vel.

Visszatérve Morari és Lee összefoglaló cikkére (Morari & H. Lee 1999) az akkor aktuális problémák a kívánt állapot megvalósíthatósága, a stabilitás és a zárt körű szabályozás minőségének kérdései voltak. Instabil rendszerek esetében a kívánt állapot sok algoritmussal nem megvalósítható. Ez visszavezethető arra, hogy az MPC visszacsatolása IMC struktúrában történik, ami nem alkalmas instabil rendszerek maradó hiba nélküli szabályozására. A stabilitás kérdése inkább elméleti jellegű volt: melyek azok a kritériumok, amelyek garantálják a stabil zárt kört.

Morari és Lee a jövőbeli kutatási lehetőségekkel is foglalkozik. Egyik fontos terület a nemlineáris MPC, amelynek fejlődésében a különböző modellezési módszerek és az alkalmazott szélsőérték-kereső módszerek szerepe a legfontosabb. Felhívják a figyelmet az identifikáció fontosságára, kiemelve azt, hogy az MPC egyik fő előnye, a kereszthatások kompenzációja csak akkor valósulhat meg, ha a modell illesztése során olyan adatokból indulunk ki, melyek ezeket tartalmazzák. Fontos, hogy a modell illesztése is MIMO algoritmussal, vagyis az egyes bemenet-kimenet csatornákon szimultán történjen, továbbá a modell validációját is fontos kérdésnek tartják. A sztochasztikus hatások figyelembe vétele és számszerű jellemzése, minősítése is fontos terület, mivel jelentősen befolyásolhatja a szabályozás minőségét, illetve a hangolás során figyelembe lehet venni.

A modellezési módszerek terén a nemlineáris modellek szerepe növekszik. Ezek egy része a priori modell, másrészt rendkívül elterjedt a neurális hálózati modellek használata is. Példaként vehetjük Yu és Yu cikkét (Yu & Yu 2005), amelyben szerves kémiai reakciók játszódnak le. A szerzők legfőbb állapotváltozónak az oldott oxigén koncentrációt, a hőmérsékletet és a pH-t veszik, és ezek változására írják fel a priori modellt. Ezt a modellt használják fel az MPC predikciós lépésében. Külön hangsúlyt fektetnek arra, hogy a predikció a megfelelő állapotváltozó értékekről induljon, ezt egy

kiterjesztett Kalman-szűrő segítségével tudják megtenni.

A priori modell alapú MPC-vel nem csak a vegyiparban, hanem például az épületgépészetben is találkozhatunk. Castilla és társai (Castilla et al. 2014) egy épület hőmérlegét írtak fel, és a hőmérsékletet szabályozták. Ebben a cikkben megjelenik a hierarchikus irányítás is: az alsó szinten PID szabályozó körök találhatók, míg az MPC ezek fölötti szinten helyezkedik el.

Singh és társai (Singh et al. 2013) megvizsgálták egy gyógyszergyári tablettázó szabályozásában az előzőhöz hasonló kaszkád struktúrát, illetve azt az esetet, ha csak MPC-t használnak. Bár szintén a priori modellt használtak, azt minden diszkrét időpillanatban linearizálták, és lineáris MPC-t használtak az optimális beavatkozó érték számolására. A master szinten MPC-t, slave szinten PID-et tartalmazó irányítási struktúra jobbnak bizonyult, ami abból adódhat, hogy így a slave zárt körű objektum közelebb van a lineárishoz, mint az eredeti szabályozni kívánt rendszer, így a linearizálás során kevésbé csökken a predikció pontossága.

Az MPC fejlődésének másik fontos iránya a szélsőérték-feladat megoldásának eszköze iránti kutatás. Pistikopoulos (Pistikopoulos 2012) kutatásai abban az irányban történtek, hogy az MPC eredeti, lineáris rendszerekre levezett összefüggéseit tartsuk meg, és osszuk fel a nemlineáris rendszer működési tartományát olyan részekre, melyen belül egy-egy lineáris modell használható. Ebben a technikában szerepet kap egy nagy megbízhatóságú dinamikus szimulátor, amelyből modell egyszerűsítésekkel, vagy adatgenerálás és identifikáció után kapunk lineáris modelleket, illetve ezek értelmezési tartományait. Ezeken a lineáris modelleken alapuló MPC algoritmusokat vezetünk le, amelyek csak paramétereikben térnek el egymástól. Ezt követően az on-line szabályozó eszközben már csak ezeket implementáljuk, illetve a tartományok közötti választást lehetővé tevő algoritmust. A módszer hátránya azonban az, hogy ha a predikciós horizont alatt jelentősen eltávolodhatunk az aktuális modell értelmezési tartományától, akkor az hibás predikcióhoz vezet. Ennek jelentősége azért nem olyan nagy, mert a predikciós horizont jelenhez közeli része feltehetőleg még ugyanabba a tartományba esik, és a beavatkozó jelek közül úgyszólván csak az elsőt küldi ki a szabályozó a fizikai rendszer felé.

A számítási kapacitás ugrásszerű növekedése azonban a 2000-es évek elejétől már lehetővé tette, hogy a nemlineáris modelleket tartalmazó feltételes szélsőérték-feladatokat közvetlenül, iteratív numerikus algoritmussal oldjanak meg. Például Paz Suárez és társai (Paz Suárez et al. 2011) cukor kristályosítását szabályozták MPC-vel, amelyben SQP

algoritmust használtak a szélsőérték-kereséshez. Felhívják a figyelmet, hogy a nagy számítási kapacitást igénylő feladatok megoldása nagy hozzáadott értékű terméket előállító üzemekben elfogadottabb, azonban a cukoripar nem tartozik ezek közé. Ezért fontos, hogy a megoldandó problémát a lehető legegyszerűbb formába hozzák. Módszerük különlegessége, hogy az abszolút szabályozási hiba egy korlátként szabott értéke alatt nem végzik el a szélsőérték-keresést, hanem elfogadják az előző időpillanatban optimálisnak talált értéket.

Silva és Oliveira (Silva & Oliveira 2002) szakaszos polimerizáció szabályozását vinil-klorid és metil-metakrilát polimerizációjának példáján keresztül mutatták be. A bemutatott módszer általánosan használható, nem csak polimerizációs, hanem egyéb szakaszos folyamatokra is.

Jacob és Dhib (Jacob & Dhib 2012) egy több szakaszra osztott LDPE előállító reaktor szabályozását mutatta be. A sztochasztikus jelenségek és a bizonytalanságok kezelésére egy kiterjesztett Kalman-szűrőn alapuló állapotbecslő módszert használtak.

Lucia és társai (Lucia et al. 2013) ennél tovább mentek: a predikciós horizonton az ismeretlen zavarás értékekre becsléseket tettek, és a szélsőérték-keresés célfüggvényét több esetre értékelték ki. A kombinatorikus robbanás elkerülése végett csak az első néhány mintavételi időpontban bontották az eseteket továbbiakra, a predikciós horizont hátralevő részében csak a már meglevő esetekkel számoltak tovább. Ez a megközelítés növeli a szabályozó robusztusságát.

Az MPC-k fejlődését Qin és Badgwell (Qin & Badgwell 2003) összefoglaló cikke is bemutatta. Cikkükben a gyakorlati alkalmazásra koncentrálnak. Elterjedten használják az MPC-t a lokális PID szabályozó körök feletti hierarchia szinten, jellemzően a korábbi különleges struktúrák (például minimum, maximum szabályozás) kiváltására, de még a helyi és az üzemi szintű optimalizálás alatt. Jellemzően az MPC beépíthető a DCS rendszerbe (Distributed Control System, elosztott szabályozó rendszer). Az MPC használata rendkívül elterjedt az olajfinomításban és a petrokémiában, és előfordul egyéb vegyipari alkalmazásban. A legtöbb típus lineáris fekete-doboz modellekkel működik, de találhatunk példát nemlineáris fekete-doboz és a priori modellek alkalmazására is. A nemlineáris modelleket főleg a vegyszerek, polimerek gyártásában és a gázokat feldolgozó üzemekben használják.

Quin és Badgwell a módszer fő korlátainak a következőket tartja:

- korlátozott modell választék,
- nem optimális visszacsatolás,
- a stabilitás nem mindig garantált,
- a dinamikus szélsőérték-keresés megoldása az optimum elérése előtt lezárul.

A fejlődés irányának tartják az adaptivitás bevezetését, amely a modelleket automatikusan frissítené, hogy ezzel a szabályozás jó minőségét fenntartsa. Ezen túlmenően jelezték a nemlineáris szabályozók elterjedését és a robosztusságot elősegítő eszközöket. Ezek jelentős része a cikk megírása óta már elterjedt. Elméleti fejlődési lehetőség maradt a többcélú szélsőérték feladatok megfogalmazása és megoldása, mivel így a döntést ugyanúgy meg kell hozni, csak a célok közti súlyozást a szélsőérték-keresés utánra halasztanánk.

1.8. Generic Model Control (GMC)

A GMC a vegyipari technológiákban elterjedt modell alapú szabályozási megoldás. A módszer alapjait Lee és Sullivan fektette le (Lee & Sullivan 1988). Ha állapottermodellként írjuk le a rendszert, akkor a következő egyenleteket írhatjuk fel általános esetben:

$$\frac{dx}{dt} = f(x, u, z, t) \quad (1.8)$$

$$y = g(x) \quad (1.9)$$

Ebből a kimenet deriváltja kifejezhető a következő jelöléssel:

$$\frac{dy}{dt} = \frac{\partial g}{\partial x} f(x, u, z, t) \quad (1.10)$$

A maradó hiba nélküli szabályozás érdekében a következő célt fogalmazták meg:

$$\frac{dy}{dt} = K_1(w - y) + K_2 \int (w - y) dt \quad (1.11)$$

Ebbe helyettesítve a következő egyenlet megoldásából kapjuk a beavatkozót:

$$\frac{\partial g}{\partial x} f(x, u, z, t) = K_1(w - y) + K_2 \int (w - y) dt \quad (1.12)$$

Ennek az egyenletnek általános megoldása nincs, de látható, hogy szerepet kap benne a modell beavatkozóra nézve vett inverze. Lineáris esetben, ha a beavatkozók és a kimenetek száma megegyezik, a beavatkozó a következő egyenlet alapján határozható meg (feltételezzük, hogy $y=x$):

$$u = B^{-1}K_1(w - x) + B^{-1}K_2 \int (w - x)dt - B^{-1}B_z z - B^{-1}Ax \quad (1.13)$$

Ha a modell pontatlan, az a szabályozás minőségének romlásához vezet. Ezt mutatják be a lineáris esetben:

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} = & (A - BB_m^{-1}A_m)x + (B_z - BB_m^{-1}B_{z,m})z \\ & + BB_m^{-1} \left(K_1(w - x) + K_2 \int (w - x)dt \right) \end{aligned} \quad (1.14)$$

Az első két tag a modell hibájából származó eltérést mutatja, míg a harmadik tag a szabályozó kompenzációját erre vonatkozóan.

A módszert tudományos körökben vegyipari példákon gyakran alkalmazzák szabályozásra. Példaként Amiya K. Jana munkássága szolgálhat, aki szakaszos kétkomponensű desztilláció (Jana 2007b), szakaszos reaktív desztilláció (Jana & Adari 2009), folyamatos üstreaktor szabályozására (Jana 2007a) sikerrel használta a módszert. A feladat nehézségét az adja, hogy ha nem elsőrendű rendszerekkel dolgozunk, akkor nem minden állapot jelenik meg mért kimenetként. Ezeket kellett állapotbecslő módszerekkel meghatározni, hogy a fent bemutatott viszonylag egyszerű formában lehessen levezetni a beavatkozó számítására szolgáló egyenletet.

Szintén a GMC módszert használták Karacan és társai, akik egy töltetes rektifikáló szabályozását vizsgálták (Karacan et al. 2007). A feladat a fej és fenékhőmérséklet alapjelen tartása volt a betáplálás hőmérsékletének és összetételének változása, mint zavarás mellett. Vizsgálataikat fizikai rendszeren is elvégezték. Összehasonlították a lineáris és a nemlineáris GMC-t. A szabályozás minőségét jobbnak tapasztalták a nemlineáris modellen alapuló GMC-vel.

A GMC módszer előnye, hogy MIMO rendszerek esetén is direkt módon használható. Ez egy modell alapú visszacsatoló szabályozó, így külön nem kell fáradnunk a modell hibájából fakadó szabályozási eltérés eltüntetésével. Hibája is ugyanez: a modell pontatlansága rontja a szabályozás minőségét, és ezen csak a K_1 és K_2 hangoló mátrixok változtatása segíthet, ami a lassabb zárt körű specifikációhoz köthető.

1.9. Globally Linearizing Control

A nemlineáris rendszert kiegészíthetjük úgy egy kompenzátorral, hogy a kettő által együttesen alkotott hibrid rendszer lineárisan viselkedjen (ha a beavatkozó nem éri el a korlátot). Az így kapott virtuális objektum már szabályozható lineáris szabályozóval, például PID-del. Ezt a módszert GLC – Globally Linearizing Control módszernek nevezzük.

A kompenzáló elemet úgy kapjuk, hogy a szabályozandó objektum relatív rendjénél nem kisebb rendű specifikációt szabunk a lineáris objektumra, és ebben a deriváltak kifejezését a rendszer modelljéből behelyettesítve algebrai egyenletet kapunk. Ebből az algebrai egyenletből a megfelelő átrendezéssel ki tudjuk fejezni a virtuális objektum bemenetét, amely a lineáris szabályozó beavatkozója. Figyelembe kell venni, hogy nem erre, hanem a fizikai rendszer bemenetére ismerjük a korlátokat. A virtuális objektum viselkedése addig lesz lineáris, amíg a korlátokat nem éri el a fizikai beavatkozó.

A GLC módszer alkalmazására példa lehet Jana és társai cikke (Jana et al. 2009), melyben egy butánmentesítő rektifikáló oszlop szabályozását mutatja be. A szabályozóban helyet kapott a modell „linearizálását” szolgáló elem, a visszacsatolást egy PI szabályozó látta el. A „linearizálás” helyes működéséhez szükséges a nem mért állapotok becslése, erre egy nemlineáris állapotbecslést használt. Azt tapasztalták, hogy a tisztán PI szabályozókkal összehasonlított esetben jelentős javulást hozott a „linearizálás”. A fejtermék tisztaságának alapjel-váltása a GLC szabályozó használatával megszünteti a keresztthatást a fenéktermék összetételét szabályozó körrel. Az alapjel-váltást is gyorsabban tudta követni a rendszer. Egyéb külső zavarások esetén végzett vizsgálatok esetén sem volt érzékelhető eltérés az alapjeltől a GLC szabályozó mellett. Meg kell azonban jegyezni, hogy ez egy szimulációs vizsgálat eredménye, ahol csak sejteni lehet, hogy a modellezési hiba rontaná a szabályozás minőségét.

Tanszékünkön is van hagyománya a GLC használatának. Például Madár és munkatársai cikkében (Madar et al. 2005) egy folyamatos üstreaktor szabályozását mutatják be. Ehhez a reaktor a priori modelljén túl neurális hálózati modelleket használtak a rendszer leírására. Modell hiba nélkül a két szabályozó hasonlóan jó teljesítményt mutat, azonban a modell hiba hatására a tisztán a priori modellből tervezett szabályozás minősége jelentősen romlik, míg a hibrid modellen alapuló szabályozóval alig tapasztalható romlás.

1.10. Inverz neurális hálózatok

A neurális hálózati modellek fekete doboz modellek, szerkezetüket az élőlényekben megtalálható idegrendszer ihlette. A hálózat elemei az egyes neuronok, amelyek egymáshoz kapcsolódva bonyolult modell struktúra kialakítására képesek. Egy neuron a bemenetein fogadja más neuronok kimeneteit, vagy a környezet felől érkező bemeneti jeleket. Ezekből egy súlyozott összeget képez, az így kapott összeget pedig általában egy nemlineáris függvény argumentumaként használja. A neuron kimenete ennek a nemlineáris függvénynek az eredménye. Ezt a kimenetet vagy más neuronok használják fel, vagy ez lesz a modell egyik kimenete. A neuronokat szokás rétegekbe rendezni, ezeket a rétegeket bemeneti, rejtett és kimeneti rétegnek nevezzük. A neurális hálózati modellek identifikációját tanításnak nevezzük. Ennek során meghatározzuk az egyes neuronok közötti kapcsolatok súlyozó tényezőit, illetve ha a nemlineáris függvény rendelkezik paraméterekkel, akkor azokat is.

Hussain (Azlan Hussain 1999) összefoglaló cikkében ír a neurális hálózati modellek irányításban való használatáról. A neurális hálózati modellek elterjedésének okaként a számítási kapacitás növekedését, a mérési adatokból történő hatékony információszerzést, a rugalmas, általánosan alkalmazható struktúrát, és a kényelmes modellalkotást említi. A leggyakoribb felhasználási terület az MPC modelljeként történik, például hőcserélő szabályozására (Vasičkaninová et al. 2011), szakaszos polimerizációs reaktor irányítására (Hosen et al. 2011), egyenáramú motor fordulatszám vagy fröccsöntő gép szabályozására (Dubay et al. 2009).

A következő jelentős felhasználási terület az inverz modellen alapuló irányítási struktúrák. Itt alapvetően két megoldást különböztet meg a szerző: a meglévő neurális hálózati modellt invertálják, vagy eleve inverz modell tanítását végzik el. A leírás alapján az előbbi sikeresebb lehet, ami egybevág az általam tapasztaltakkal. A harmadik jelentős felhasználási terület az adaptív struktúrákban van. Ezek direkt változatában a neurális háló a szabályozó szerepét tölti be, tanítása on-line zajlik úgy, hogy a szabályozási hiba minimalizálása legyen a célfüggvény. A másik megoldás az indirekt adaptáció, melyben megjelenik a szabályozott rendszer modelljeként a neurális háló. Az így rendelkezésünkre álló modellt használhatjuk a hozzá illő modell alapú szabályozó paramétereinek frissítésére.

Hasonló struktúrákat találunk Hagan és Demuth publikációjában (Hagan & Demuth 1999). Szintén megemlíti az inverz alapú előreccsatolást, kiegészítve hagyományos

visszacsatolással vagy IMC struktúrában alkalmazva azt. Az adaptív szabályozó struktúrák közül a modell referenciás direkt adaptációt emeli ki, illetve olyan direkt adaptációt is bemutat, amelyben az adaptációért felelős algoritmus is egy neurális hálózat. Szintén említést tesz a neurális hálózatokat tartalmazó MPC-ről.

1.11. Zérus dinamika

Isidori összefoglaló cikkében (Isidori 2013) mutatja be az inverz alapú szabályozás fejlődését. A kezdeti gondolatok a lineáris rendszerekre megfogalmazott elvek kiterjesztéseként jelentek meg az 1970-es években. Ebben az időszakban a nemlineáris rendszerek megfigyelhetősége és irányíthatósága kapott nagy hangsúlyt, illetve ehhez kapcsolódóan a visszacsatoló szabályozó tervező módszerek.

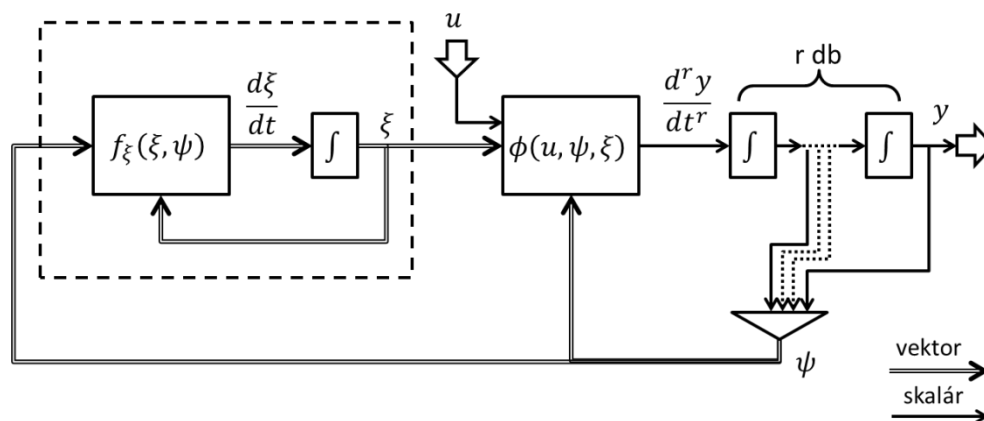
Az egy bemenetű, egy kimenetű rendszerek állapottér-modellje transzformálható a következők szerint: az állapotváltozókat bontsuk fel úgy, hogy r db (ahol r a relatív rend), állapotváltozó a kimenet különböző fokú deriváltjait tartalmazza, és az r -edik derivált függ csak a rendszer bemenetétől közvetlenül. A további állapotváltozókat pedig fogalmazzuk meg úgy, hogy az előbb említett állapotváltozóktól és saját maguk aktuális értékétől függhetnek, de a bemenettől közvetlenül nem. Az állapottér modell új alakja a következő, illetve grafikusán a 5. ábrának megfelelő (Byrnes & Isidori 1988):

$$\frac{d\xi}{dt} = f_\xi(\xi, \psi) \quad (1.15)$$

$$\frac{d\psi_r}{dt} = \phi(u, \xi, \psi) \quad (1.16)$$

$$\frac{d\psi_i}{dt} = \psi_{i-1}, \text{ ahol } i = 1 \dots r - 1 \quad (1.17)$$

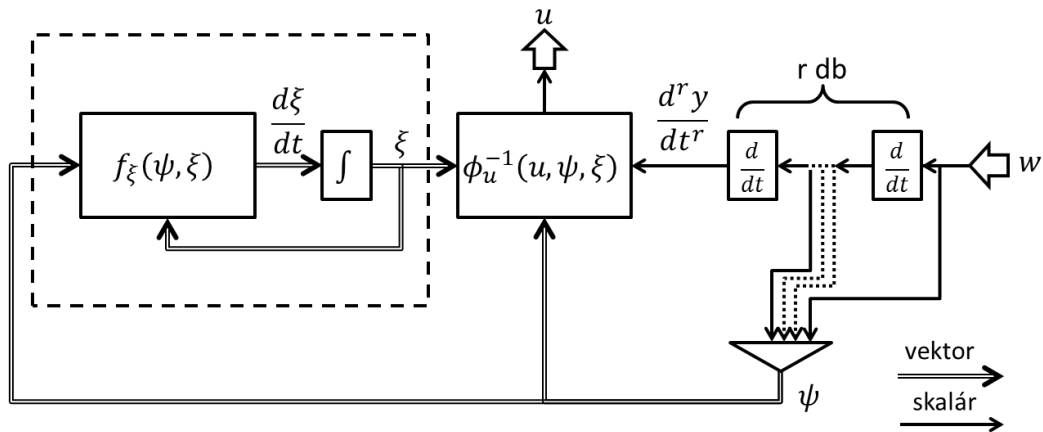
$$y = \psi_1 \quad (1.18)$$



5. ábra Byrnes-Isidori forma sematikus ábrája

Isidori (Isidori 2013) megállapította, hogy az 1.16-1.18 egyenletekkel leírható alrendszer bármely esetben tervezhető úgy, hogy stabil legyen. A rendszer instabil viselkedését az 1.15 vektoregyenlettel leírható alrendszer tartalmazza. Jelen dolgozatban nem célom annak bemutatása, hogy milyen technikákkal kezelhető ez az instabilitás.

Ahhoz, hogy a rendszer modelljét az irányításban tudjuk felhasználni, invertálni kell azt, mivel a rendszer bemenetét akarjuk kiszámítani az elvárt kimenet függvényében. A Byrnes-Isidori formából direkt módon következik a Hirschorn-féle jobb inverz (Hirschorn 1979), melyet a 6. ábra szemléltet.



6. ábra Hirschorn-féle jobb inverz

Numerikusan a deriválás kellemetlen művelet, mivel a hirtelen változásokat, zajokat felerősíti. A Hirschorn-inverzben található deriváltak láncát más művelettel kell kiváltani. Erre lehetőséget ad, ha az r relatív rendű rendszer kimenetének r -edik deriváltjára fogalmazunk meg egy specifikációt, lineáris szűrő formájában:

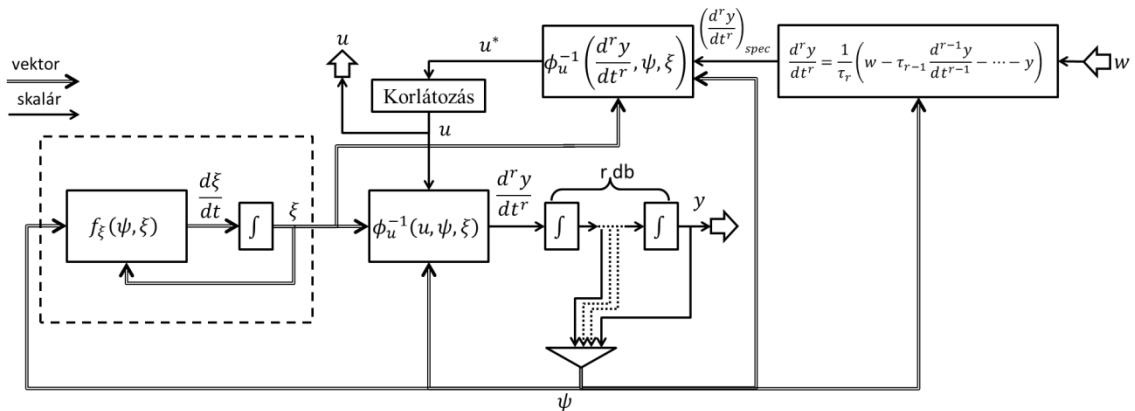
$$\tau_r \frac{d^r y}{dt^r} + \tau_{r-1} \frac{d^{r-1} y}{dt^{r-1}} + \dots + y = w \quad (1.19)$$

Az 1.19 egyenletből kifejezhető a kimenet r -edik deriváltjának elvárt értéke. Ezt felhasználhatjuk arra, hogy 1.16 egyenletet u szerint invertáljuk, így a többi bemenet mellett az inverz függvény bemenete az elvárt r -edik derivált lesz, kimenete pedig a beavatkozó:

$$u^* = \phi_u^{-1} \left(\frac{d^r y}{dt^r}, \psi, \xi \right) \quad (1.20)$$

Az így kapott értéket azonban még korlátozni kell, mert előfordulhat, hogy a beavatkozó fizikai korlátain kívül eső értéket kapunk, illetve az is megeshet, hogy végtelen nagy szám jön ki. A korlátozott bemenet értékét egyszerűen a Byrnes-Isidori forma bemeneteként használhatjuk fel, így ki tudjuk számítani azokat a ψ állapotváltozókat, amelyek a kimenet

különböző rendű deriváltjai, ezeket pedig az 1.19. és a 1.20. egyenletbe tudjuk helyettesíteni. Eredményül kapjuk a korlátos bal inverzet (7. ábra).



7. ábra Korlátos bal inverz

1.12. A módszerek csoportosítása

A bemutatott módszerek csoportosítását azért nehéz általánosan elvégezni, mert az egyes módszerekből kiindulva számos módosítással teljesen más jellegű szabályozót kaphatunk, illetve előfordul több módszer kombinálása is. Az 1. táblázatban éppen ezért az eredeti elképzelésre vonatkozó megállapítások szerepelnek.

A felsorolt módszerek közül a választásnak mindig a megoldandó feladathoz kell igazodnia. Kritikus, hogy milyen típusú modellel írhatjuk le a folyamatot. Általában elmondható, hogy ahol lineáris modellel leírható a folyamat, ott fölösleges erőfeszítés a nemlineáris folyamatokhoz használt szabályozók alkalmazása. Az a priori modellek alkalmazása számos előnnyel bír, azonban megalkotásuk a rendszerről szerzett számos ismeretet szükségessé tesznek.

A modellezésen túlmenően fontos kérdés, hogy a szabályozási feladatban felmerülnek-e olyan nehézségek, mint a holtidő, a keresztthatások és a zavarások. A beavatkozó a való életben mindig korlátos, azonban egyes alkalmazásoknál nem használjuk ki a beavatkozó jel teljes tartományát, így nem kell a korlátozással foglalkozni. Szempont lehet még az is, hogy miként akarjuk megfogalmazni a feladatot: a szabályozott rendszer dinamikus jellemzőinek előírásával (zárt körű időállandó, pólusok helye stb.), vagy egy optimális irányítási feladat megfogalmazásával.

1. táblázat Az irodalmi módszerek összehasonlítása

Módszer	Szabályozó linearitása	Rendszermodell	Feladat megfogalmazás	Zavarások előreccatolása	Holtidő kezelés	Beavatkozó korlátok kezelése	MIMO keresztthatások kompenzációja
PID	Lineáris	Nem szükséges	Szabályozott rendszer dinamikus jellemzői	Nincs	Nincs	Alapesetben nincs, elintegrálás (wind-up) elleni módszerrel kiegészíthető, nem transzparens.	Nincs
Smith-prediktor	Lineáris	Tetszőleges, a PID tervezéséhez lineáris	Szabályozott rendszer dinamikus jellemzői	Modelltől függ (nem transzparens)	Van	Alapesetben nincs, elintegrálás (wind-up) elleni módszerrel kiegészíthető, nem transzparens.	Nincs
Gain Scheduling	Szakaszonként lineáris	Több tartományban azonos struktúrájú lineáris modell	Szabályozott rendszer dinamikus jellemzői	Nincs	Nincs	Alapesetben nincs, elintegrálás (wind-up) elleni módszerrel kiegészíthető, nem transzparens.	Nincs

Módszer	Szabályozó linearitása	Rendszermodell	Feladat megfogalmazás	Zavarások előrecsatolása	Holtidő kezelés	Beavatkozó korlátok kezelése	MIMO keresztthatások kompenzációja
lineáris MPC	lineáris	lineáris (pl. konvolúciós)	Optimális irányítási feladat	Van	Van (nem transzparens)	Nincs	Van
nemlineáris MPC	nemlineáris	nemlineáris (a priori, neurális hálózat stb.)	Optimális irányítási feladat	Van	Van (nem transzparens)	Van	Van
GMC	nemlineáris	állapottér-modell (relatív elsőrendű)	Szabályozott rendszer dinamikus jellemzői	Van	Nincs	Nincs	Van
GLC	nemlineáris	nemlineáris (a priori, neurális hálózat stb.)	Szabályozott rendszer dinamikus jellemzői	Van	Van	Van	Van (nem transzparens)
Inverz neurális hálózat IMC-ben	nemlineáris	nemlineáris, neurális hálózat	Tanító adatsortól függ	Van	Van	Van	Van (nem transzparens)
Korlátos közvetlen inverzképzés	nemlineáris	nemlineáris (a priori, neurális hálózat stb.)	Szabályozott rendszer dinamikus jellemzői	Van	Van	Van	Van

2. Invertálási módszerek a szabályozó struktúrákban

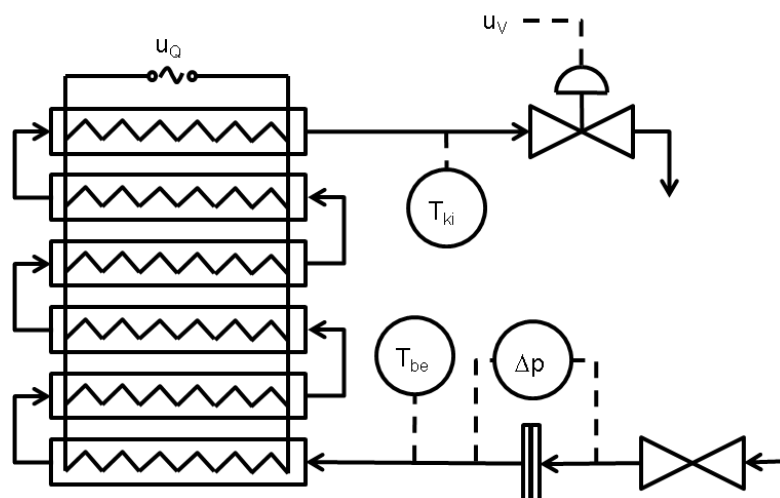
Az invertálás közvetve vagy közvetlenül minden szabályozóban megjelenik (Goodwin 2002). Ez lehet a modell ismeretében direkt előrecsatolás, de a megmért kimenet függvényében visszacsatolással számított beavatkozó jel is egy közvetett invertálást eredményez.

Több módszert is megvizsgáltam, amelyek a szabályozandó rendszer inverzének előállítására alkalmasak. Az invertálás tényét az egyes módszerekben nem mindig hangsúlyozzák ki, illetve a bonyolult struktúrákban nem is feltétlenül különíthető el. Céloom, hogy ezeket a struktúrákat kibontva mutassam meg bennük a direkt vagy indirekt invertálást.

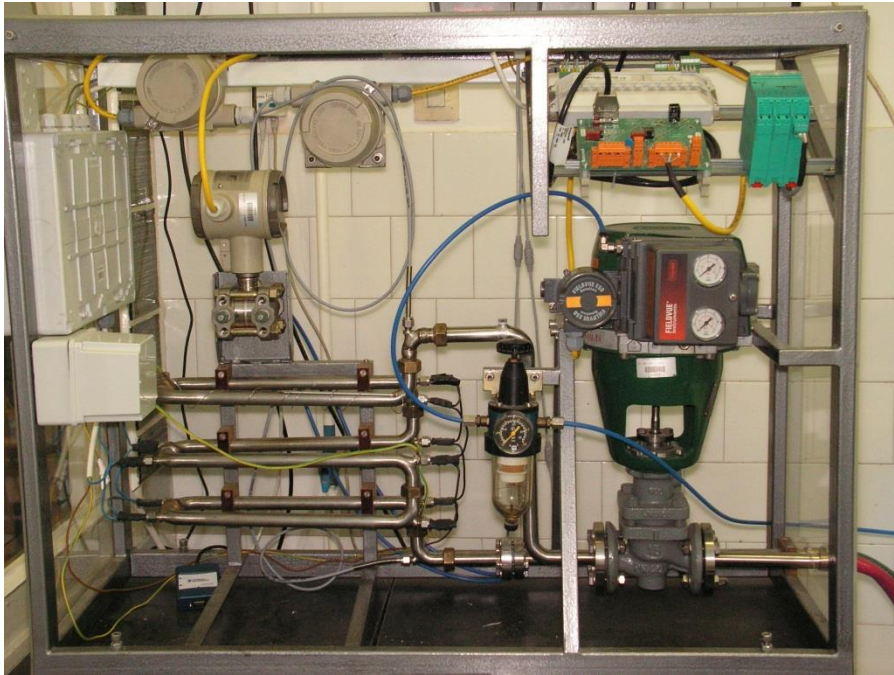
Az egyes módszerek összehasonlítására, minta objektumként, egy laboratóriumi vízmelegítő rendszert választottam. A minta rendszeren alapjel-követési és zavarás kompenzációs vizsgálatokat egyaránt végeztem.

2.1. A laboratóriumi vízmelegítő

A Folyamatmérnöki Intézeti Tanszék laboratóriumában kifejlesztettek egy átfolyós vízmelegítő rendszert (sematikus rajz: 8. ábra, fénykép: 9. ábra). Ez a készülék hőmérséklet-szabályozási vizsgálatokra alkalmas. Két beavatkozója van, ezek a vízáramot meghatározó szelepállás és az elektromos fűtőpatron teljesítményvezérlője. A belépő és a kilépő hőmérsékletet Pt-100-as hőmérővel, a térfogatáramot a belépő ágon elhelyezett mérőeremhez kapcsolódó differenciál-nyomásmérővel mértem.



8. ábra A laboratóriumi vízmelegítő sematikus rajza



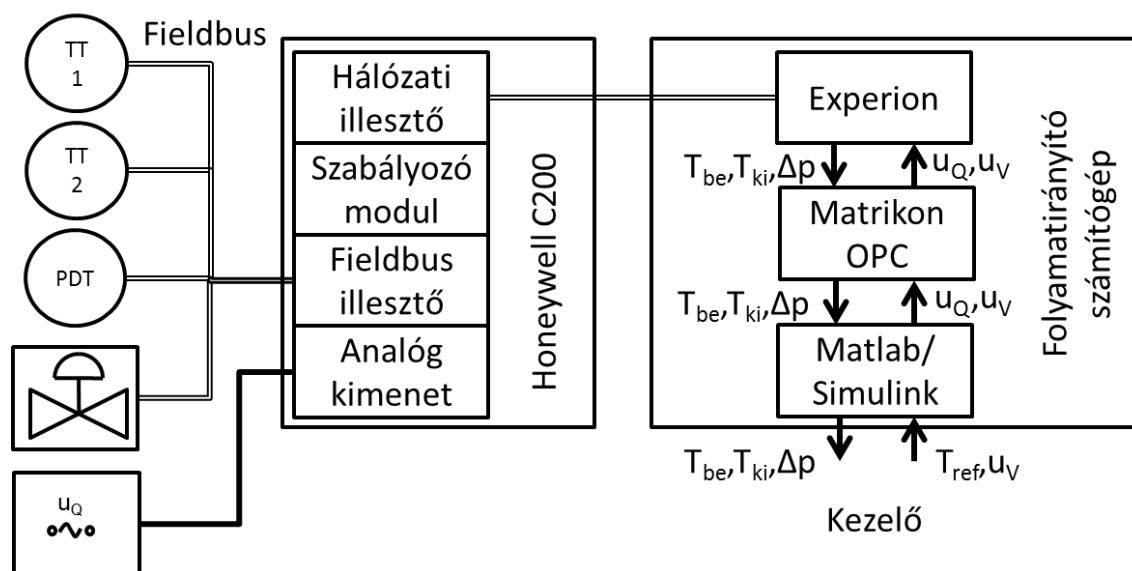
9. ábra A vízmelegítő berendezés fényképe

A fűtőszál 4 kW teljesítményű. A beavatkozó jel nem közönséges analóg, hanem PWM (Pulse Width Modulation) jel kitöltési tényezőjének értékét adja meg. Mivel a szabályozott rendszer időállandója elég nagy a PWM jel ciklusidejéhez képest, így tehetetlensége miatt nem érzékelhető pulzálás a hőmérséklet kimenetben.

A fűtőszál kivételével az összes többi eszköz Fieldbuson keresztül kapcsolódik a folyamatirányító számítógéphez. A Fieldbus kapcsolat előnye, hogy egy hálózaton több mérő és beavatkozó eszköz felfűzhető, ezzel csökkenti a kábelezés költségeit. Az, hogy több eszköz is ugyanazon a fizikai csatornán kommunikál a folyamatirányító számítógéppel csak úgy lehetséges, ha intelligens eszközökkel dolgozunk, amelyek lokálisan elvégzik az AD konverziót, és a kommunikációs protokollnak megfelelően digitális jelként továbbítják a mérések eredményeit, illetve fogadják a beavatkozó jeleket. A jelekre ráakadó elektromos zaj hatása kivédhető a digitális jeltovábbítással. További előny, hogy egyes eszközök több mérési és beavatkozási pontot is tartalmazhatnak, például esetünkben a szelep, mint Fieldbus eszköz, egyszerre biztosít hozzáférést a szelepálláshoz, mint beavatkozási lehetőséghez és a visszamért szelep-pozícióhoz, mint mért jelhez. Szintén előny, hogy egyes beállításokat, diagnosztikát távolról is el lehet végezni, ennél az eszköznél erre példa a szelep végállásainak kalibrációja. A Fieldbuson keresztül csatlakoztatott eszközök tápellátást is kapnak, de nincs jelen akkora energia, amely robbanást okozna, ezért robbanásveszélyes környezetben is használható.

Az intelligens Fieldbus távadó miatt a differenciálynomás-mérés jele már egy átalakított, a térfogatárammal arányos jel. A hőmérsékleteket Pt-100 ellenállás-hőmérőkkel mértem, melyek szintén intelligens távadóhoz kapcsolódnak. A hőmérők speciális vékony tokozással készültek. Ezáltal a hőmérő hőkapacitása kisebb, és gyorsan reagál a közeg hőmérsékletének megváltozására. Ez azért fontos, mert az áramlásból fakadó hőmérsékletváltozásra jellemző idő összemérhető volt a korábbi mérőeszköz időállandójával. A szabályozó szelep szintén Fieldbus-os eszköz, és a szelep pozícióról visszamérést is ad.

A folyamatirányító rendszer fő komponense a Honeywell C200 hibrid DCS, amely kapcsolatban áll a folyamatirányító számítógéppel, azon belül is a Honeywell Experion szoftverrel. Az Experion segítségével lehet konfigurálni és figyelemmel követni a rendszer működését. Mivel viszonylag nehézkes a magasabb szintű irányítási struktúrák kialakítása és gyakori módosítása, így a szabályozók összehasonlító vizsgálatához kényelmesebb környezetet biztosít a Matlab és Simulink. A két szoftver között a Matrikon OPC szerver segítségével teremtettem kapcsolatot (10. ábra). Amint az látszik, több szoftver közötti információ átadás szükséges, ami már önmagában is holtidőssé teszi a rendszert. A mintavételezési idő egységesen 1 másodperc, ami a rendszer jellemző 10-20 másodperces időállandójához képest kellőképpen kicsi. A rendszer holtideje 6-8 másodperc körüli (különböző bemenet-kimenet párokra más), ami jelentős, ha gyors szabályozást kívánunk elérni.



10. ábra A vízmelegítő berendezés kommunikációs rendszere

2.1.1. Modellezés

A vízmelegítőben elsősorban a hőmérséklet változását, annak szabályozását vizsgáltam. A kilépő hőmérséklet (T_{ki}) a szabályozott jellemző, a beavatkozó jel a kiadott szelepállás (u_v). Mért zavarások a belépő hőmérséklet (T_{be}) és a fűtés vezérlőjele (u_Q). A lényeges jelenségek leírására a rendszer hőmérlegét írom fel, amelyben figyelembe veszem a fűtőszál teljesítményét, mint hőforrást, és az áramló víz hatását, mint konvektív hőtranszportot.

Elhanyagolható a hőátadás a csőfalon át a környezetnek. A fűtőszálban keletkezett hő azonnal átadódik a folyadéknak, mely körülveszi. A cső keresztmetszetében homogénnek tekintem a hőmérséklet-eloszlást, és a sebességeloszlást, vagyis ideális dugószerű áramlást feltételezek. Az anyagi tulajdonságok, mint például fajhő és sűrűség, hőmérsékletfüggésétől eltekintek. Ezekkel a korlátozásokkal és elhanyagolásokkal a hőmérleg a következő lesz:

$$\frac{\partial \rho c_p T}{\partial t} + v_f \frac{\partial \rho c_p T}{\partial h} = \frac{Q}{V} \quad (2.1)$$

További átalakításokat lehetséges, ha figyelembe veszem, hogy a lineáris sebesség a térfogatáram és a keresztmetszet hányadosa, illetve az anyagi állandók időben változatlanok:

$$\frac{\partial T}{\partial t} = -\frac{F}{A_f} \frac{\partial T}{\partial h} + \frac{Q}{V \rho c_p} \quad (2.2)$$

Az így kapott parciális differenciálegyenlet egy adott időpontban a rendszer egy belső pontjára érvényes, a perem és kezdeti feltételek pedig a következők (feltételezve, hogy a rendszer stacioner állapotból indult):

$$T(0, h) = T_{be}(0) + \frac{Q}{V \rho c_p} \frac{A_f h}{F} \quad (2.3)$$

$$T(t, 0) = T_{be}(t) \quad (2.4)$$

A 2.2. összefüggés hasonlóságot mutat a napkollektorokat leíró mérlegegyenlettel. Camacho és társai (Camacho et al. 2007a) alapján kijelenthető, hogy a vízmelegítő valóban hasonló objektum, mint a napkollektorok, a különbség a hőforrás típusában és abban van, hogy a Nap kívülről melegíti a csöveket, az elektromos fűtőszál belülről. Ha azonban egy dimenzióban modellezem az objektumot, akkor ennek nincs szerepe. Ezért az itt bemutatott szabályozási struktúrák alkalmazhatóak napkollektorok esetében is.

A parciális differenciálegyenletek irányításban nehezen használhatóak fel. A

gyakorlatban elterjedtebb, hogy valamilyen egyszerűsítéssel közönséges differenciálegyenletté (vagy egyenletrendszeré) alakítják. Itt két lehetőséget mutatok be. Az egyik során hossz mentén integrálom az egyenlet mindkét oldalát, ezzel eliminálom a helykoordináta szerinti deriváltat. A módszer hátránya, hogy integrált mennyiségek fognak szerepelni az egyenletben, és közelítést is kell alkalmazni. A másik lehetőség, hogy sorba kötött kaszkád elemekre bontom a rendszert, ezzel mintegy diszkrétizálom az egyenletet a hosszkoordináta szerint.

2.1.2. Integrál középérték modell

A 2.2 egyenletet hossz mentén integrálva a következő egyenlethez jutok:

$$\int_0^L \frac{\partial T}{\partial t} dh = \int_0^L -\frac{F}{A_f} \frac{\partial T}{\partial h} dh + \int_0^L \frac{Q}{V\rho c_p} dh \quad (2.5)$$

Bevezetem az átlaghőmérsékletet a következőképpen:

$$T_{\text{átl}} = \frac{1}{L} \int_0^L T dh \quad (2.6)$$

Ezt behelyettesítve az 2.5 egyenletbe közönséges differenciálegyenletet kapok:

$$\frac{dT_{\text{átl}}}{dt} = \frac{F}{V} (T_{be} - T_{ki}) + \frac{Q}{V\rho c_p} \quad (2.7)$$

Ha a modell ebből az egy egyenletből (és a hozzá tartozó kezdeti feltételből) állna, akkor még nem lenne zárt. Ehhez egy becslést kell tenni $T_{\text{átl}}$ értékére, a belépő és kilépő hőmérséklet függvényében. Erre kézenfekvő lehetőség a stacioner állapotnak megfelelő érték:

$$T_{\text{átl}} = \frac{T_{be} + T_{ki}}{2} \quad (2.8)$$

Ezt visszahelyettesítve (2.7) összefüggésbe:

$$\frac{dT_{ki}}{dt} = \frac{2F}{V} (T_{be} - T_{ki}) + \frac{2Q}{V\rho c_p} - \frac{dT_{be}}{dt} \quad (2.9)$$

Látható, hogy itt már csak olyan jelek szerepelnek, melyeknek a megmért fizikai mennyiségekre vezethetők vissza, így a méréseket mint bemeneteket tekintve zárt modellt kaptam. Hátrány azonban, hogy a belépő hőmérsékletre, mint mért zavarásra a derivált értékét kell figyelembe venni, ami a mérési zajokat felerősíti.

Ezzel a modellel végzett vizsgálataimat itt nem mutatom be részletesen, azok megtalálhatóak korábban megjelent cikkünkben (Tóth et al. 2011). Röviden összefoglalva

a tapasztalat az volt, hogy a mért zavarás figyelembe vétele nagy mértékben javította a szabályozást az összehasonlítás alapjául szolgáló adaptív PI szabályozókkal szemben, viszont a mérési zaj miatt a beavatkozó jel is jelentősen ingadozott még stacioner állapotban is.

2.1.3. Kaszkád modell

Ha a 2.2 egyenletet a hossz mentén diszkrétizálom, akkor a következő összefüggést kapom:

$$\frac{dT_i}{dt} = \frac{F}{A_f} \frac{T_{i-1} - T_i}{\Delta h} + \frac{Q}{V\rho c_p} \quad (2.10)$$

ahol $i=1 \dots n$, és $T_{ki}=T_n$, $T_0=T_{be}$

Δh és a keresztmetszet szorzata egy kaszkádelem térfogatát adja. Ha n egyenlő részre osztom, akkor a teljes térfogat n -ed része lesz ez. Ebből a következő egyenlethez jutok:

$$\frac{dT_i}{dt} = \frac{nF}{V} (T_{i-1} - T_i) + \frac{Q}{V\rho c_p} \quad (2.11)$$

A kaszkád elemek számának növelésével elvileg egyre pontosabb lesz a közelítésem. Azonban a numerikus feladat is egyre nagyobb lesz, mivel növekszik az egyenletek száma, míg a másik szempont, hogy durvább felosztás esetén jelentkezhetnek konzisztencia problémák a numerikus megoldás során, azonban ilyennel nem találkoztam már viszonylag kevés kaszkád elem esetén sem.

Ezen kívül figyelembe kell még venni, hogy számos egyszerűsítéssel éltem a valósághoz képest, így korántsem biztos, hogy a végtelen nagy számú kaszkádelem adja a valós rendszer legjobb közelítését. Előfordulhatnak figyelmen kívül hagyott keveredési folyamatok, illetve ami ettől még fontosabb, hogy a mérések sem tökéletesek. Ha mérőeszközöket (információ hiányában) nem modellezzük, akkor a modell struktúrája kevésbé illeszkedik a fizikai valósághoz. Itt ez azt jelenti, hogy az identifikációhoz használt célfüggvény szerint a kaszkád elemek számának növelésével eleinte jelentős, majd lassuló mértékben javul az identifikáció, végül megfordul a trend, és éppen hogy rosszabb lesz a mérések közelítése. Ezt nem éri meg megvárni, hanem a lehető legkevesebb, már elfogadható közelítést nyújtó kaszkádszámmal érdemes folytatni a vizsgálatokat.

A mérésekből adódó jelek nem feltétlenül felelnek meg a fizikailag értelmezhető jeleknek. A modell egyenleteiben szereplő mennyiségek és a mért jelek közötti kapcsolat

leírásához további egyenletek szükségesek. A differenciál-nyomásmérő a térfogattal arányos jelet ad. Kalibrációs mérések alapján a következő formában írható fel a kapcsolat a térfogatáram és a differenciál-nyomásmérő jele között:

$$\frac{F(t)}{V} = a + b\Delta p(t - t_p) \quad (2.12)$$

Az a és b paramétereket és a t_p holtidőt később mérési adatokra illesztéssel meghatároztam. A továbbiakban az egyszerűség kedvéért a térfogatáram jelét szerepeltetem a képletekben, azonban figyelembe kell venni, hogy annak a legkorábbi ismert értéke csak $t+t_p$ időpontban jelenik meg.

A modellben szerepel a berendezés térfogata, a közeg sűrűsége és fajhője, amelyek szintén a priori ismertek, de a későbbi levezetések során egyszerűbb, ha itt egy konstansba vonom össze őket. Továbbá a gyakorlatban a modellezés során tett elhanyagolások, figyelmen kívül hagyott jelenségek következményeként, az identifikációból kapott értékek eltérhetnek az a priori információból számolttól. A következő összevonást hajtottam végre:

$$\frac{Q(t)}{V\rho c_p} = \frac{Q_{\max}}{V\rho c_p} \cdot \frac{u_q(t - t_q)}{100\%} = qu_q(t - t_q) \quad (2.13)$$

A bevezetett jelölésekkel és a holtidőket is figyelembe véve a modell a következő formát ölti:

$$\frac{dT_i}{dt} = \frac{nF(t)}{V}(T_{i-1} - T_i) + qu_q(t - t_q) \quad (2.14)$$

Ahol a belépő víz hőmérséklete:

$$T_0(t) = T_{be}(t - t_{be}) \quad (2.15)$$

Több szabályozó tervezése is időben diszkrét modellen alapszik, ezért felírtam a megfelelő diszkrét egyenletet is, és később ennek paramétereit identifikáltam:

$$T_{i,k} = T_{i,k-1} + \Delta t \left(\frac{nF_{k-1}}{V}(T_{i-1,k-1} - T_{i,k-1}) + qu_{q,k-dq} \right) \quad (2.16)$$

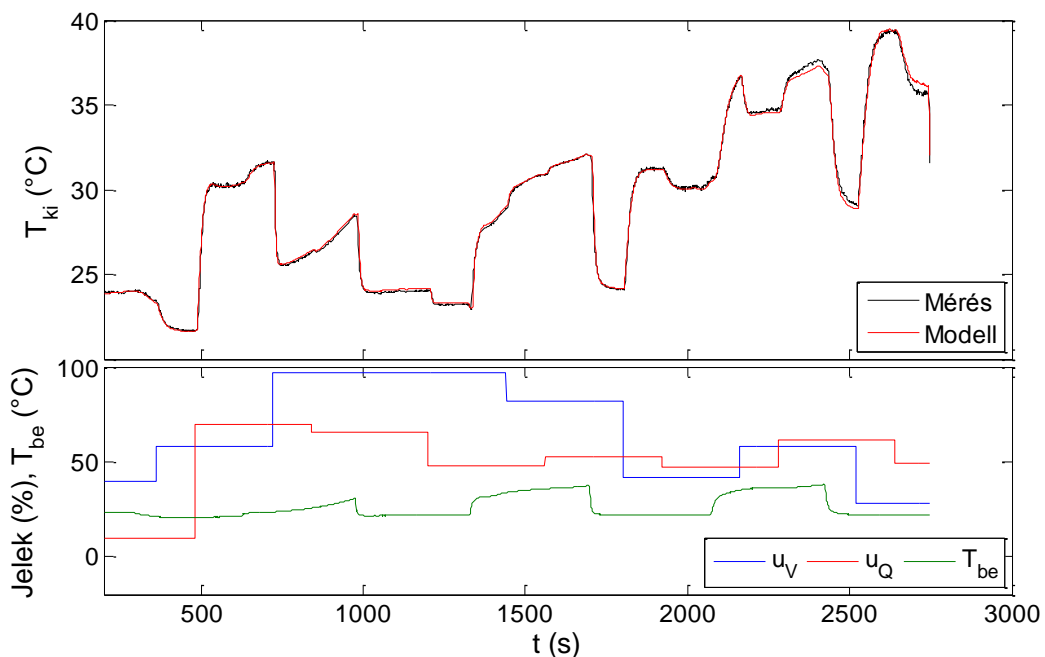
A belépő hőmérséklet:

$$T_{0,k} = T_{be,k-dT} \quad (2.17)$$

A szelepállás és a differenciál-nyomás jele között közel egy-egyértelmű kapcsolat áll fenn, feltéve, hogy a hálózati víz nyomásingadozása kicsi, amit egyébként egy beépített reduktor biztosít. A szelep kis hiszterézissel rendelkezik, amely ugyanazon névleges szelepállás mellett eltérést okoz a nyitás és a zárás során tapasztalt térfogatáram jelben. Ezért kiátlagoltam a nyitási és a zárási karakterisztikát, és az így kapott stacioner mérési

eredményeket egy táblázatba gyűjtöttem. A két mennyiség közti kapcsolatot a táblázatból történő értékek kiolvasása illetve köztes értékek esetén lineáris interpoláció adja. A nyitási és a zárási eltérésekből adódó hibát a visszacsatolás feladata eltüntetni, azonban ennek nagyságrendje egybeesik a nem mért zavarások és a modell egyéb pontatlanságaiból fakadó hibákéval.

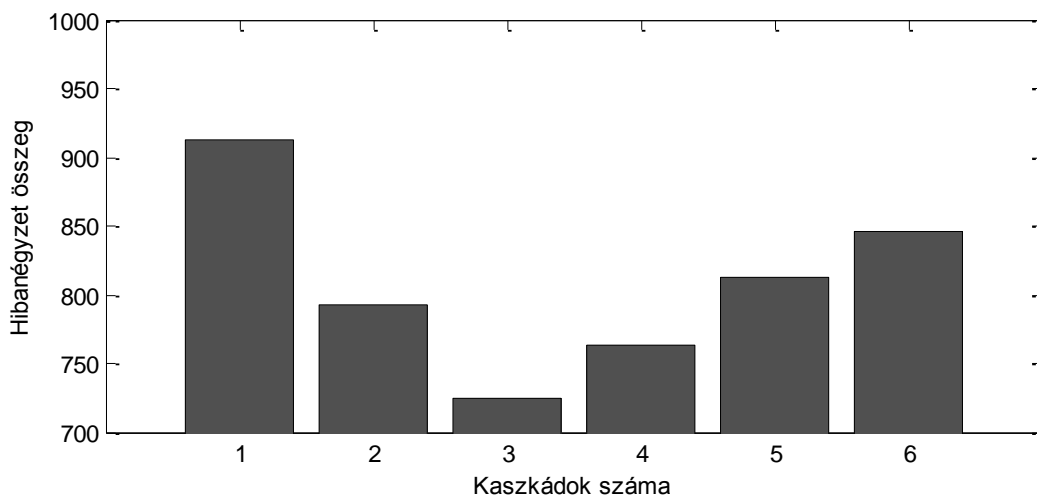
A modell mérésekre illesztéséhez az a , b , q és a holtidők meghatározása szükséges. Az identifikációhoz olyan adatsort kell biztosítani, amely tartalmazza az összes bemenet változására adott választ, de lehetőleg úgy, hogy a változások hatásait egymástól külön lehessen vizsgálni. Ezen kívül fontos még, hogy mind a tranziensekre, mind a stationer állapotokra vonatkozó információk legyenek benne a mérési adatokban. A beavatkozó jelek minél gyorsabban változnak, bizonyos fokig, annál több információt kapok a dinamikus viselkedésről, ezért a gyakorlatban ugrásfüggvényeket alkalmaztam vizsgálójelként, úgy, hogy az értékek végigpásztázzák a berendezés teljes működési tartományát. Az identifikációhoz felhasznált mérési adatsorai a 11. ábrán láthatók.



11. ábra Az identifikációhoz használt mérési adatsor

Az illesztés során a rendszer bemeneteként szolgáló mérési adatsorokat (szelepállás, fűtés vezérlőjel, belépő hőmérséklet) a modell bemenetére vezettem, a modell kimenetét pedig a mért kilépő hőmérséklettel hasonlítottam össze. A célfüggvény az eltérések négyzetösszege volt. A paramétereket egy numerikus szélsőérték-kereső módszer határozta meg, kivéve a

kaszkád elemek számát. A szélsőérték kereső programot lefuttattam több alkalommal, úgy, hogy a kaszkád elemek számát addig növeltem, amíg bebizonyosodott, hogy a további növelés nem javítja a modell illeszkedését. Így kerültem el a vegyes egész értékű programozás feladatát. Az egyes kaszkád számokhoz tartozó illeszkedési értékek a 12. ábrán láthatóak. Ezek alapján a 3 elemű kaszkádot választottam. A modell jó illeszkedése ugyancsak a 11. ábrán látható.



12. ábra A különböző kaszkádszám esetén kapott legjobb illeszkedés hibanégyzet-összege

2.2. Invertálás, mint az előreccsatolás eszköze

A következő fejezetben több szabályozási struktúrát hasonlítok össze. Találkozhatunk ezek között visszacsatolással és előreccsatolással is, de a hangsúly itt az invertáláson van, különös tekintettel a szabályozók előreccsatoló részére. Az előreccsatolás során a szabályozó a modell inverze, azonban ez nem jelenik meg minden esetben direkt módon. A következőkben bemutatok néhány közvetlen és közvetett invertálást az egyes irányítási módszerekben.

Vizsgálataim során a szabályozási módszereket azonos típusú fizikai méréseket végezve hasonlítottam össze. Mind az alapjel, mind a zavarásként jelentkező fűtés beavatkozó jelek változásai az összes esetben azonosak voltak. Azt vizsgáltam az egyes szabályozási megoldások kapcsán, hogy mennyire gyorsan képesek az alapjel váltásokat követni, és mekkora a zavarások hatása a rendszer kimenetén. A belépő hőmérsékletet, mint zavarást nem változtattam, mert nem lehetett volna a mérések során reprodukálható módon előállítani a zavaró jelet.

Követelmény az összes szabályozási módszerrel kapcsolatosan, hogy maradó hiba nélkül álljon be a stacioner állapot, és a szabályozott jellemző minél rövidebb ideig térjen

el az alapjeltől. A szabályozók hangolása egy szélsőérték feladat megoldásával történt, melyben szimulációs kísérleteket használtam fel. A célfüggvény az időegységre vonatkoztatott hibanégyzet integrál (2.18. egyenlet) minimalizálása volt. A variálandó paraméterek a szabályozó paraméterei voltak.

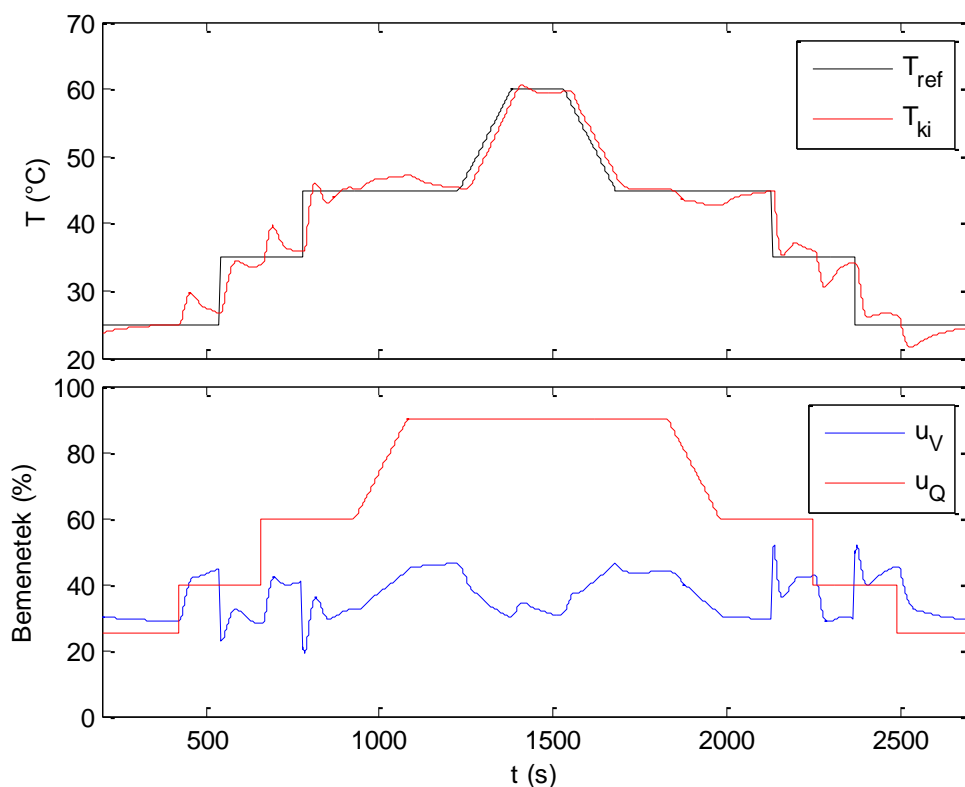
$$MSE = \frac{\int_0^{t_{vég}} (T_{ref} - T_{ki})^2 dt}{t_{vég}} \quad (2.18)$$

2.2.1. PID szabályozás

A PID szabályozás a legegyszerűbb és leggyakrabban alkalmazott szabályozók egyike. A vízmelegítő esetén ez a megoldás lehet az alapértelmezett, a többi megoldástól pedig azt várjuk, hogy javítsák a szabályozás minőségét. A PID szabályozó alkalmazása problémás lehet a nagy holtidő, a nemlineáris viselkedés és a jelentős hatású zavarás miatt.

Az általam vizsgált mintapéldában a korábban bemutatott hangoló módszerek nehezen alkalmazhatóak, mivel azokat lineáris rendszerekhez fejlesztették, és a tervezéshez szükség van a rendszer átviteli függvényére. Azonban az itt vizsgált vízmelegítő objektum erősen nemlineáris, és nehéz lenne egy munkapontot kiválasztani a szabályozó hangolására. Ehelyett létrehoztam a teljes szabályozó kör szimulátorát, és szélsőérték-kereső módszer segítségével a szabályozási hibanégyzet integrálját minimalizáltam a PID hangoló paraméterek variálásával. A szabályozáshoz korlátos PID algoritmust használtam (Szeifert et al. 2005).

A PID szabályozó működése során azt tapasztaltam, hogy jelentős késéssel és túllendüléssel állítja be a kívánt alapjel értéket (13. ábra). A később vizsgált szabályozókkal összehasonlítva különösen szembeűnő, hogy a zavarások hatása erősen megjelenik a szabályozott rendszer viselkedésében.

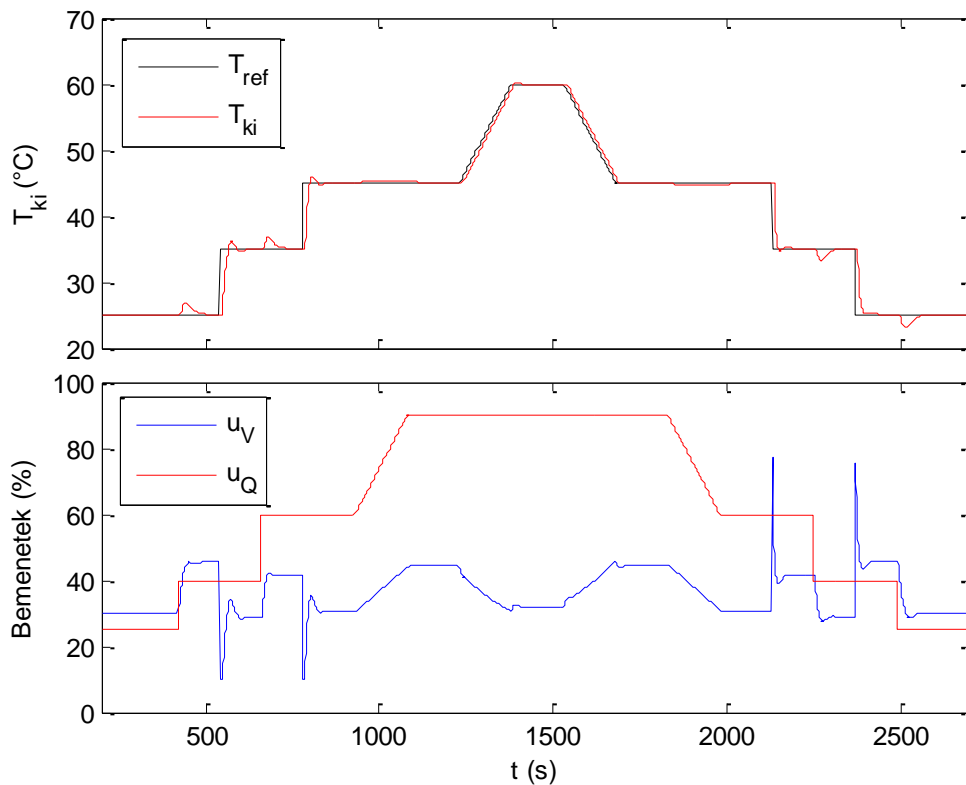


13. ábra Szabályozás PID szabályozóval

2.2.2. Smith-prediktor

A PID szabályozóhoz képest az első előrelépés, amelyet megvizsgáltam, a holtidő kompenzációja Smith-prediktor struktúrában. Abban a szerencsés helyzetben vagyunk, hogy a beavatkozó holtideje kisebb, mint a zavarásé, így a modell szimulációja során a megfelelő értéket tudjuk figyelembe venni, nem kell elhanyagolást tenni. Az, hogy ebben a struktúrában a PID szabályozó a modell szimulátorát szabályozza, lehetővé teszi a mért zavarás közvetett előrecsatolását, mivel a beavatkozó holtidejével kevesebb idő alatt látható a zavarás hatása a modell kimenetén, így a szabályozó gyorsabban tud reagálni rá.

A szabályozási kísérlet során (14. ábra) a PID szabályozóhoz képest jelentős javulás volt tapasztalható. Elsősorban a zavarás kompenzációja javult, de az alapjel váltásoknál is jelentősen javult a szabályozás minősége, mivel a holtidő nélküli objektumot intenzívebb beavatkozással lehet szabályozni, és ez gyorsabb beállást eredményez.



14. ábra Szabályozás Smith-prediktorral

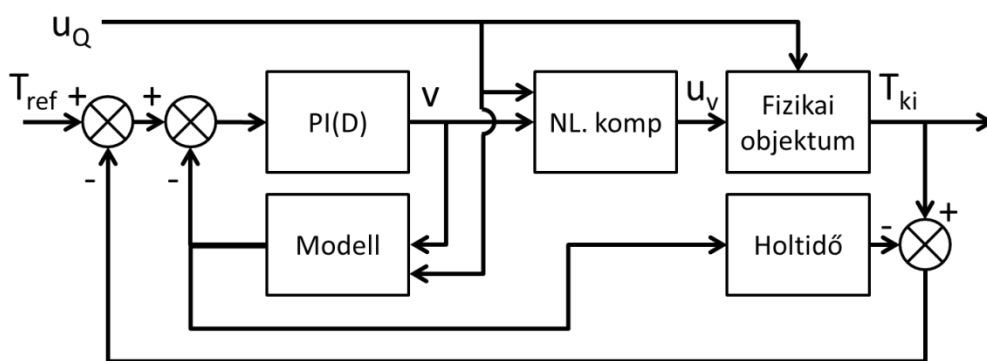
2.2.3. Nemlineáris viselkedés stacioner kompenzációja

Koncentrált paraméterű modellek stacioner állapotban algebrai egyenletrendszer alakját öltik. Ebből könnyű kifejezni egy olyan kompenzációs függvényt, amely stacioner állapotban biztosítja a linearitást. Mivel a PID szabályozó lineáris, így ezzel a kiegészítéssel javítható a működése. Meg kell jegyezni, hogy valójában a kompenzáció nem más, mint a rendszer stacioner inverze. A következő egyenlet teszi lineárisá a vizsgált rendszert stacioner állapotban:

$$F = \frac{qu_h}{v - T_{be}} \quad (2.19)$$

$$u_v = \alpha^{-1}(F) \quad (2.20)$$

Az így kiegészített struktúrát mutatja be a 15. ábra. A továbbiakban az *NL komp.* rövidítést a 2.19. és a 2.20. egyenleteket tartalmazó részre, illetve az ilyen kompenzátorot tartalmazó szabályozási struktúrákra használom. Az előzőekben bemutatott Smith-prediktor és a nemlineáris kompenzáció egymás mellett alkalmazható, de külön-külön is.

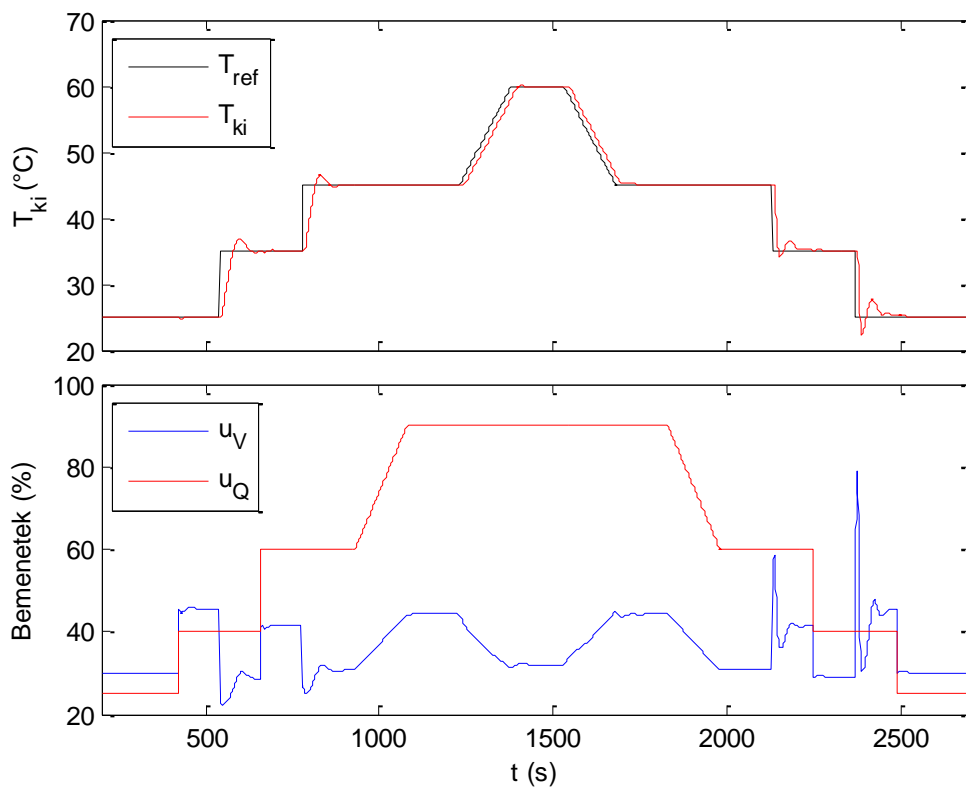


15. ábra Stacioner nemlineáris kompenzáció struktúrája

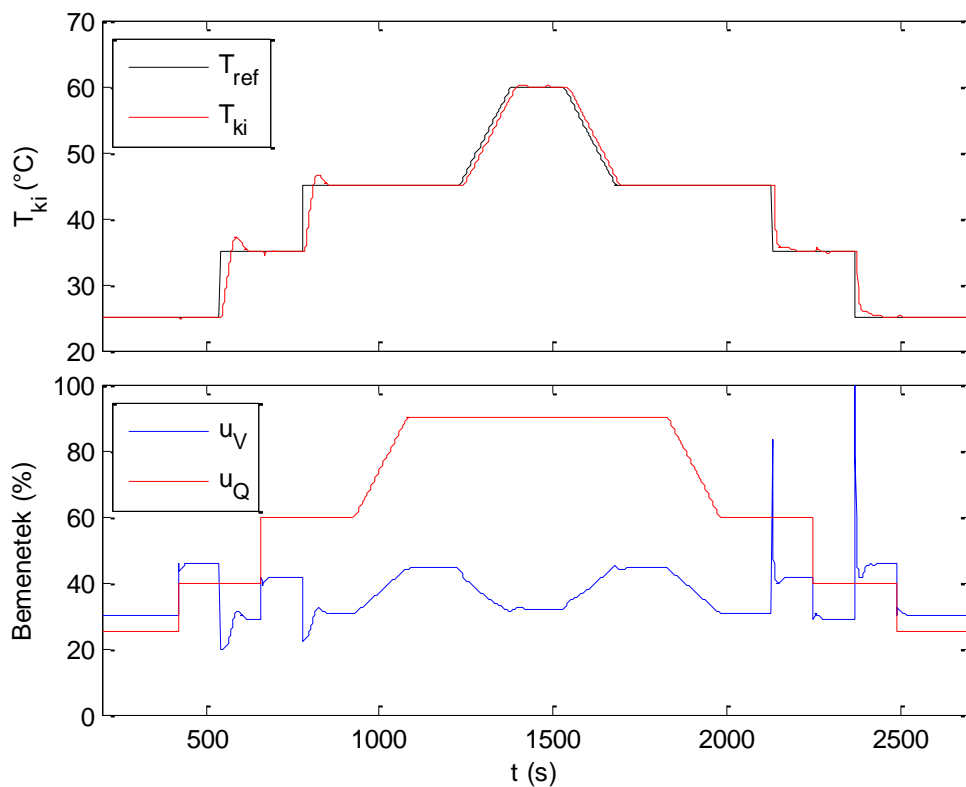
Ha a stacioner nemlineáris viselkedést kompenzáljuk, akkor a zavarások hatását gyakorlatilag tökéletesen sikerül kompenzálni (16. ábra). Ennek az az oka, hogy a 2.19 egyenlet már tartalmazza a zavarások kompenzációjának stacioner előreccatolását. Látható, hogy itt már közvetlenül, nem a szabályozón keresztül érvényesül az előreccatolás, és a zavarás hatásának eltüntetését már csak a modell hiba akadályozza.

Az alapjel váltásoknál az figyelhető meg, hogy az ugrások hasonlóak lettek, vagyis a PID szabályozóból érkező virtuális beavatkozó jel már nem függ a munkaponttól. Ugyanakkor a beállási idő némileg romlott a Smith-prediktorhoz képest, illetve hullámzóbb is lett a beállítás. Ez nem meglepő annak tudatában, hogy ez esetben továbbra is meg kell küzdeni a szabályozó körben található holtidővel.

Ha azonban a Smith-prediktort és a stacioner nemlinearitás kompenzációját kombináljuk, akkor tovább javul a szabályozás minősége (17. ábra). Ez esetben elmondható, hogy érvényesül a nemlineáris viselkedés kompenzációjának hatása, és a vele járó előreccatolás, így a zavarások hatását nem lehet észrevenni a kimeneten. Az alapjel követése is gyorsabb és kevésbé hullámzó lett a holtidő-kompenzációnak köszönhetően. Megállapíthatjuk tehát, hogy a stacioner nemlinearitás kompenzációja és a Smith-prediktor struktúrák egyesítése sikeres volt.



16. ábra Szabályozás stacioner nemlineáris kompenzátorral



17. ábra Szabályozás stacioner nemlineáris és holtidő kompenzáció együttes alkalmazásával

2.2.4. Modell prediktív szabályozás

Az irodalmi példák áttekintése után a számomra rendelkezésre álló eszközöket és a feladat nehézségét figyelembe véve a priori modellen alapuló, a feltételes szélsőérték feladatot numerikus módszerrel megoldó MPC-t választottam. Az általam alkalmazott MPC a 2.16 egyenleten alapuló a priori modellre épül, amely nemlineáris. A szélsőérték-feladat analitikus megoldása nem lehetséges ebben az esetben, így helyette numerikus megoldást választottam. A feladat megfogalmazásában elsődleges a célfüggvény:

$$J_k = \sum_{l=k+1}^{l=k+p} (T_{ref,l} - T_{n,l})^2 + \lambda \sum_{j=k}^{j=k+c} (u_{v,j} - u_{v,j-1})^2 \quad (2.21)$$

A következő korlátoknak kell megfelelni:

$$T_{i,l} = T_{i,l-1} + \Delta t \left(\frac{nF_{l-1}}{V} (T_{i-1,l-1} - T_{i,l-1}) + qu_{q,l-dq} \right) \quad (2.22)$$

$$ahol \quad i = 1 \dots 3 \quad l = k + 1 \dots k + p$$

$$T_{0,l} = T_{be,l-dT} \quad T_{0,l} = T_{be,l-dT} \quad (2.23)$$

$$F_j = f(u_{v,j}) \quad ahol \quad j = k + 1 - dp \dots p - dp \quad (2.24)$$

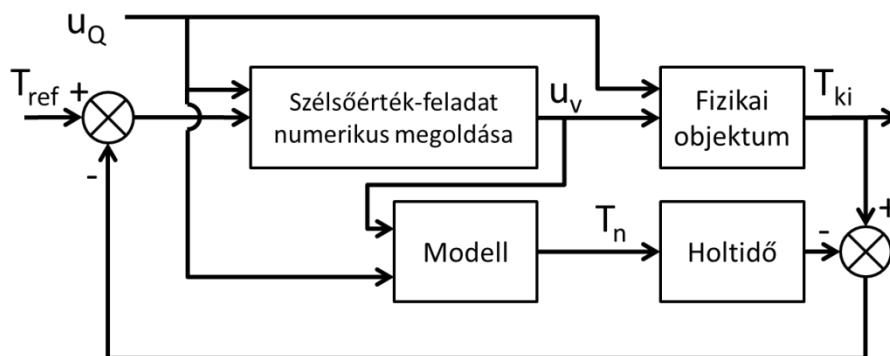
$$u_{v,j} \leq 100\% \quad ahol \quad j = k \dots c \quad (2.25)$$

$$u_{v,j} \geq 10\% \quad ahol \quad j = k \dots c \quad (2.26)$$

A szélsőérték eléréséhez módosíthatóak a beavatkozó értékei a $k \dots k+c$ diszkrét mintavételi pontokban, ez $c+1$ darab érték meghatározását jelentené. A control horizont megválasztása során abba a problémába ütköztem, hogy a finom mintavételezési idő miatt nagyon kellett volna választani. Ezzel az a probléma, hogy a numerikus szélsőérték-kereső nem biztos, hogy megtalálja ennyi keresési változó esetén az optimumot a rendelkezésre álló idő alatt. Ezért úgy fogalmaztam meg a szélsőérték-feladatot, hogy a keresési változók csak a control horizont megadott elemei legyenek, például minden harmadik. Ez a keresési változók számának csökkenéséhez vezet anélkül, hogy a control horizont hossza lecsökkenne. A control horizonton belül a további beavatkozó értékeket lineáris interpolációval számoltam ki, ami azért is előnyös, mert így tompíthatóak az esetleges hirtelen változások a beavatkozó jelen.

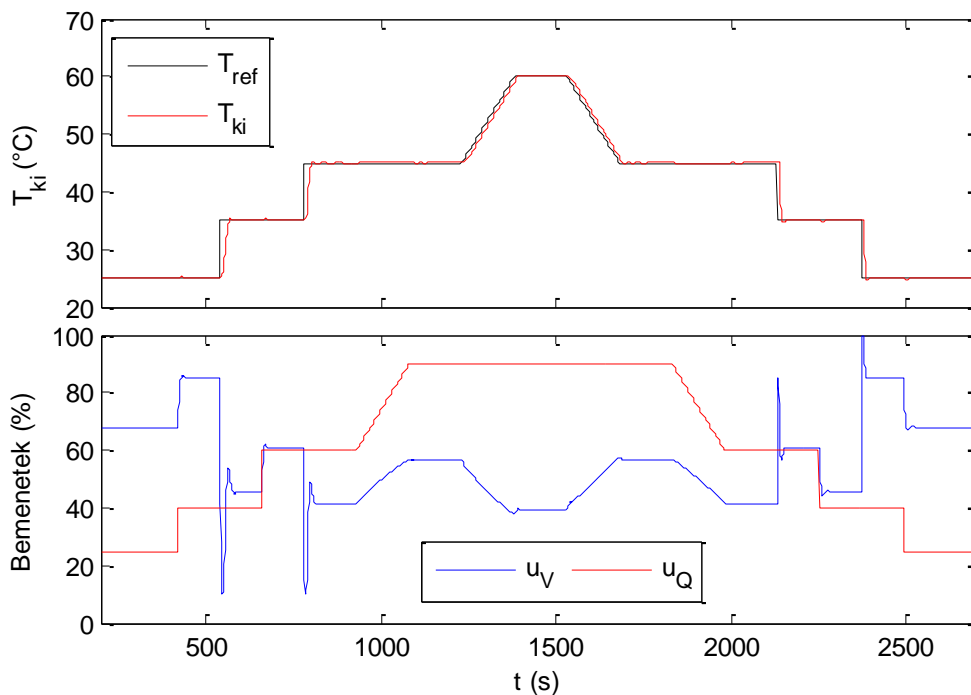
A modell hiba kompenzációról az alapjel-korrekción gondoskodik, vagyis az MPC-t egy IMC struktúrába ágyazva valósítottam meg (18. ábra). Mint azt már korábban megállapítottuk, az IMC szabályozója nem más, mint a rendszermodell inverze, amelyet itt

a feltételes szélsőérték-feladat numerikus megoldása indirekt módon valósít meg.



18. ábra MPC az IMC struktúrában

Az MPC alkalmazásával jelentős javulást értem el az összes eddig tárgyalt módszerhez képest (19. ábra). Gyakorlatilag túllendülés nélkül követi az alapjelet a szabályozott jellemző, és a szabályozó kihasználja a beavatkozó jelek teljes tartományát (az alsó korlát biztonsági okokból $u_v=10\%$ -nál volt). A zavarások kompenzációja is gyakorlatilag tökéletes. Megállapíthatjuk, hogy itt a feltételes szélsőérték-feladat numerikus megoldása adja az inverzt. A szabályozó elvárásainknak megfelelően működik. A szabályozott jellemző a fizikai korlátokhoz képest a lehető leggyorsabban követi az alapjelet, és a zavarás hatása nem jelenik meg a kimeneten. Egyedül a modell hiba rontja a szabályozó minőségét, de nem nagy mértékben, mivel a modell hiba eleve nem nagy.



19. ábra Szabályozás MPC alkalmazásával

2.2.5. Közvetlen korlátos inverzképzés

A közvetlen korlátos inverzképzés (Constrained Direct Inversion, CDI) a bevezető fejezetben bemutatott Hirschorn-féle bal inverz alkalmazása. Ebben a fejezetben a vízmelegítő rendszer szabályozására alkalmazom. Az inverz modellt IMC struktúrában használom fel.

Az invertálás során először az alapjelet a szabályozott jellemzővel összekötő specifikációt határozom meg. A modell 2.14 egyenlettel leírható invertálható része relatív elsőrendű. A modell holtidős része nem invertálható. A specifikáció tehát egy holtidős elsőrendű szűrő lesz:

$$\tau_c \frac{dT_n(t)}{dt} + T_n(t) = T_{ref}(t - t_p) \quad (2.27)$$

Ebbe behelyettesíték 2.14 egyenletből:

$$\frac{T_{ref}(t - t_p) - T_n(t)}{\tau_c} = \frac{nF(t)}{V} (T_{n-1}(t) - T_n(t)) + qu_q(t - t_q) \quad (2.28)$$

Mivel ebben F jel jelenbeli, még ismeretlen, értéke szerepel, így a jelek időbeli argumentumait a holtidővel eltolom:

$$\frac{T_{ref}(t) - T_n(t + t_p)}{\tau_c} = \frac{nF(t + t_p)}{V} (T_{n-1}(t + t_p) - T_n(t + t_p)) + qu_q(t + t_p - t_q) \quad (2.29)$$

Bevezetem a következő jelölést:

$$T_i(t) = T_i^*(t - t_p) \quad (2.30)$$

Ezt felhasználva a 2.29. egyenletbe helyettesítem:

$$\frac{T_{ref}(t) - T_n^*(t)}{\tau_c} = \frac{nF(t + t_p)}{V} (T_{n-1}^*(t) - T_n^*(t)) + qu_q(t + t_p - t_q) \quad (2.31)$$

A beavatkozó jelet kifejezhetem a következőképpen:

$$F(t) = \frac{V}{n(T_{n-1}^*(t) - T_n^*(t))} \left(\frac{T_{ref}(t) - T_n^*(t)}{\tau_c} - qu_q(t + t_p - t_q) \right) \quad (2.32)$$

Ehhez az F értékhez kikereshető a szelep stacioner karakterisztikájából a hozzá tartozó szelepállás.

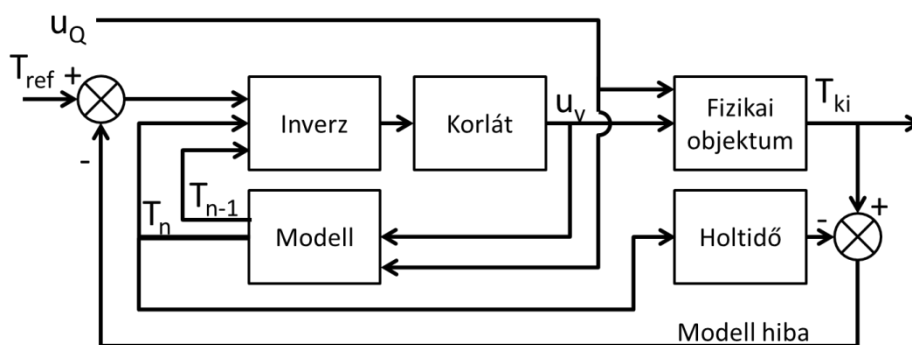
Fontos megjegyezni, hogy T^* értékeket is számítani kell ahhoz, hogy a 2.32. egyenlet szerint beavatkozót határozhassak meg. Ehhez olyan modellt használok, amely a fölösleges késleltetések nélkül becsüli a rendszer állapotváltozóit. Formailag a 2.14 egyenlethez

nagyon hasonlót kapok:

$$\frac{dT_i^*(t)}{dt} = \frac{nF(t+t_p)}{V}(T_{i-1}^*(t) - T_i^*(t)) + qu_q(t+t_p - t_q) \quad (2.33)$$

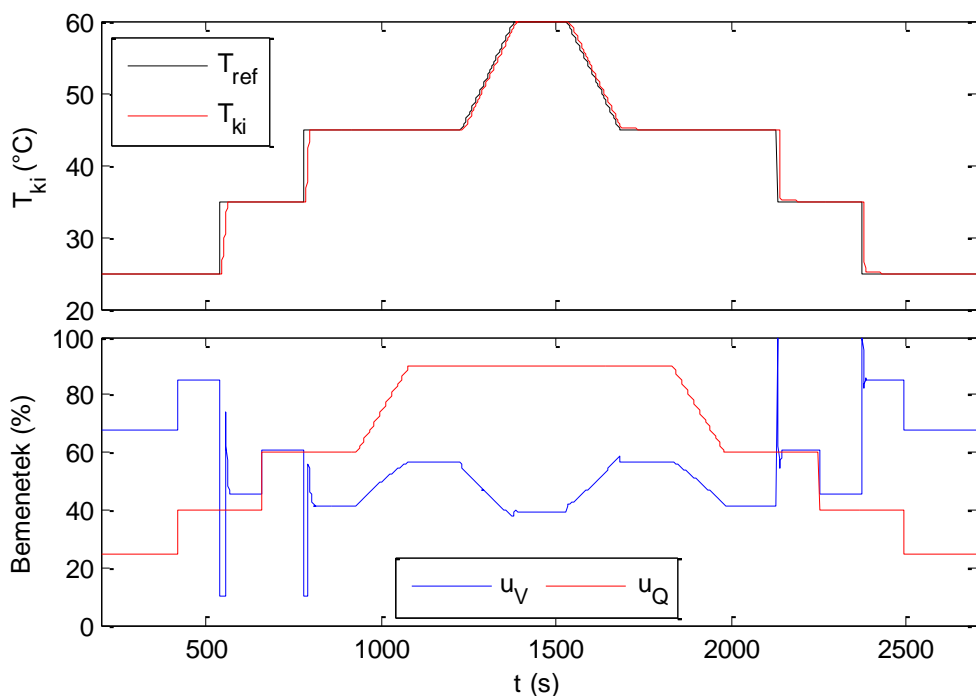
Az is fontos, hogy az időkéseletet nem tartalmazó beavatkozó-korlátok már itt is szerepelnek, vagyis a virtuális (a fizikai rendszert kihagyó) visszacsatolásban már a korlátozott értéket veszem figyelembe.

Az itt bemutatott invertálás önmagában egy előreecsatoló szabályozó lenne. Ugyanakkor a gyakorlatban nem lehetek biztos abban, hogy a modell tökéletes, így az ebből fakadó hibákat visszacsatolással kell kompenzálni. Ezt a módszert egy IMC struktúrába ültettem be, melyet a 20. ábrán mutatok be:



20. ábra Korlátos inverzképzés IMC struktúrában

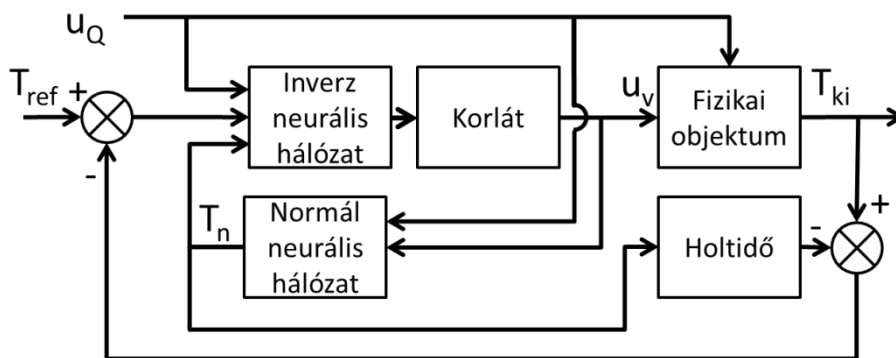
Ezzel a módszerrel is elvégeztem egy szabályozási kísérletet (21. ábra). Itt az MPC-hez teljesen hasonló képet kapunk. A zavarások hatását gyakorlatilag teljesen eltünteti, mivel dinamikusan kompenzálja azok hatását, ellentétben a korábban bemutatott PID alapú módszerekkel. Az alapjel követése szintén gyors, itt is elmondható, hogy a szabályozó kihasználja a beavatkozó jelek teljes tartományát, ugyanakkor nincs túllendülés. Megállapítható, hogy a rendszer dinamikájának teljesen megfelelő szabályozót sikerült előállítani. Előnye a hozzá nagyon hasonló teljesítményű MPC-vel szemben, hogy sokkal kisebb a számítási igénye. Az általam használt MPC ugyanis több szimulációs eset kiértékelése után választ ki egy optimális beavatkozó jel szekvenciát, és annak első elemét adja ki fizikai beavatkozóként, míg a CDI csak a fizikailag realizálódó beavatkozó jelet számítja ki.



21. ábra Szabályozás CDI alkalmazásával

2.2.6. Inverz neurális hálózati modell

Az inverz neurális hálózati modellt egy IMC struktúra szabályozójaként használtam fel, míg a rendszer modellje ebben az esetben szintén egy neurális hálózati modell volt (22. ábra).



22. ábra IMC struktúra neurális hálózati modellel

Egy nemlineáris diszkrét állapotér-modell állapot-átmeneti egyenlete a következő lehet (a kiemelés csak a szemléltetés miatt történt):

$$\mathbf{x}_{k+1} = f_{NN}(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_{k-1} \dots \mathbf{x}_{k-nx}, \mathbf{u}_{k-d}, u_{k-d-1} \dots u_{k-d-mu}, z_{k-dz} \dots z_{k-mz}) \quad (2.34)$$

A továbbiakban erre a modellre a normál jelzővel hivatkozok, hogy megkülönböztessem az inverz modelltől. Ha egy inverz összefüggést szeretnék tanítani, akkor megcserélem a bemenetet és a kimenetet. A beavatkozó $k-d$ pillanatban vett értékére nézve inverz

összefüggést kapok a következő formában:

$$\mathbf{u}_{k-d} = f_{NN, u_{k-d}}^{-1}(\mathbf{x}_{k+1}, x_k, x_{k-1} \dots x_{k-nx}, u_{k-d-1} \dots u_{k-d-mu}, z_{k-dz} \dots z_{k-mz}) \quad (2.35)$$

Azonban a beavatkozó jel aktuális értékére vagyok kíváncsi:

$$u_k = f_{NN, u_{k-d}}^{-1}(x_{k+1+d}, x_{k+d}, x_{k+d-1} \dots x_{k+d-nx}, u_{k-1} \dots u_{k-mu}, z_{k+d-dz} \dots z_{k+d-mz}) \quad (2.36)$$

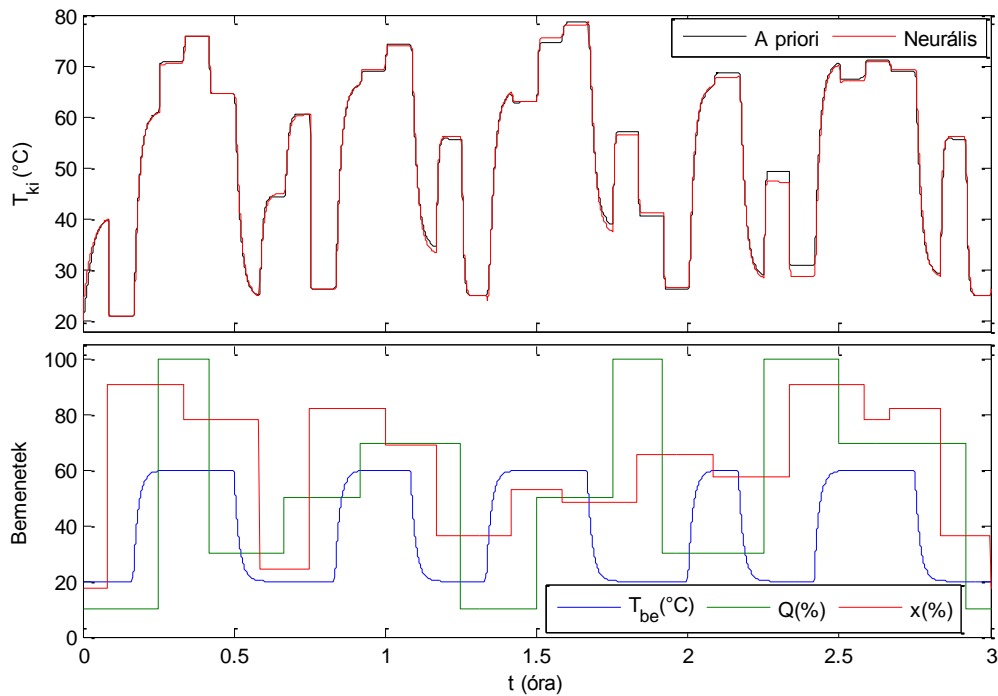
Itt látható, hogy az állapotváltozók jövőbeli értékei szerepelnek az inverz függvény bemeneteként. Az off-line tanítás során ez nem gond, viszont szabályozás során okozhat problémát. A legegyszerűbb eset, ha olyan rendszerrel dolgozok, melynek az állapotváltozója egyenlő a kimenetével, így az alapjelet helyettesíthetjük be a jövőbeli értékek helyére. Ilyenkor nem várom el a kimenet azonnali alapjelre állását, hanem csak a holtidő letelte után. A zavarás esetében nagyobb lehet a gond, ha a zavarás gyorsabban hat, mint a beavatkozó (ez más szabályozási módszerekre is igaz). Ilyen esetben nem tudom a zavarás megfelelő értékét figyelembe venni, csak becsülni tudjuk azt például a jelenbeli érték behelyettesítésével. A szabályozáshoz felhasznált egyenlet a következő lesz:

$$u_k = f_{NN, u_{k-d}}^{-1} \left(w_k, \dots w_{k-d}, x_k, x_{k-1} \dots x_{k+d-nx}, u_{k-1} \dots u_{k-mu}, z_{k+d-dz} \dots z_{k+d-mz} \right) \quad (2.37)$$

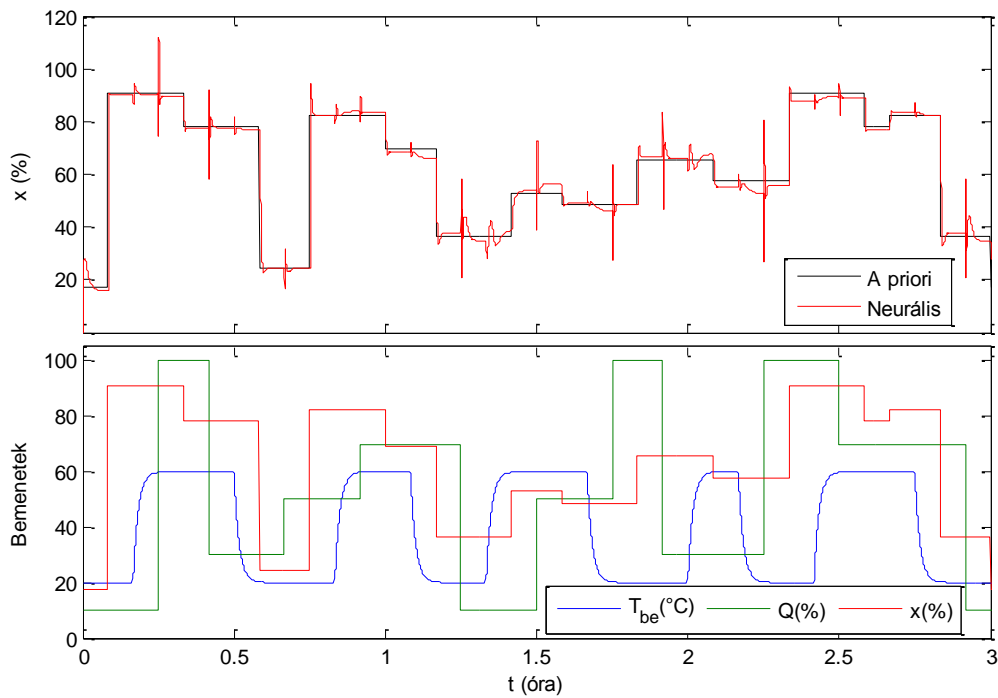
A tanítás során a beavatkozó számításához felhasználhatom a beavatkozó korábbi értékeit. Azonban megvan a veszélye annak, hogy ezzel egy rekurziót viszek az algoritmusba, ami instabillá teheti az inverz függvényt. Szintén gond lehet, hogy kellően finom mintavételezési időnél az előző mintavételi pontban vett érték nagyon jó közelítése az aktuális pillanatban vett értéknek. Ezért dönthetek úgy is, hogy a beavatkozó számításához nem használom fel annak korábbi értékeit. A tapasztalatok azt mutatták, hogy ekkor nem túl jó illeszkedés érhető el a modell és a tanító adatsor között. Megoldást jelenthet, ha a megfelelő tanító algoritmust használva az egyes modell kimeneteket nem függetlenül számítom a tanító adatsorból, hanem a korábbi modell kimeneteket veszem figyelembe egy újabb kimenet számításához. Ilyen módszerrel hamar kiderül, ha instabil vagy a korábbi értékhez túlzottan „ragaszkodó” lenne a modell. Hátránya, hogy ezzel a módszerrel jelentősen lassabb lehet a tanítás. A hálózatok tanításához az NNSYSID 2.0 programcsomagot használtam, amely tartalmazza a megfelelő tanító algoritmusokat (Nørgaard et al. 2000).

A tanítás során azt tapasztaltam, hogy az a priori modell identifikálásához használt adatsor túl rövidnek bizonyult a neurális hálózati modellek megfelelő illesztéséhez. Ehelyett egy jóval hosszabb időtartamon az a priori modell segítségével generáltam egy adatsort, és erre végeztem a tanítást. Azt is tapasztaltam, hogy míg a normál modellel

viszonylag jó illeszkedést értem el (23. ábra), addig az inverz modell illeszkedése sokkal rosszabb volt (24. ábra).



23. ábra Normál neurális hálózati modell illeszkedése

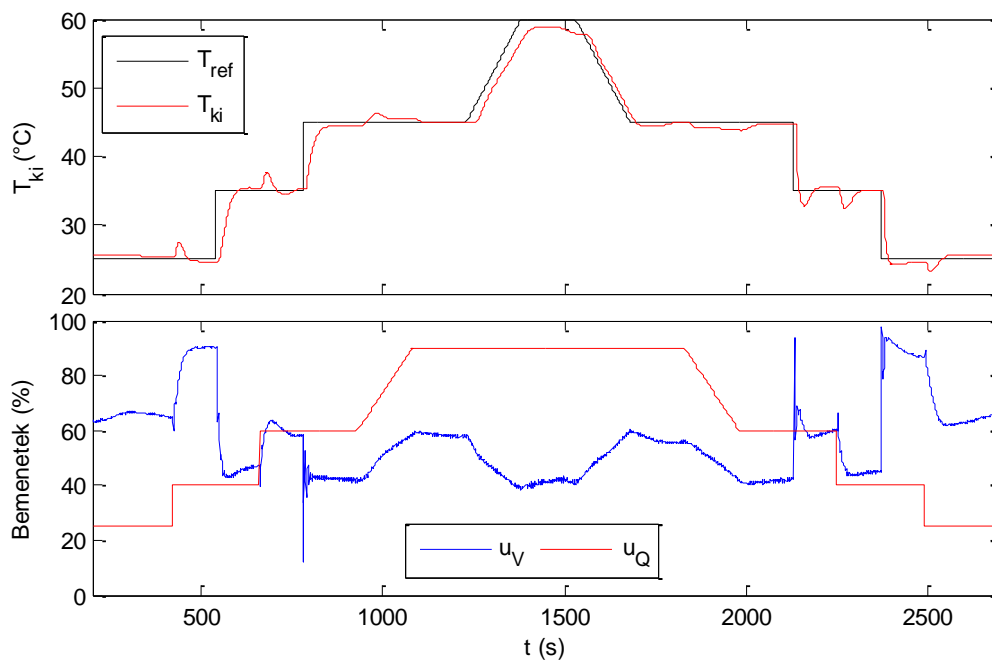


24. ábra Inverz neurális hálózati modell illeszkedése

Az elvégzett szabályozási kísérlet (25. ábra) eredményeként az eddigi egyik legrosszabb minőségű szabályozást láthatjuk. Az átmenetek lassúak, a zavarás kompenzációja gyenge és több helyen maradó hibát is láthatunk. A maradó hiba magyarázata az lehet, hogy az inverz és a normál neurális hálózatok közötti kapcsolat nem tökéletes inverz kapcsolat, csak közelíti azt. Azonban egy IMC struktúrában ha a szabályozó nem tartalmazza a modell inverzét, és ezt így csatolom vissza, nem alakul ki az az integrátor, amely eltüntetné a maradó hibát. Erre a problémára az lehetett volna a megoldás, ha a normál modellt közvetlenül invertálok. Azonban ebben a dolgozatban nem volt célom ennek bemutatása, mivel csak speciális esetekben, vagy a háló helyi linearizálásával végezhető el, és a közelítés miatt már ekkor sem teljesül a tökéletes inverz kapcsolat.

A zavarások kompenzációjának hibáira már az is utal, hogy az inverz modell illesztésekor éppen a zavarás okozott indokolatlan kilengést az inverz modell kimenetén. Mivel a beavatkozó jelet ennek megfelelően alakítom ki, itt beviszek egy impulzusszerű hibát, amelyet később el kell tüntetni.

Az alapjel követésének lassúságára pedig az lehet a magyarázat, hogy a tanított háló dinamikus tulajdonságait nem tudtam jelentősen befolyásolni a tanítás során. Leginkább a tanító adatsor megválasztása segítheti a megfelelő modell elérését. Elképzelhető olyan numerikus algoritmus is, amely az identifikációt, mint feltételes szélsőérték-feladatot úgy oldja meg, hogy közben tekintetbe veszi korlátként, hogy az adott inverz hálózat milyen zárt körű viselkedést fog eredményezni. Ez azonban egy rendkívül nehézkes megoldást eredményezne, és éppen a neurális hálózati modellnek azt az előnyét venné el, hogy a folyamat részletes ismerete nélkül, könnyen lehet illeszteni modellt a kívánt kapcsolat leírására.



25. ábra Szabályozás inverz neurális hálózat alkalmazásával

2.3. A szabályozó struktúrák összehasonlítása

Az egyes szabályozási kísérletek grafikus értékelése mellett számszerűsítettem is az eredményeket. Erre az átlagos integrált hibanégyzetet használtam, összhangban a szabályozó hangolás során alkalmazott célfüggvénnyel (2.18. egyenlet). Emellett kiszámítottam az átlagos abszolút hibát is (IAE).

$$IAE = \frac{\int_0^{t_{vég}} |T_{ref} - T_{ki}| dt}{t_{vég}} \quad (2.38)$$

Ezeket az eredményeket az 2. táblázatban mutatom be, a legjobb értékeket kiemelve. A számszerű adatok alapján látszik, hogy az egyszerű PID szabályozáshoz képest mind a holtidő, mind a nemlineáris viselkedés kompenzációja javítja a szabályozást, és ezek együttes alkalmazása MSE tekintetében nem, de IAE célfüggvény szerint további javulást eredményez. Hasonlóan jó eredményt szolgáltat MSE tekintetében a CDI és az MPC. IAE célfüggvényben még jobbak is a PID alapú megoldásoktól, az MPC szolgáltatja a legjobb értéket ebből a célfüggvényből.

2. táblázat A vizsgált módszerek összehasonlítása integrál kritériumok alapján

Módszer	MSE	IAE
PID	4,865	1,642
Smith-prediktor	3,221	0,775
PID+NL komp.	3,087	0,818
Smith-prediktor + NL komp.	3,100	0,743
Inverz neurális hálózat	8,065	2,210
MPC	3,282	0,679
CDI	3,165	0,729

A módszereket az integrálkritériumokon kívül további klasszikus kritériumok szerint is összehasonlítottam. A beállási idő értelmezhető mind alapjel váltás és zavarás kompenzáció esetén. Úgy számítottam, hogy az alapjel vagy a zavaró jel megváltozásától számítottam az időt addig, amíg a szabályozott jellemző ismét visszatér az alapjel környezetébe, és onnan nem mozdul ki a következő váltásig. A környezet definíciója alapjel váltás esetén a váltás mértékének (10 °C) 1%-a, ami 0,1 °C-ot jelentett. A zavarás kompenzáció során szintén 0,1 °C-os környezetet vettem figyelembe. Bár így néhány szabályozó nem érte el a stacioner állapotot a rendelkezésre álló 120 s alatt, a többi esetben így jelentősebb különbséget tudok bemutatni. A túllendülést úgy számítottam, hogy az alapjel maximális túllépésének és az alapjel váltás hányadosát vettem. A zavarás kompenzáció esetén a legnagyobb eltérés abszolút értékét vettem.

Az alapjel váltás esetén két szakaszt vizsgáltam, az 540-660 s tartományban az alapjel 25 °C-ról 35 °C-ra emelkedett, míg a 2130-2250 s tartományban 35 °C-ról 25 °C-ra csökkent. Ezeket az eredményeket a 3. táblázat tartalmazza. A zavarás kompenzációjának vizsgálatát szintén két szakaszon végeztem el, 660-780 s időtartományban 40%-ról 60%-ra emelkedett a fűtés vezérlőjele, míg 2250-2370 s időtartományban 60%-ról 40%-ra csökkent a fűtés vezérlőjele. Ezeket az eredményeket a 4. táblázat tartalmazza. E kritériumok alapján a CDI a legkedvezőbb szabályozási módszer, mivel mind a beállási idő a legrövidebb, és túllendülés sem tapasztalható.

3. táblázat A vizsgált módszerek összehasonlítása alapjel váltás esetén beállási idő és túllendülés szerint

	Beállási idő (s)		Túllendülés (%)	
	540-660 s	2130-2250 s	540-660 s	2130-2250 s
PID	>120	>120	0,0%	0,0%
Smith-prediktor	83	63	11,5%	2,0%
PID+NL komp.	116	>120	18,6%	9,6%
Smith-prediktor + NL komp.	82	82	22,1%	0,0%
Inverz neurális hálózat	120	79	4,3%	22,4%
MPC	38	24	3,7%	4,2%
CDI	24	13	0,0%	0,0%

4. táblázat A vizsgált módszerek összehasonlítása zavarás kompenzáció esetén beállási idő és a legnagyobb eltérés szerint

	Beállási idő (s)		Legnagyobb eltérés (°C)	
	660-780 s	2250-2370 s	660-780 s	2250-2370 s
PID	>120	>120	4,66	4,54
Smith-prediktor	43	65	0,53	1,81
PID+NL komp.	47	57	0,30	0,40
Smith-prediktor + NL komp.	80	56	1,79	0,59
Inverz neurális hálózat	>120	85*	2,73	2,52
MPC	18	20	0,33	0,25
CDI	0	0	0,00	0,00
* maradó hibával beállt stacioner állapot				

2.4. Összefoglalás

Ebben a fejezetben több szabályozó algoritmust vizsgáltam meg a laboratóriumi vízmelegítő mintapéldáján. A módszerek leírásában már azonosítottam az összes szabályozó algoritmusban jelen levő invertálást. Ez bizonyos esetekben (PID, Smith-prediktor, MPC) indirekt módon jelenik meg, míg másutt direkt módon (stacioner nemlinearitás kompenzálása, inverz neurális hálózatok, CDI).

A módszereket fizikai mérésekben hasonlítottam össze. Igazolást nyert az a feltevés, hogy minél több információt tartalmaz a szabályozó a rendszer modelljéből, annál inkább jó szabályozási minőséget várhatunk tőle. Az inverz neurális hálózati modellen alapuló rossz szabályozás tűnik ki a sorból, amelynek oka elsősorban az lehet, hogy strukturálisan eltér a szabályozni kívánt rendszertől, így paramétereit is csak egyes tartományokban írják le jól a rendszer viselkedését.

3. Több bemenetű, több kimenetű holtidős rendszerek invertálása

Egy bemenet-kimenet pár esetén egyértelmű, hogy az inverzben éppen felcserélődik a bemenet és a kimenet. Ha már vannak egyéb bemenetek, például zavarások is, akkor meg kell határoznunk, hogy az inverz függvény melyik bemenetre nézve invertál, ekkor a kimenet ezzel a jellel cserél helyet. Általános esetben több bemenetű több kimenetű (MIMO) rendszereknél az inverz függvénynek is egyszerre több jelet kell meghatároznia.

Az invertálás során az az elvárás, hogy egy rendszer és annak inverze sorba kötve adjanak ki egy előre specifikált rendszert. Dinamikus rendszerek esetében a specifikáció általában egy a relatív rendnek megfelelő szűrő. MIMO rendszerek esetén is definiálhatunk szűrőket, melyekkel szemben az az egyik elvárás, hogy stacioner erősítési mátrixa egységmátrix legyen. Bár nem kötelező, gyakran elvárjuk tranziens állapotban is, hogy a rendszer egyes bemenetei csak a hozzájuk rendelt kimenetekre hassanak. Ez a gondolat található meg a szétcsatoló szabályozásban is: az egyik alapjel megváltozása ne befolyásolja a többi szabályozási kört.

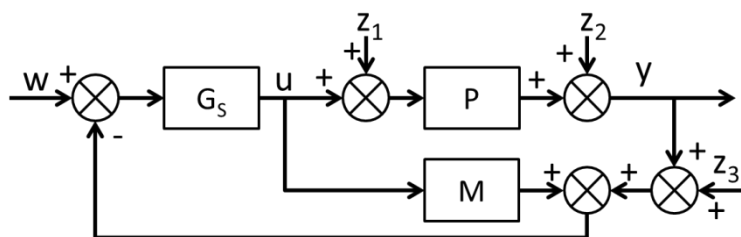
Holtidős rendszerek esetén a helyzet annyival bonyolultabb, hogy a triviálisnak ígérkező invertálás nem mindig vezet megvalósítható megoldáshoz. Előfordulhat, hogy egy jövőbeli jel ismerete lenne szükséges a beavatkozók számításához. Ilyen esetben vagy elhanyagoljuk az így kapott negatív holtidőt, ezzel az eredeti specifikációtól eltérünk egy ismeretlen irányba, vagy az eredeti specifikációt módosíthatjuk úgy, hogy az azzal kapott inverz megvalósítható legyen.

A probléma akkor jelentkezik, ha a rendszer valamelyik bemenete két vagy több kimenetére nézve is a legkisebb holtidővel rendelkezik. Ezt a problémát úgy küszöbölhetjük ki, ha a problémás bemenet helyett egy virtuális bemeneti jelet számítunk ki, amely a fizikailag realizálódó jel jövőbeli értékét jelenti. Tehát a fizikailag megjelenő bemenet a virtuálishoz képest holtidővel el van tolván. Így elérhető, hogy a további beavatkozókra már nem ez lesz a leggyorsabb, és a hatása kompenzálható.

A következő fejezetekben néhány példát mutatok be más kutatók munkájából, majd a holtidő-kompenzáció általam kidolgozott technikáját mutatom be egy előreccsatoló szabályozás szimulációjával illusztrálva. Ezután a módszer stabilitáshoz való viszonyát elemzem.

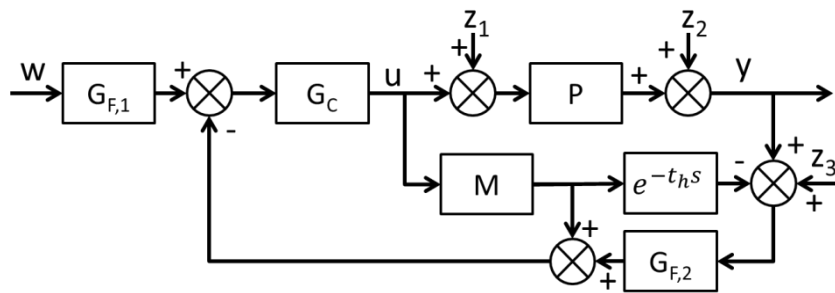
3.1. Esettanulmányok

García és Albertos (García & Albertos 2010) instabil MIMO rendszerek szabályozására javasol egy holtidő kompenzációs technikát. A stabilizáló rész sémája látható a 26. ábrán, ahol P jelenti a fizikai rendszer átviteli függvényét, z_1 , z_2 zavarások, z_3 fehér zaj. Módszerük a lineáris modell diszkretizálásával indul, majd egy diszkrét átviteli mátrix (M) segítségével a beavatkozó jelekből és a kimenetekből előállítják a holtidő nélküli kimenet becslését. A kapott holtidő nélküli kimenetet ezután negatívan visszacsatolják egy stabilizáló szabályozóba (G_S), amely előállítja a beavatkozó jelet. Az így stabilizált rendszert már egyszerűbb módszerekkel lehet irányítani, például IMC struktúrába helyezhető.



26. ábra MIMO holtidős rendszer stabilizálása (García & Albertos 2010) szerint

Santos és társai (Santos et al. 2014) egy sokrétűen használható megoldást mutattak be a MIMO holtidős rendszerek stabil, holtidőt kompenzáló szabályozására. Munkájuk különlegessége, hogy eltérő számú bemenet és kimenet esetén is használható, bár a szabadsági fokok számát nem lehet felülbírálni, alapjából a beavatkozók számával megegyező számú van. Mégis hasznos lehet, ha a több mért kimenet a holtidő nélküli kimenetek pontosabb előrejelzését teszi lehetővé. Az előzőhöz hasonlóan diszkretizálja a modellt, majd a bemenetek és kimenetek felhasználásával becsüli a holtidő nélküli kimenetet. Ezután felhasználja az így kapott jelet IMC struktúrában (27. ábra, ahol G_C a szabályozó, P a fizikai rendszer, M a holtidő nélküli modell, $G_{F,1}$ és $G_{F,2}$ az előre- illetve visszacsatolás szűrői). Összehasonlították módszerüket az MPC-vel is, és azt tapasztalták, hogy azonos viselkedés érhető el, amíg nincs különbség a holtidők valódi és modellben szereplő értéke között. A holtidő pontatlan ismerete az MPC esetén rosszabb szabályozást eredményez.



27. ábra Smith-prediktor szűrővel (Santos et al. 2014) által javasolt formában

Liu és társai (Liu et al. 2007) analitikusan kompenzálták a keresztthatásokat holtidős MIMO rendszerekben. Megállapították, hogy a rendszer elvárt válaszát előíró specifikáció fontos tényező a fizikailag realizálható szabályozók szintézisében. A rendszer átviteli mátrixának determinánsa mutatja meg, hogy lesz-e a szétcsatolás után a komplex számsík jobb oldalára eső zérus (folytonos esetben). Mivel a holtidőt a Laplace transzformált tartományban exponenciális tagok reprezentálják, így a determináns nem egyszerűen polinomok hányadosa lesz, és végtelen sok pozitív valós részű zérusa lehet. Ez viszont nem jelent problémát, mivel mindig azonosíthatóak domináns zérusok, amelyek a fordított válasz nagy részéért felelősek. A specifikáció egy olyan diagonális mátrix lesz, amely főátlójában átviteli függvények szerepelnek. Ezek az átviteli függvények pedig tartalmazzák a megfelelő holtidős tagot és azokat a zérusokat, amelyek a komplex számsík jobb téréfelére esnek. A szabályozó tervezésére a szerzők bemutatnak egy Padé-approximáción alapuló analitikus módszert is.

Ge és Tee (Ge & Tee 2007) MIMO holtidős rendszerek stabil szabályozását vizsgálta. Fő céljuk, hogy neurális hálózati modellekkel tudják közelíteni a Lyapunov-Krasovskii függvényeket, amelyek a nemlineáris rendszer változásának korlátait mutatják meg. Chen és társai (Chen et al. 2013) adaptív fuzzy szabályozót fejlesztettek, és több példán mutatták be működését, melyek közt szerepel egy folyamatos üstreaktor szimulátora is.

A fent bemutatott módszerek nem térnek ki részletesen arra, hogy az egyes bemenet-kimenet csatornákon hogyan választják meg a kompenzálendő holtidőket. A továbbiakban ezt a nem elhanyagolható részletét mutatom be a MIMO holtidő kompenzáció tervezésének.

3.2. Problémafelvetés

Tegyük fel, hogy rendszerünkben több szabályozott jellemző és ugyanennyi beavatkozó jel van. Tegyük fel, hogy bármely beavatkozó és szabályozott jellemző között értelmezhető kapcsolat, és ezek különböző holtidővel rendelkezhetnek. Példaként tekintsük a következő nulladrendű holtidős 2 bemenetű, 2 kimenetű rendszert!

$$\begin{bmatrix} y_1(t) \\ y_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3u_1(t-1) + 2u_2(t-3) \\ u_1(t-2) + 4u_2(t-5) \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

Látható, hogy u_1 holtideje mind y_1 -re, mind y_2 -re kisebb, mint u_2 holtideje. Ha 1-1 2-2 párosítást feltételezünk, és egyszerűen az adott szabályozott jellemzőhöz tartozó holtidőt vesszük figyelembe, akkor a következő specifikációt írhatjuk fel:

$$\begin{bmatrix} w_1(t) \\ w_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1(t+1) \\ y_2(t+5) \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

Ebbe behelyettesítve 3.1. egyenletből:

$$\begin{bmatrix} w_1(t) \\ w_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3u_1(t) + 2u_2(t-2) \\ u_1(t+3) + 4u_2(t) \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

Ha ki akarjuk fejezni u_1 -et és u_2 -t w_1 és w_2 függvényében, akkor u_1 jövőbeli értéke szerepel az egyenletben. Ezt szeretnénk elkerülni úgy, hogy mindkét szabályozott jellemzőhöz különböző beavatkozó legyen a leggyorsabb, és így egyértelműen a legkisebb holtidőt kompenzálhassuk.

3.3. Megoldás egy minta rendszeren

A 3.1. egyenlettel leírható minta rendszerben bevezethetünk virtuális beavatkozókat:

$$\begin{bmatrix} u_1(t) \\ u_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_1(t-2) \\ v_2(t) \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

Ezeket visszahelyettesítve a 3.1. egyenletbe:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3v_1(t-3) + 2v_2(t-3) \\ v_1(t-4) + 4v_2(t-5) \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

Mivel y_1 -re nézve azonos a két beavatkozó holtideje, y_2 -re nézve viszont v_1 holtideje kisebb, így az 1-2 2-1 párosítás a megfelelő, és az új specifikáció a következő lesz:

$$\begin{bmatrix} w_1(t) \\ w_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1(t+3) \\ y_2(t+4) \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Ebbe behelyettesítve a 3.5. egyenletből:

$$\begin{bmatrix} w_1(t) \\ w_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3v_1(t) + 2v_2(t) \\ v_1(t) + 4v_2(t-1) \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Kifejezhetjük a virtuális beavatkozókat:

$$v_1(t) = w_2(t) - 4v_2(t-1) \quad (3.8)$$

$$v_2(t) = \frac{1}{2}(w_1(t) - 3v_1(t)) \quad (3.9)$$

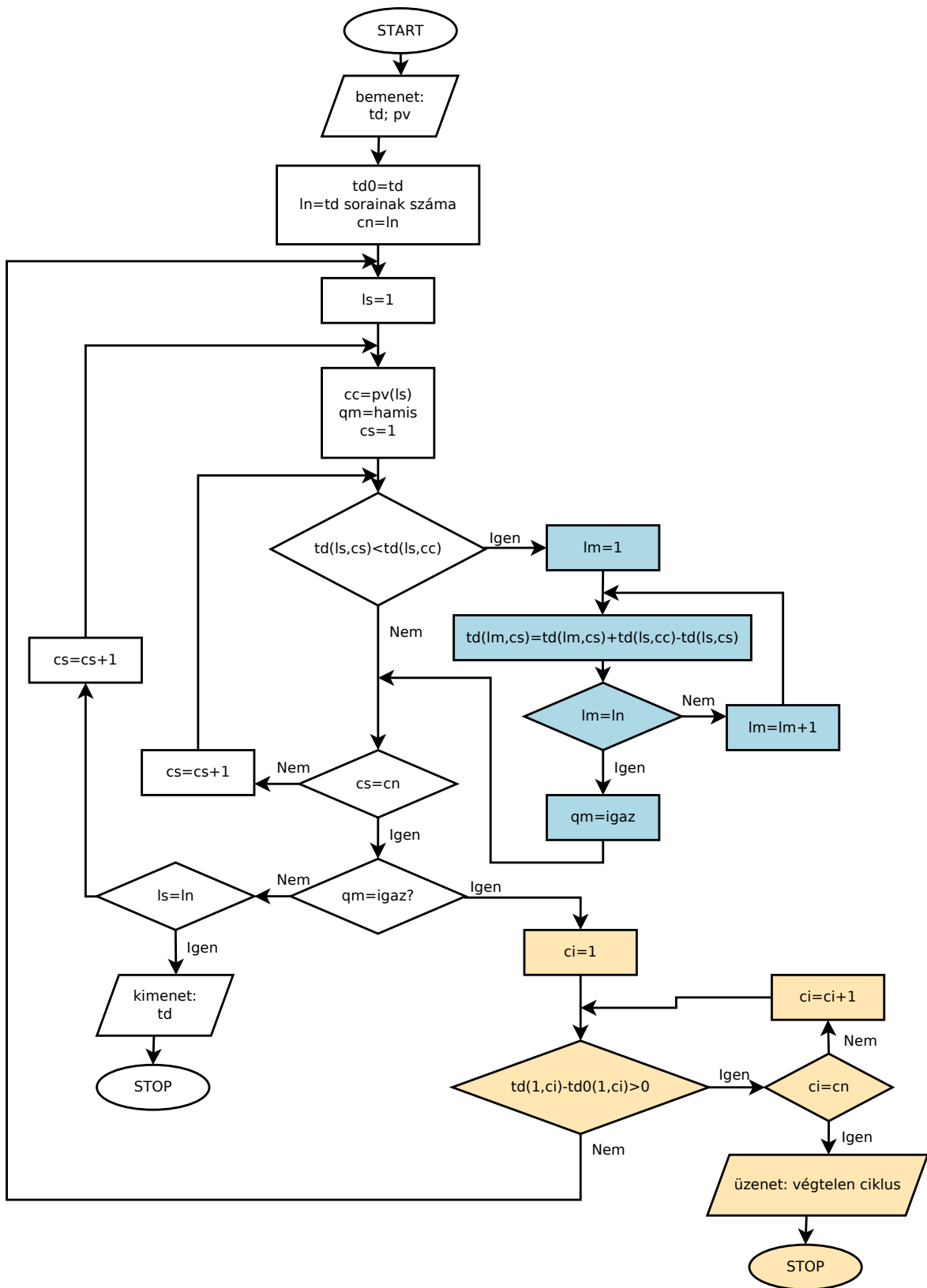
Így már csak jelen vagy múltbeli értékeket kell felhasználni a jelenbeli értékek meghatározásához. Később ebből a 3.4. egyenlet szerint lesz fizikai beavatkozó. A fizikai beavatkozók késleltetése és a virtuális beavatkozók bevezetése tehát megoldotta az invertálás során felmerült nehézséget.

3.4. Általános algoritmus

Ahhoz, hogy az egyes virtuális beavatkozók késleltetéseit megkapjuk, el kell végeznünk a következő műveleteket. Ezek előfeltétele, hogy adott legyen a beavatkozó-szabályozott jellemző párosítás.

1. Gyűjtsük a beavatkozó-szabályozott jellemző csatornák holtidőit egy mátrixba, melynek soraiban az azonos szabályozott jellemzőhöz, oszlopaiban a beavatkozókhöz tartozó értékek szerepelnek.
2. Válasszuk ki az első sort.
3. Ellenőrizzük, hogy a párosításban kiválasztott elem a legkisebb-e a sorban. Ha igen, akkor lépünk a 4. pontra. Ha nem, akkor az 5. pontra
4. Vizsgáljuk meg, hogy az utolsó sornál tartunk-e. Ha igen, akkor fejezzük be az algoritmust, eredményünk az esetleges módosítások után kapott mátrix. Ha nem, akkor lépünk a következő sorra, és ugorjunk a 3. pontra.
5. Azokhoz az oszlopokhoz, amelyekben a vizsgált sorban a kiválasztott elemnél kisebb elem van, adjuk hozzá a különbséget (az oszlop összes eleméhez). Így a vizsgált sorban nem lesz a kiválasztottnál kisebb elem. Vizsgáljuk meg, hogy van-e még olyan oszlop, amelyhez nem adtunk hozzá semennyit. Ha igen, akkor lépünk a 2. pontra. Ha nem, akkor fejezzük be az algoritmust, ebben az esetben nincs megoldás ehhez a párosításhoz.

Az algoritmushoz készült folyamatábra az 28. ábrán látható. Az eredményként kapott mátrix a módosított holtidőket tartalmazza. Ennek és az eredetinek a különbsége adja meg, hogy az egyes beavatkozók holtidőit mennyivel kell virtuálisan megnövelni.



28. ábra Algoritmus a virtuális és a fizikai beavatkozók közti időeltolás megállapítására

Mivel az algoritmus előfeltétele, hogy a párosítás ismert legyen, és végződhet úgy is, hogy nem találunk megfelelő megoldást, ezért kérdés, hogy miként választjuk meg a párosítást. Erre vonatkozó algoritmus még nem ismert, leszámítva, hogy végigpróbáljuk az összes lehetséges párosítást. A tapasztalat azt mutatta, hogy általában egy párosítás esetén kapunk megoldást, de nem mindig, ismert olyan eset, melyben több megoldás van. Külön említem azokat az eseteket, amelyekben egyes sorok vagy oszlopok azonosak, ilyenkor természetes, hogy több megoldás létezik.

3.5. Illusztráció szimulációval

Szimulációs példaként egy két bemenetű, két kimenetű nulladrendű rendszert vizsgálatát mutatom be. Az átviteli függvény a következő:

$$G_{obj} = \begin{bmatrix} e^{-3s} & 0,9e^{-2s} \\ 0,9e^{-6s} & e^{-s} \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Az átviteli mátrixon látszik, hogy a stacioner erősítések szimmetrikusak, és erős kereszthatások vannak. A holtidők nem szimmetrikusak, a 2. beavatkozó gyorsabb mindkét szabályozott jellemzőre, mint az 1. Itt 1-1 2-2 párosítást alkalmazunk. A holtidők mátrixa:

$$t_d = \begin{bmatrix} 3 & 2 \\ 6 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

Az első sor vizsgálata után hozzáadunk 1-et a 2. oszlophoz. Így az 1. sortól tovább léphetünk, és 2. sort is elfogadhatjuk. A módosított holtidők:

$$t_{d,m} = \begin{bmatrix} 3 & 3 \\ 6 & 2 \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

A virtuális beavatkozók a következők lesznek:

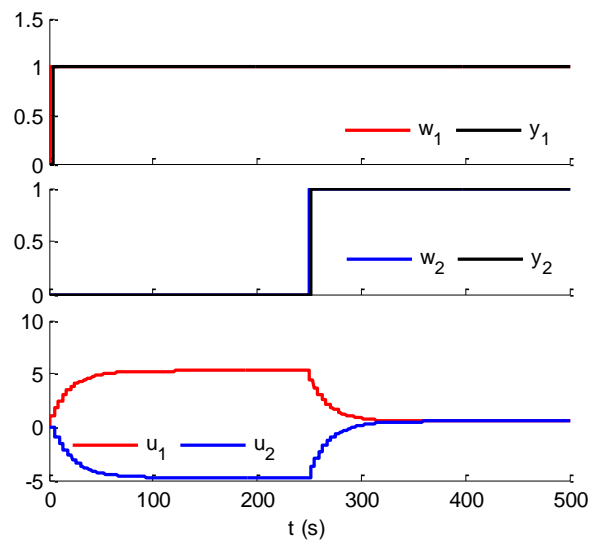
$$v_1(t) = w_1(t) - 0,9v_2(t) \quad (3.13)$$

$$v_2(t) = w_2(t) - 0,9v_1(t-4) \quad (3.14)$$

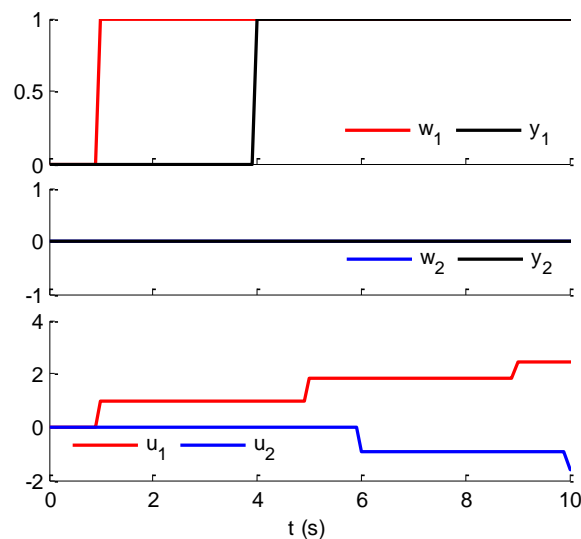
A kapcsolat a fizikai beavatkozóval a következő:

$$\begin{bmatrix} u_1(t) \\ u_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_1(t) \\ v_2(t-1) \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

Az előreccsatoló szabályozó tesztelésére egy olyan szimulációt végeztem, amelyben mindkét alapjel 0-ról 1-re áll át egy ugrásfüggvény során, de a két ugrás időben jól elkülönül (29. ábra). Az első ugrást az idő tengely szerint nagyítva mutatja 30. ábra.



29. ábra Előrcsatolás a javasolt algoritmussal



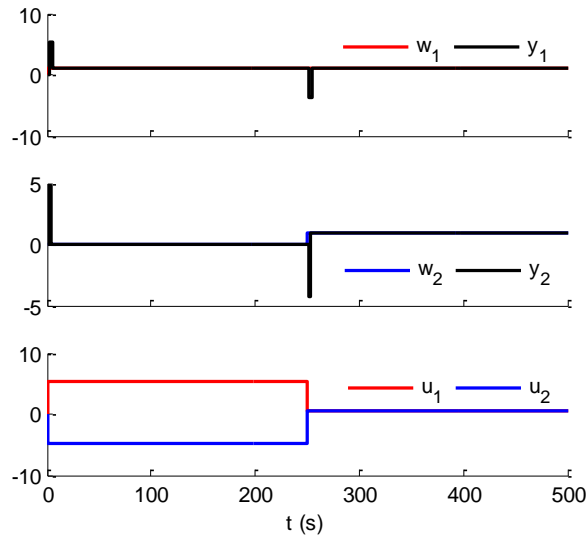
30. ábra Nagyítás a javasolt algoritmussal történő előrcsatolás első 10 másodpercéről

Az ábrán látható, hogy a szabályozott jellemző a holtidőtől eltekintve gyorsan átáll az alapjelre, túllendülés nélkül. A beavatkozók viszont nem azonnal, hanem lépcsőzetesen változnak, míg el nem érik a stacioner értéket. Így elkerülhető, hogy a nem hozzájuk tartozó szabályozott jellemzőt megzavarják, lehetősége marad a másik beavatkozónak reagálni a változásokra.

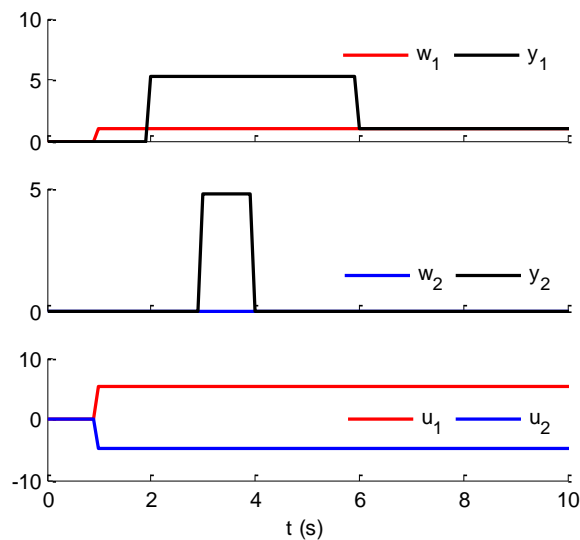
Egy másik megközelítés, hogy stacioner állapotban vett inverz szerint csatolunk előre. Itt a tranzienstre nem vonatkozik semmilyen követelmény, csak a stacioner állapotokban kell a szabályozott jellemzőnek az alapjelre kerülni. Ekkor a beavatkozók:

$$\begin{bmatrix} u_1(t) \\ u_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0,9 \\ 0,9 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} w_1(t) \\ w_2(t) \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

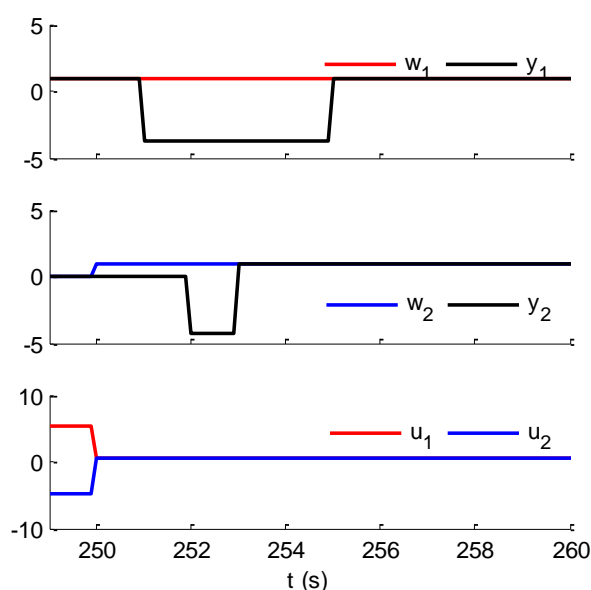
Az így végzett szimuláció során azt láthatjuk, hogy bár gyorsabb a szabályozott jellemző reakciója, kapunk egy jelentős túllendülést, illetve a tartani kívánt szabályozott jellemző is kilendül az alapjelről (31. ábra, nagyítás 32. ábra).



31. ábra Stacioner előrcsatolás



32. ábra Nagyítás a stacioner előrcsatolás első 10 másodpercéről



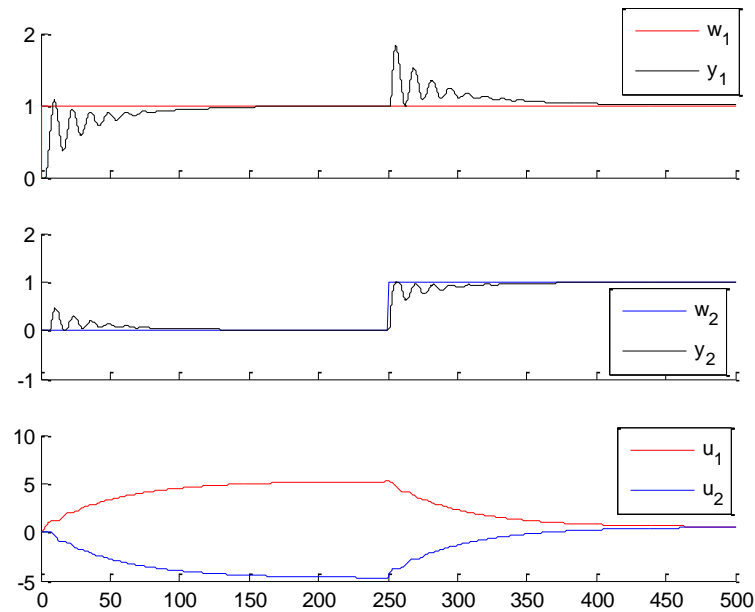
33. ábra Nagyítás a stacioner előreccatolás jeleiről 249-260 s időtartományban

A példa jól illusztrálja, hogy milyen problémát okozhat az, ha a beavatkozók egymás hatását nem veszik figyelembe. Itt nincs dinamikus szétccatolás. A következő fejezetben azonban látni fogjuk azt is, hogy a szétccatolás néha magának a szabályozónak az instabilitásához vezet.

Hagyományos megközelítés szerint visszacsatoló szabályozót is tervezhetünk. Használhatjuk ehhez a közvetlen szintézis módszerét. Esetünkben a következő lesz a szabályozó (1 csatornára):

$$\begin{aligned}
 G_c &= \frac{1}{G_{obj}} \cdot \frac{G_{zk}}{1 - G_{zk}} = \dots \\
 &= \frac{1}{K e^{-th}} \cdot \frac{\frac{1}{\tau_c s + 1} e^{-th}}{1 - \frac{1}{\tau_c s + 1} e^{-th}} \approx \frac{1}{K} \cdot \frac{1}{\tau_c s + 1 - 1 + t_d s} = \dots \\
 &= \frac{1}{K} \cdot \frac{1}{(\tau_c + t_h) s}
 \end{aligned} \tag{3.17}$$

Az így kapott szabályozót használva (amely egy egyszerű integrátor), a zárt körű időállandót úgy hangoltam, hogy a kísérletben a legkisebb szabályozási hibanégyzet-integrált kerestem, a két szabályozott jellemző esetén azonos súllyal figyelembe véve. Az eredmény egy, a korábbiakhoz képest lassú, és lengő beállást biztosító szabályozás lett. A szabályozó körök jelentősen zavarják egymást.



34. ábra Nulladrendű MIMO rendszer visszacsatoló szabályozása

3.6. Stabilitás az inverzben

Egyes esetekben azt tapasztaltam, hogy a bemutatott módszerrel képzett inverzek nem stabilak: folyamatosan változó beavatkozó jel mellett tartják fent a szabályozott jellemző állandó értékét.

A problémát egy 2 bemenetű 2 kimenetű, nulladrendű objektumon mutatom be, mivel bonyolultabb esetben az analitikus levezetés problémákba ütközik. A rendszer a következő bemenet-kimenet modellel írható le:

$$y_1(t) = K_{11}u_1(t-t_{11}) + K_{12}u_2(t-t_{12}) \quad (3.18)$$

$$y_2(t) = K_{21}u_1(t-t_{21}) + K_{22}u_2(t-t_{22}) \quad (3.19)$$

A virtuális beavatkozók bevezetése után:

$$y_1(t) = K_{11}v_1(t-t_{11}-h_1) + K_{12}v_2(t-t_{12}-h_2) \quad (3.20)$$

$$y_2(t) = K_{21}v_1(t-t_{21}-h_1) + K_{22}v_2(t-t_{22}-h_2) \quad (3.21)$$

Ha a párosítás 1-1 2-2, akkor a következő feltételnek kell teljesülnie:

$$t_{22} - t_{21} \leq h_1 - h_2 \leq t_{12} - t_{11} \quad (3.22)$$

A zárt körű specifikáció a következő lesz y_I -re:

$$w_I(t) = y_I(t + t_{11} + h_1) \quad (3.23)$$

Kifejezhető a virtuális beavatkozó:

$$v_1(t) = \frac{1}{K_{11}} w_1(t) - \frac{K_{12}}{K_{11}} v_2(t - t_{12} - h_2 + t_{11} + h_1) \quad (3.24)$$

Hasonlóképpen v_2 -re:

$$v_2(t) = \frac{1}{K_{22}} w_2(t) - \frac{K_{21}}{K_{22}} v_1(t + t_{22} + h_2 - t_{21} - h_1) \quad (3.25)$$

Ha nem érünk el korlátokat, akkor 3.24. egyenletbe behelyettesíthető a 3.25. egyenletben kifejezett v_2 :

$$v_1(t) = \frac{1}{K_{11}} w_1(t) - \frac{K_{12}}{K_{11}K_{22}} w_2(t - t_{12} - h_2 + t_{11} + h_1) + \frac{K_{12}K_{21}}{K_{11}K_{22}} v_1(t + t_{22} - t_{21} - t_{12} + t_{11}) \quad (3.26)$$

Laplace transzformáció után és a v_1 -et tartalmazó tagokat bal oldalra rendezve a bal oldal a következő lesz:

$$v_1 \left(1 - \frac{K_{12}K_{21}}{K_{11}K_{22}} e^{-(t_{22}+t_{21}+t_{12}-t_{11})s} \right) = \dots \quad (3.27)$$

Ebből meghatározható a pólushely. A stabilitás kritériuma a következő lesz:

$$\frac{1}{-t_{22} + t_{21} + t_{12} - t_{11}} \ln \left(\frac{K_{12}K_{21}}{K_{11}K_{22}} \right) \leq 0 \quad (3.28)$$

A feltétel akkor teljesül, ha:

$$\left| \frac{K_{12}K_{21}}{K_{11}K_{22}} \right| \leq 1 \quad (3.29)$$

Látható, hogy ebben az egyszerű esetben a rendszer stacioner erősítései szabják meg, hogy alkalmazható-e az általunk kifejlesztett módszer. A helyzet más lenne, ha a holtidőn kívül egyéb dinamikai elemet is tartalmazna a specifikáció vagy az irányítandó rendszer, viszont akkor nem tudnám analitikusan elvégezni a stabilitás vizsgálatát. Abban az esetben, ha a párosítás fordított, hasonló módon a következő kritérium vezethető le:

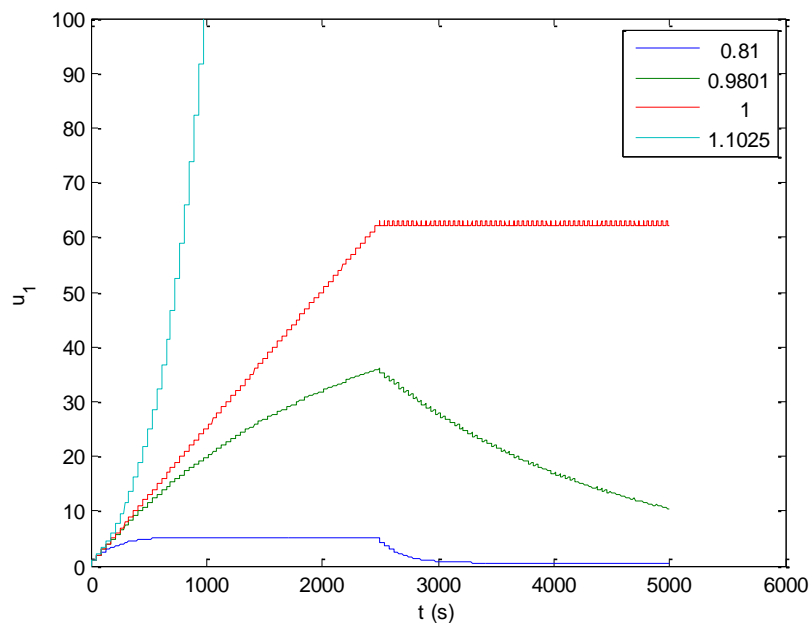
$$\left| \frac{K_{11}K_{22}}{K_{12}K_{21}} \right| \leq 1 \quad (3.30)$$

Előfordulhat az a helyzet, hogy a holtidők átrendezése miatt a párosítást úgy kell megválasztani, hogy a stabilitás kritériumát nem lehet kielégíteni. Ilyen esetben meg kell gondolni, hogy lazítunk a specifikáción, megengedünk a keresztthatásokból is egy keveset a tranziens alatt, vagy elhanyagolásokat teszünk és leegyszerűsítjük a problémát.

A jelenség bemutatására végeztem egy szimulációs vizsgálatot. A korábbihoz hasonló átviteli mátrixszal írható le a rendszer:

$$G_{obj} = \begin{bmatrix} e^{-3s} & ke^{-2s} \\ ke^{-6s} & e^{-s} \end{bmatrix} \quad (3.31)$$

Itt k egy paraméter, amelynek változtatásával a stabilitási kritériumban számolt tört értéke beállítható. Mivel 1-1 2-2 párosítással dolgozunk, így a 3.29. egyenletben szereplő hányados k^2 -el lesz egyenlő. Olyan szimulációkat végeztem, amelyekben w_1 0-ról 1-re ugrik $t=1$ s-nál, w_2 szintén 0-ról 1-re ugrik $t=250$ s-nál. Mivel a második stacioner állapotban mindkét alapjel 1-en áll, így a stabilitás határán speciális esetet láthatunk. A szimulációt a 35. ábra mutatja be.



35. ábra Az u_1 beavatkozó jel több k^2 érték mellett

Látható, hogy k^2 értéke minél kisebb, annál gyorsabban áll be a stacioner állapot, mert a két szabályozási csatorna annál kevésbé zavarja egymást. 1 fölötti értéknél instabillá válik, a végtelenbe tart. A speciális eset, ha éppen 1 az értéke. Ez a stabilitás határa. Bizonyos esetekben, ha különböző alapjelet kell tartani, akkor a lépcsőzetes jelre akár egyenest is illeszthetnénk. Ha azonos a két alapjel, akkor megszűnik a növekedés, és egy le-föl váltakozó beavatkozó jelet tapasztalunk, ami korlátos, de nem konvergens.

3.7. Alkalmazási lehetőség szétcsatoló szabályozásban

A szétcsatoló szabályozás lényege, hogy megtartjuk a külön visszacsatoló szabályozási köröket, viszont a keresztthatásokat előrecsatolással kompenzáljuk. A kompenzáció során a holtidő hatása kritikus lehet, mivel csak akkor tudjuk a kompenzációt végrehajtani, ha az adott kimenetre gyorsabb a hozzá tartozó beavatkozó hatása, mint a zavaró bemeneté. Ha

ez az eset nem áll fenn, akkor kell a holtidő átalakítást elvégeznünk.

Mintapéldaként a következő 2 bemenetű, 2 kimenetű elsőrendű holtidős átviteli függvényekkel leírható rendszert választottam:

$$G_{obj} = \begin{bmatrix} \frac{12,8}{16,7s + 1} e^{-1s} & -\frac{18,9}{21s + 1} e^{-5s} \\ \frac{6,6}{10,9s + 1} e^{-7s} & -\frac{19,4}{14,4s + 1} e^{-9s} \end{bmatrix} \quad (3.32)$$

Ha keresztátásokat akarunk kompenzálni a 36. a) ábra szerint, akkor a következő kompenzátor átviteli függvények adódnak:

$$D_1 = -\frac{G_{1,2}}{G_{1,1}} = \frac{18,9}{12,8} \cdot \frac{21s + 1}{16,7s + 1} e^{-4s} \quad (3.33)$$

$$D_2 = -\frac{G_{2,1}}{G_{2,2}} = \frac{19,4}{6,6} \cdot \frac{14,4s + 1}{10,9s + 1} e^{+2s} \approx \frac{19,4}{6,6} \cdot \frac{14,4s + 1}{10,9s + 1} \quad (3.34)$$

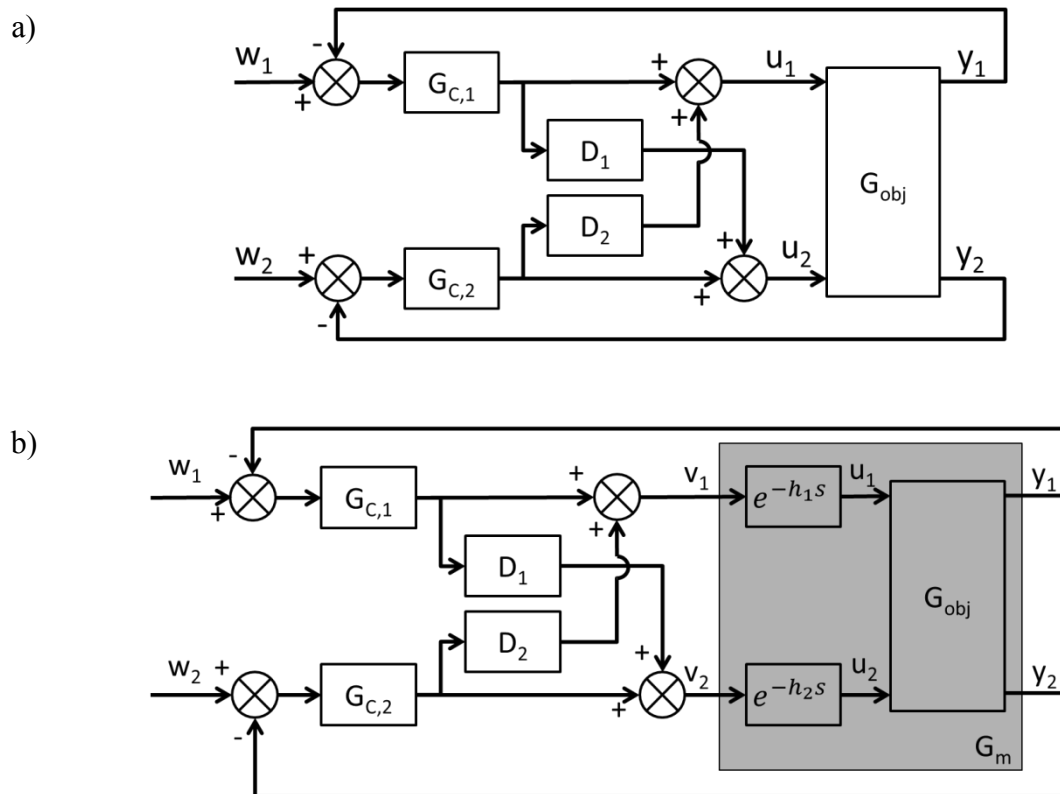
Látható, hogy az egyik kompenzátorban a holtidő negatívnak adódik. Ez nem realizálható, valamilyen közelítést kell tennünk helyette. A másik megoldás, hogy a fentebb bemutatott holtidő változtatásokat végrehajtjuk, és ezzel egy új, virtuális objektumot hozunk létre (36. b) ábra). Ennek eredménye az lesz, hogy a virtuális beavatkozó u_1 esetén 2 időegységgel el van tolva ($h_1=2$), míg u_2 esetén megegyezik a fizikai beavatkozóval ($h_2=0$). A virtuális objektum átviteli függvénye a következő lesz:

$$G_m = \begin{bmatrix} \frac{12,8}{16,7s + 1} e^{-3s} & -\frac{18,9}{21s + 1} e^{-5s} \\ \frac{6,6}{10,9s + 1} e^{-9s} & -\frac{19,4}{14,4s + 1} e^{-9s} \end{bmatrix} \quad (3.35)$$

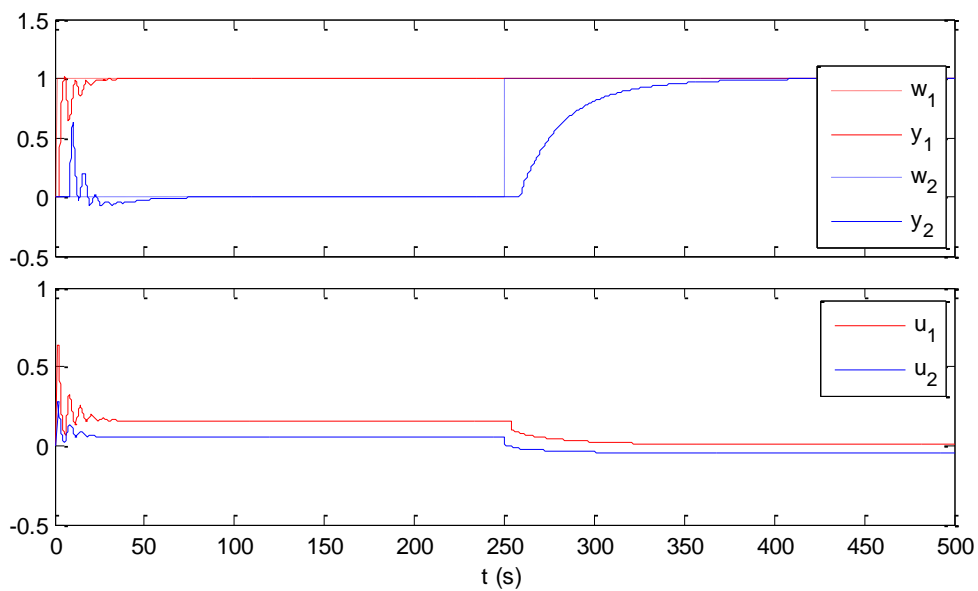
Az új virtuális objektum alapján tervezett kompenzátorok a következők lesznek:

$$D_1 = \frac{18,9}{12,8} \cdot \frac{21s + 1}{16,7s + 1} e^{-2s} \quad (3.36)$$

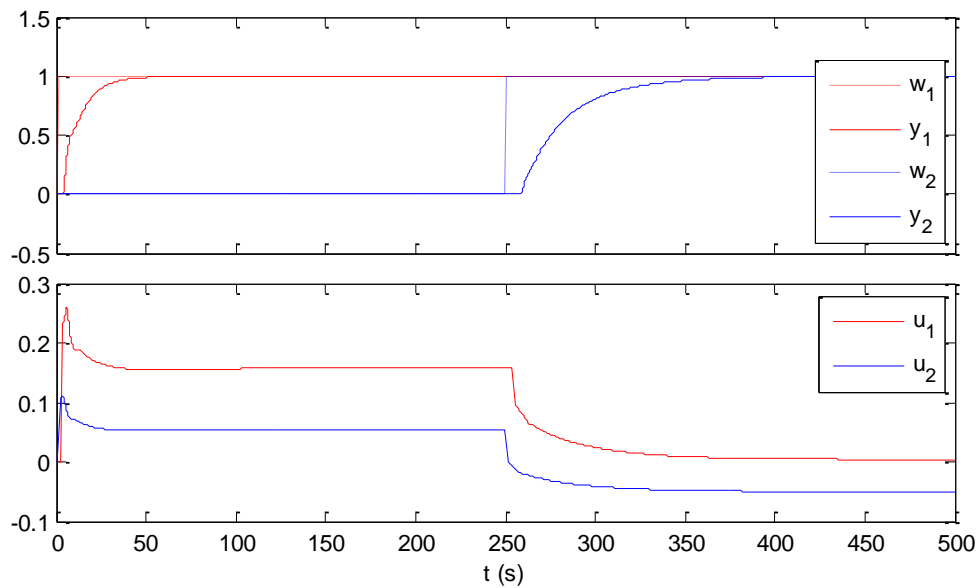
$$D_2 = \frac{19,4}{6,6} \cdot \frac{14,4s + 1}{10,9s + 1} \quad (3.37)$$



36. ábra Szabályozás keresztthatás kompenzációval, a) alapesetben, b) módosított holtidejű virtuális beavatkozókcal



37. ábra Kereszthatás-kompenzáció holtidő elhanyagolással



38. ábra Kereszthatás kompenzáció beavatkozó késleltetéssel

A 37. és 38. ábrán bemutatott alapjel-váltásokra a két módszer eltérően reagál az 1. alapjel váltása esetén. Ekkor ugyanis az 1. beavatkozó gyorsabban hat mindkét kimenetre, és ez zavart okoz, ha nem alkalmazzuk a virtuális beavatkozó késleltetését. A holtidő elhanyagolásával kapott kompenzációs elem nem tudja megakadályozni a kereszthatás érvényesülését, gyors hullámzással áll be a szabályozott jellemző. Ezzel ellentétben a holtidő módosítás hatására a 2. kimenet teljesen nyugodt marad, a kereszthatások nem érzékelhetőek. A hangolás akár erősebb is lehetne a jelenleginél. A második alapjel-váltásban nem különbözik jelentősen a két eset, mivel ott eleve nem kellett holtidőt elhanyagolni vagy a beavatkozót késleltetni a kereszthatások kompenzációjához.

3.8. Összefoglalás

Ebben a fejezetben bemutattam a MIMO holtidős rendszerek invertálásánál felmerülő egyik problémát, amely akkor áll fenn, ha egy beavatkozó több szabályozott jellemző mellett is a leggyorsabb. Ennek megoldására dolgoztam ki egy algoritmust, amely alkalmazását be is mutattam holtidős nulladrendű két bemenetű, két kimenetű rendszeren. Nem szabad megfeledkeznünk, hogy az így kapott szabályozónak stabilnak kell lennie, erre láthatunk egy kritériumot. Magasabb rendű rendszerek esetén az analízis nem ilyen egyszerű, viszont a módszer ott is sikerrel alkalmazható szétcsatoló szabályozással kombinálva.

4. A zárt köri specifikáció és a célfüggvény kapcsolata

Az irányítás céljának megfogalmazásában kétféle megoldás terjedt el: vagy előírjuk a szabályozott rendszer elvárt viselkedését időtartományban vagy transzformált tartományban, vagy egy célfüggvény szerinti optimumnak megfelelő a szabályozott rendszer. Egyszerűbb esetekben be lehet látni, hogy a két megközelítéssel számított beavatkozó jelek közel azonosak lehetnek, ennek következtében a szabályozott rendszer viselkedése is szinte azonos. Ebben a fejezetben a korábbiakban már ismertetett vízmelegítő objektum példáján mutatom be a két megközelítés hasonlóságát illetve különbözőségét.

4.1. Célfüggvények kiválasztása

A szabályozásban használatos célfüggvények kötődhetnek többek között a gazdasági optimumhoz vagy egy változó előírt értékekétől való eltéréséhez. A lokális szabályozásban használt MPC-ben két tagból szokás összeállítani a célfüggvényt: a szabályozási eltérésből és a beavatkozó túl intenzív mozgását büntető tagból. Elvárás, hogy a célfüggvény az eltérés irányától függően ne változtassa előjelét, így amikor összegzésre kerül, akkor két hiba egymás hatását ne semlegesítse. A gyakorlatban az abszolút illetve a négyzetes hiba összege terjedt el. Vizsgálataim során a következő célfüggvényt használjuk az MPC-ben:

$$J_k = \frac{1 - \lambda}{p} \sum_{i=k+1}^{k+p} (w_i - y_i)^2 + \frac{\lambda}{c + 1} \sum_{i=k}^{k+c} (u_i - u_{i-1})^2 \quad (4.1)$$

Ha λ a 0 és 1 között vesz fel értéket, akkor a két tag között súlyozhatunk. További előnye ennek a formának, hogy a predikciós és a control horizont hosszától független, egy diszkrét időegységre vonatkoztatja a célfüggvény értékét. Ehhez hasonló célfüggvényt lehet használni hosszabb idősorok értékelésére is:

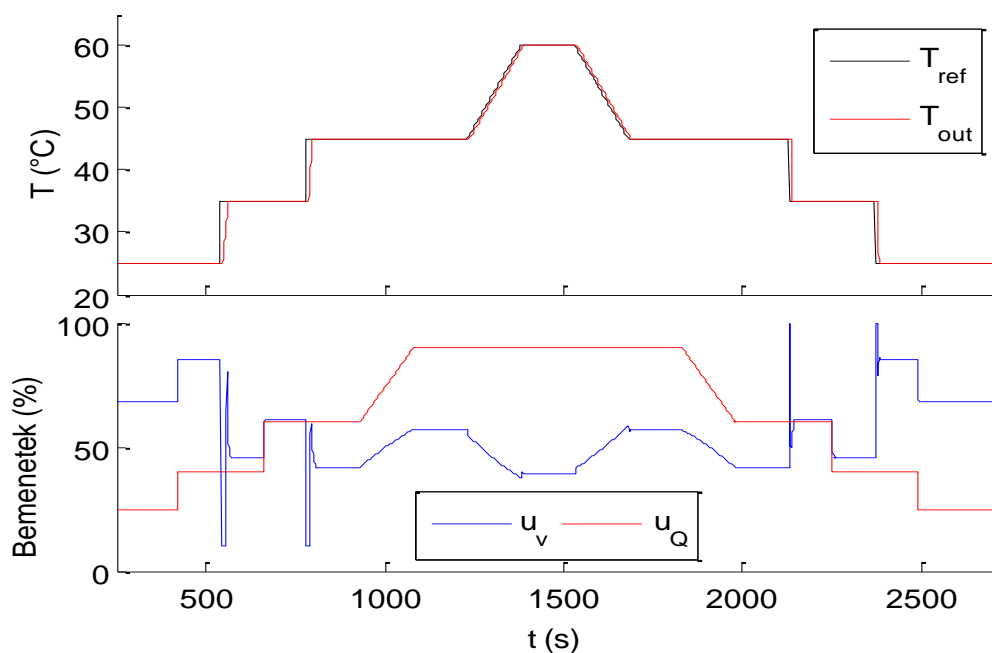
$$J = \frac{1 - \lambda}{n_p} \sum_{i=1}^{n_p} (w_i - y_i)^2 + \frac{\lambda}{n_p} \sum_{i=1}^{n_p} (u_i - u_{i-1})^2 \quad (4.2)$$

Fölmerül a kérdés, hogy egy adott λ érték mellett az egyes tagok hozzájárulása mekkora. Erre vonatkozóan végeztem szimulációs vizsgálatokat, amelyekben a 39. ábrán látható szimulációban vizsgáltam a szabályozás célfüggvény-komponenseinek viszonyait és hozzájárulását a teljes célfüggvényhez. A hibatagok definíciói a következők:

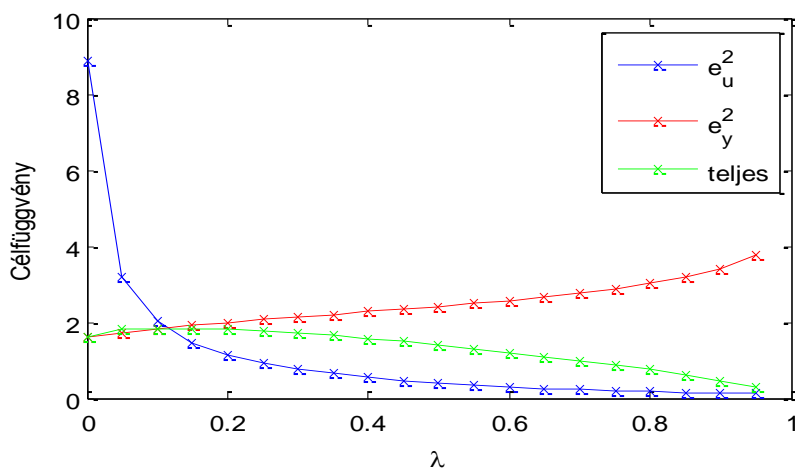
$$e_y^2 = \frac{1}{n_p} \sum_{i=1}^{n_p} (w_i - y_i)^2 \quad (4.3)$$

$$e_u^2 = \frac{1}{n_p} \sum_{i=1}^{n_p} (u_i - u_{i-1})^2 \quad (4.4)$$

Az MPC-vel történt kísérletek eredményei alapján a 40. ábrán látható, hogy alacsony λ mellett, a szélsőérték feladat jellegéből adódóan, a szabályozási hibát büntető tag alacsony értéket vesz fel, míg a beavatkozó mozgását büntető tag nagy. Ahogy nő λ , úgy fordul meg a reláció, viszont a numerikus értékeket tekintve e_y^2 nem nő annyira, amennyire e_u^2 csökken. A vizsgálatokat elvégeztem abszolút hibát tartalmazó célfüggvénnyel is, azonban jellegét tekintve nem különbözött az itt bemutatott négyzetes célfüggvénytől.



39. ábra Tipikus szabályozási szimulációs vizsgálat



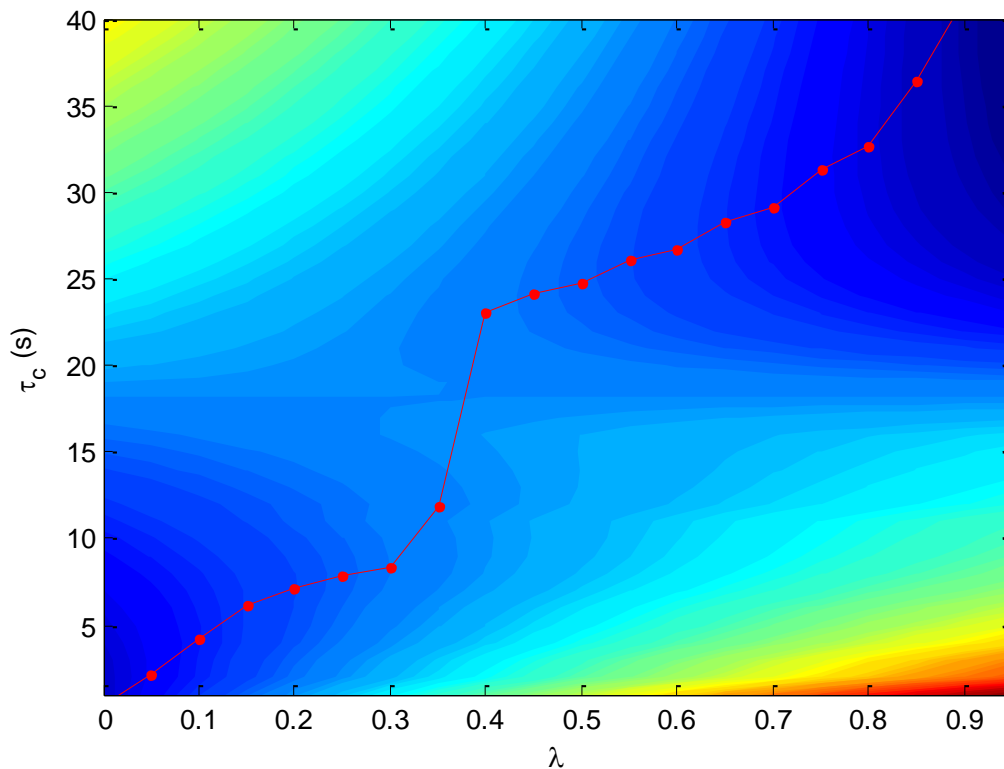
40. ábra Célfüggvény tagok hozzájárulása a teljes célfüggvényhez különböző λ súlyozással végzett kísérletekben

4.2. CDI szabályozás értékelése célfüggvénnyel

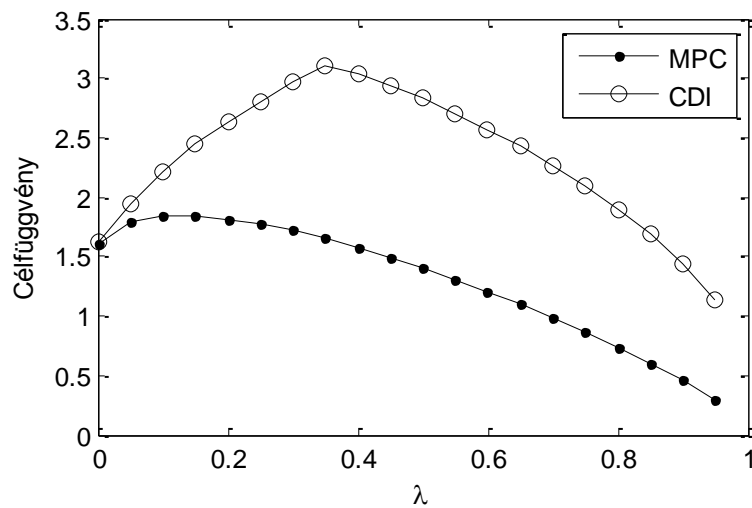
Ha CDI szabályozással végezzük vizsgálatainkat, akkor értékelhetjük az MPC-nél bemutatott célfüggvény szerint a kapott szimulációs adatsort. A szimulációt azonban többféle zárt körű specifikáció szerint elvégezhetjük, és így különböző adatsorokat kapunk, melyekhez így több célfüggvény-érték is tartozik. Ráadásul a célfüggvény értéke függ a λ súlyozó tényezőtől is.

A 41. ábra azt mutatja, hogy az egyes adatsorokat különböző súlyozású célfüggvények szerint értékelve milyen értéket kapunk. Látható, hogy adott súlyozó tényező mellett egy adott zárt körű időállandóhoz tartozik a célfüggvény értékének minimuma. Ez alapján tehát egyértelmű összefüggés állítható fel a súlyozó tényező és a zárt körű időállandó között.

Ha ezt az összefüggést elfogadjuk, akkor össze lehet hasonlítani, hogy az MPC ugyanazzal a súlyozású célfüggvénnyel végzett szimulációs kísérletben a CDI-től mennyivel alacsonyabb célfüggvény értéket képes elérni (42. ábra).



41. ábra Célfüggvény értéke a zárt köri időállandó és a súlyozó tényező függvényében (kék – alacsony, piros – magas)



42. ábra MPC-vel és CDI-vel elérhető optimális célfüggvény értékek

Alacsony λ értéknél nagyon közel áll egymáshoz a két módszer szerinti célfüggvény érték, nagyobb λ paraméternél eltávolodnak. Az MPC jobb értékeket ad, ami nem meglepő, hiszen azzal a célfüggvénnyel értékeltük az adatsort, ami szerint a szélsőérték-keresést is végeztük. Az, hogy a CDI ehhez képest elmarad, annak köszönhető, hogy kevesebb a szabadsági foka. Míg az MPC a control horizonon sok beavatkozó értéket tud változtatni

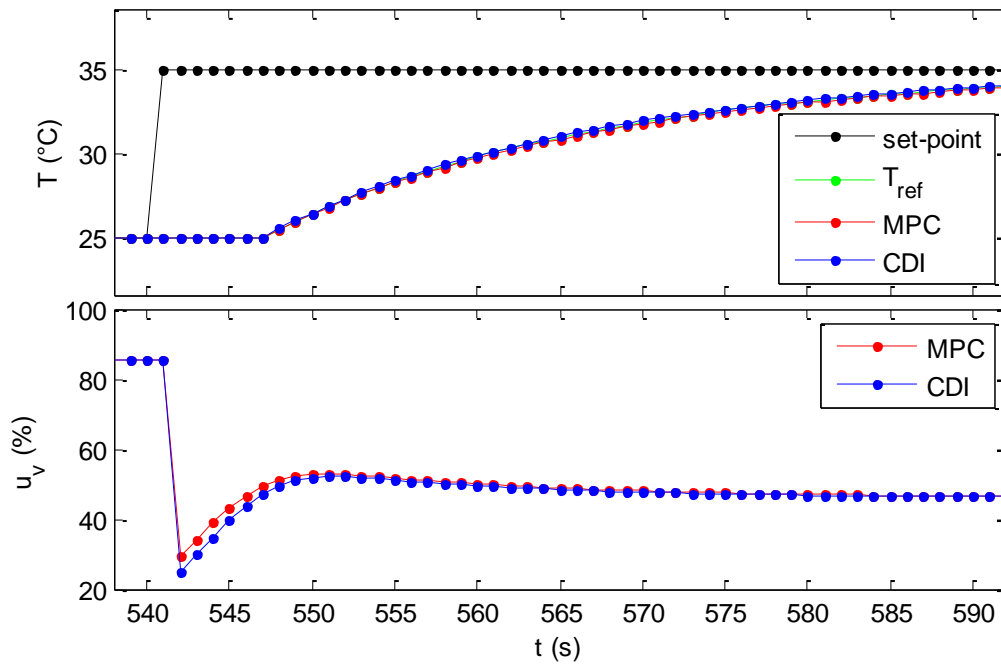
az optimum elérése érdekében, addig a CDI esetén egy időállandó áll csak rendelkezésünkre. Ugyanakkor, ha csak a szabályozási hibát büntetjük, akkor a két módszer az adott célfüggvény szerinti teljesítménye gyakorlatilag azonos.

4.3. Szűrt alapjel alkalmazása

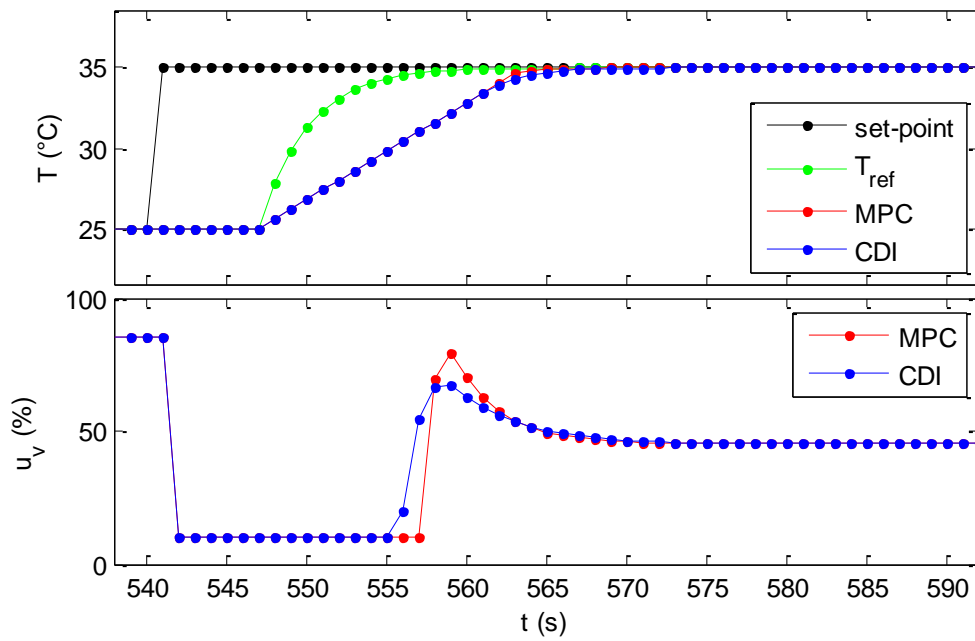
A korábbi feltevés, miszerint a két szabályzó módszer megfeleltethető egymásnak, abban az esetben igazolódott be, ha csak a szabályozási hibát büntettük. Ugyanakkor felmerül a kérdés, hogy lenne-e más mód is arra, hogy a két szabályozási módszert azonos viselkedésre bírjuk? Megtehetjük, hogy az alapjelet a CDI zárt körű specifikációjával megegyező szűrőn keresztülvezetve hozunk létre referencia jelet az MPC számára. Ebben az esetben elvárható, hogy a két módszer azonos módon viselkedjen.

A tapasztalatok valóban ezt mutatták. A 43. ábrán látható, hogy a referencia jel és a két módszerrel kapott szabályozott jellemző egybeesik, eltérés esetleg az MPC numerikus módszere miatt lehet. A beavatkozó jelet megfigyelve láthatjuk, hogy a fizikai korlátokat nem érjük el. Kijelenthetjük tehát, hogy ha ideális esetben a modell megegyezik a valósággal, és a beavatkozó korlátait nem érjük el, akkor a CDI és az MPC ugyanúgy viselkedik. Felismerhető, hogy az MPC-ben a célfüggvény szerinti optimum keresése a modell invertálásának megfelelő funkció.

Abban az esetben, ha a beavatkozó elér egy fizikai korlátot (44. ábra), már nem teljesen azonos a viselkedés. Ennek oka, hogy az MPC minden lehetőséget kihasznál, hogy a referencia jelet elérje a szabályozott jellemző, míg a CDI módszere kötött a korlátok kezelésére vonatkozóan. A két módszer tehát addig működik azonos módon, amíg a referencia jel reális, a rendszer tud úgy viselkedni, mint ahogyan azt a zárt körű specifikációban előírtuk. Azonban ez nem befolyásolja korábbi állításunkat, hogy a két módszer egyes elemei megfeleltethetőek egymásnak, mint inverzképző funkció.



43. ábra Szűrt alapjelet alkalmazó MPC és CDI összehasonlítása



44. ábra Szűrt alapjelet alkalmazó MPC és CDI összehasonlítása aktív beavatkozó korlát mellett

4.4. Összefoglalás

Ebben a fejezetben láthattuk, hogy mind a modell prediktív szabályozás, mind a közvetlen korlátos inverzképzés ellátja az invertálás feladatát. Az MPC-ben az invertálás szerepét a feltételes szélsőérték-feladat megoldása tölti be, míg a CDI esetében közvetlenül megjelenik a rendszermodell inverze. A két megoldás között azonos működés akkor fedezhető fel, ha a célfüggvény megfogalmazása és a zárt körű specifikáció egymásnak megfeleltethetőek. Ez olyan célfüggvényt jelent, amelyben a CDI specifikációjában szereplő szűrővel megegyezően szűrjük az alapjelet, és csak az attól való eltérést büntetjük.

Láthattuk azt is, hogy ha a beavatkozó mozgásait büntető tag jelenik meg az MPC-ben, akkor nem lesz tökéletes egyezés a két módszer között. Ekkor is elmondható azonban, hogy a hangoló paraméterek között van kapcsolat, minél nagyobb mértékben súlyozzuk a beavatkozó mozgását a célfüggvényben, az annál nagyobb zárt körű időállandónak felel meg. A kettő között pedig egy-egyértelmű megfeleltetés lehetséges.

A két módszer elméleti hasonlóságának igazolásán felül gyakorlati előnyként megemlíthető, hogy a CDI jó kezdő becslést szolgáltat az MPC számára, ami különösen akkor jelentős, ha nemlineáris modellel dolgozunk. Nemlineáris modellekre csak ritkán van analitikus megoldása a feltételes szélsőérték-feladatnak, így kénytelenek vagyunk numerikus szélsőérték-keresést használni. Az iteratív szélsőérték-keresést pedig egyértelműen megkönnyíti egy eleve jó kezdő becslés. A módszerek hasonlóságainak láttán kijelenthetjük, hogy a CDI alkalmas erre a feladatra is.

5. A visszacsatolási lehetőségek vizsgálata

Az eddigiekben elsősorban a szabályozás előrecsatoló elemeivel foglalkoztunk, illetve az ebben megjelenő invertálással. Nem feledkezhetünk el azonban arról, hogy egy tisztán előrecsatoló irányítási struktúra nem képes a modell pontatlanságaiból fakadó hibák eltüntetésére, mivel csak azt az információt használja, amit a modell tartalmaz. Ezért szükség van visszacsatolásra is, hogy ezeket a hibákat a fizikai rendszerről szerzett információ segítségével eltüntessük.

Skogestad szerint (Skogestad 2009) a mai napig a legjobb szabályozási megoldás a visszacsatolás. Megállapítását elsősorban a visszacsatolással elérhető robosztussággal indokolja. Ezzel elsősorban a PID szabályozókra gondol, amelyek megfelelő hangolás mellett valóban lehetnek robosztusak, ám ekkor a szabályozás minősége valamelyest romlik. A visszacsatolás kiemelésével lemond az előrecsatolás számos előnyéről, ugyanakkor egy tisztán előrecsatoló szabályozásban nem lehet garantálni, hogy a rendszer az elvárásainknak megfelelően viselkedik, például maradó hiba nélkül áll be a stacioner állapot. Egy jó szabályozóban tehát érdemes ötvözni az előre- és a visszacsatolás előnyeit.

Skogestad szerint szét kell választani a szabályozást és az optimalizálást. Úgy látja, hogy a visszacsatolás egy kritikus pontja a megfelelő szabályozott jellemző megválasztása, ezt ön-optimalizáló (*self-optimizing*) szabályozásnak nevezi. Egy szabályozott jellemző akkor jó, ha annak optimális értéke érzéketlen a zavarások hatására, könnyen mérhető, és értéke érzékeny a beavatkozó változásaira.

A visszacsatolást elkerülhetetlennek látja instabil rendszerek stabilizálása során, mivel ott az előrecsatolás modell hiba mellett nem tudja garantálni a stabil viselkedést. A visszacsatolás viszont problémákba ütközik, ha pozitív valós részű zérusok, tehát fordított válasz tapasztalható, illetve ha jelentős a holtidő. Ilyen esetekben a túl nagyra választott erősítés a visszacsatolásban instabilitást okozhat.

A visszacsatolás több csatornán keresztül is lehetséges. Az IMC struktúrában láttuk, hogy a visszacsatolás az alapjel korrekcióján keresztül történik, és a modell hiba tulajdonképpen az előrecsatoló szabályozó bemenetéhez adódik hozzá. A következő kézenfekvő lehetőség a visszacsatolásra a beavatkozó jelen keresztül történik. Itt arra kell figyelni, hogy a modell hiba egy kimeneti jellegű mennyiség, míg a beavatkozó egy bemeneti jellegű mennyiség, ezért egy inverz szükséges, hogy a beavatkozó jelhez hozzájáruló jelet előállítsunk a modell hibából. A harmadik lehetőség a visszacsatolásra az,

hogyan a modell vagy a szabályozó paraméterein keresztül avatkozunk be. Ez a fajta visszacsatolás az adaptációhoz köthető gondolatilag, bár az adaptáció nem csak visszacsatolás lehet.

Anderson és Dehghani összefoglaló cikkében (Anderson & Dehghani 2008) az adaptáció múltját és aktuális kérdéseit foglalja össze. Ebben a cikkben a programozott adaptációval kevesebbet foglalkoznak, többnyire a modell referenciás és az önhangoló adaptáció problémáit elemzi. Arra már az 1980-as években rájöttek, hogy ha az adaptáció nélküli objektum időállandóját megközelíti az adaptáció időállandója, akkor az instabilitáshoz vezethet. A másik korai probléma, hogy a kezdeti on-line adaptív algoritmusok akkor is keresték a modell paramétereit, ha valójában nem állt rendelkezésre megfelelő információ. Például egy jól működő folyamatos technológia ideje nagy részét stacioner állapotban tölti, ekkor viszont nem szerezhethetünk információt például az időállandókról vagy a holtidőkről. Ezt úgy is mondhatjuk, hogy a gerjesztő jel nem megfelelő az identifikáláshoz. Ekkor, ha nincs egyéb felügyelet az adaptációhoz rendelve, akár instabil szabályozó kört is hangolhat az algoritmus, ami egy kis zavarás hatására nagy változást eredményez. Ilyenkor általában már rendelkezésre áll a megfelelő információ, hogy a szabályozott rendszer visszatérjen az eredeti állapotba, de az ilyen kitörések semmi esetre sem kívánatosak.

Előfordul, hogy egyes rendszerek irányítása az előzetesen választott szabályozási struktúrával nem lehetséges, például IMC alapon instabil rendszerek szabályozása. Ha erről nincs a priori információnk, csak az adaptációban bízunk, akkor továbbra sem megoldható a feladat a szabályozó számára. Ennek felismerésére külön algoritmust kell fejleszteni. Anderson és Dehghani cikke megemlíti, hogy gyakorlati esetekben komoly hátulütője az adaptív algoritmusoknak az, hogy csak számos megkötés mellett bizonyítható, hogy konvergens az algoritmus, és a gyakorlatban ezen feltételek teljesülése nem mindig ellenőrizhető.

Az adaptáció számára nehezen kezelhető az a helyzet, amikor a rendszer hirtelen változik meg. Míg egyik oldalon az adaptációtól azt várjuk el, hogy elég lassan változtassa a paramétereit az instabilitás elkerüléséhez, a másik oldalon egy gyorsan változó rendszer paramétereit kéne lekövetnie. Ezt a konfliktust csak a priori információ bevonásával lehet feloldani.

Anderson és Dehghani a jelenleg megfelelő módszerek közé sorolja a több modelles adaptációt. Ez tulajdonképpen a programozott adaptációhoz áll közel: véges számú

modellhez véges számú szabályozót hangolunk, így lefedve a szabályozott rendszer elképzelhető működési tartományát. Ha érzékeljük, hogy a bemeneti és kimeneti jelek kapcsolatát egy másik modell írja le, akkor váltunk a hozzá tartozó szabályozóra. Így véges számú váltás után megtalálhatjuk az optimumhoz legközelebb álló szabályozót. Ennek a módszernek vannak hátrányai: nem lehetünk biztosak abban, hogy a szabályozó váltás után továbbra is a kiválasztott modell írja le jól a rendszert. A szabályozó tervezése során nem lehet előre tudni, hogy hány modellre lesz szükség, és azokat mely munkapontokban kell felvenni.

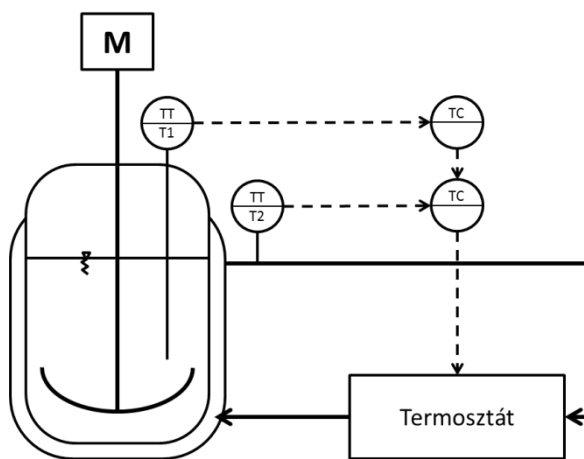
Egy másik modern megoldás a modell nélküli adaptáció (*model-free adaptive control*). Az algoritmus több szabályozót értékel aszerint, hogy az elmúlt időszakban mennyivel lett volna jobb a zárt kör teljesítménye, ha az adott szabályozót használják. Ehhez a tényleges bemeneti és kimeneti jelből az adott szabályozó feltételezésével előállít egy alapjel-sorozatot, ami éppen a mért kimenetet eredményezte volna. Így valóban nem kell modellezni, mégis értékelhető a szabályozók teljesítménye. Ez a módszer a cikk írásának idejében még nem volt kiforrott. Nem volt garancia arra, hogy valóban stabil szabályozó kör születik valamelyik szabályozó kiválasztásával. Az is előfordulhat, hogy az algoritmus számára fel sem tűnik, hogy instabillá vált a rendszer, mert olyan fiktív alapjelet állapít meg.

Összességében azonban az adaptív szabályozókról elmondható, hogy kellő felügyelet mellett stabil, és megfelelő teljesítményű szabályozót tudnak hangolni. Az a priori információ bevitele jelentősen könnyíti a feladatot, és javítja az adaptáció hatását.

Ebben a fejezetben egy laboratóriumi szakaszos üstreaktor, illetve annak szimulátora segítségével mutatom be az egyes módszereket részletesen. Szintén szakaszos, illetve rátáplálásos reaktor szabályozásával foglalkozott Beyer és társai (Beyer et al. 2008). Ők szintén kaskád szabályozó struktúrát használtak. Munkájuk különlegessége, hogy a priori modellen alapuló állapot-visszacsatolást használtak. Egy nemlineáris Kalman-szűrő segítségével becsülték az állapotváltozókat, és azokat egy nemlineáris visszacsatoló szabályozó használta fel a beavatkozó jel megállapítására.

5.1. Mintarendszer a laboratóriumi üstreaktor

Laboratóriumunkban található egy üvegből készült szakaszos üstreaktor, hűthető fűthető köpennyel. A reaktor fel van szerelve keverővel, desztilláló feltéttel és vákuumrendszerrel, melyek közül az utóbbi kettő nem jut szerephez a jelen vizsgálat során. A reaktorba egy üveg tokozású hőmérő is benyúlik, ezzel mérhető a reaktor belső hőmérséklete. A 45. ábrán látható a reaktor fényképe és sematikus rajza.



45. ábra Laboratóriumi üstreaktor fényképe (bal) és vázlata (jobb) a használt eszközök feltüntetésével

Az irányítási feladat célja, hogy a reaktor hőmérsékletét egy előre megszabott alapjel szerint vezessük. Beavatkozási lehetőségként rendelkezésünkre áll egy termosztát, amely a kívánt hőmérsékletű közeget keringeti a reaktor köpenyében. A fűtést elektromos fűtőszállal, a hűtést kompresszoros hűtőgéppel valósítja meg. Meg kell jegyezni, hogy a két üzemmódban a rendszer dinamikája jelentősen különbözik, a hűtési teljesítmény kisebb, mint a fűtő teljesítmény.

A szabályozó rendszer kaszkád struktúrában épül fel. A slave szinten az algoritmus között, a termosztátba beépített PID szabályozó szabályozza a termosztátból kilépő közeg hőmérsékletét a már említett fűtő és hűtő eszközök teljesítményének változtatásával. Master szinten szabadon megválasztott algoritmussal szabályozhatjuk a reaktor belső hőmérsékletét. A master szint beavatkozója a slave szinten a köpeny hőmérsékletére vonatkozó alapjel. A mintavételezési idő egységesen 1 s a berendezés minden elemében.

5.2. A reaktor modellje

A reaktorban elsősorban a hőmérséklet-szabályozáshoz kötődő hőátadási folyamatokat kell modellezni. A reaktort felosztottam belső részre valamint a köpeny és a termosztát együttesére. Ezeket a térrészeket külön-külön tökéletesen kevertnek tekintettem. A reaktorbelső modellezése során egy hőmérleget írtam fel, amelyben figyelembe vettem a hőátadást a köpeny felé, és a környezet felé, valamint a későbbi vizsgálatokhoz hőforrást, ami lehet például reakció. Az anyagi jellemzők hőmérsékletfüggését elhanyagoltam, és egybevonam őket. Ezeket figyelembe véve a következő hőmérleget írtam fel a reaktor belsejére:

$$\frac{dT_1}{dt} = a_r(T_2 - T_1) + a_{körny}(T_{körny} - T_1) + Q \quad (5.1)$$

A reaktor köpenyére vonatkozó hőmérlegben a hőátadást a reaktortér felé vettem figyelembe. A termosztát hűtő-fűtő teljesítményét közvetlenül itt vettem figyelembe, mert a térfogatáram elég nagy ahhoz, hogy a termosztát tartályában levő hőmérséklet és a köpenytérben levő hőmérséklet közti különbség kicsi legyen, így egyetlen tökéletesen kevert térrésznek tekinthető. A teljesítmény esetében azt feltételeztem, hogy a fűtő-hűtő beavatkozó jellel egyenesen arányos a teljesítmény:

$$\frac{dT_2}{dt} = a_k(T_1 - T_2) + k_f u_f - k_h u_h \quad (5.2)$$

A beavatkozó jeleket egy PI szabályozó állítja elő, és egy split-range szabályozón keresztül a beavatkozó alsó tartományában a hűtés aktív (u_h), a felső tartományban pedig a fűtés (u_f).

A reaktor modellezése során gondolni kellett arra, hogy az használható legyen a master szintű szabályozó tervezésénél is. Ezért a slave szintet úgy tekintettem, mint ideális zárt körű objektumot, ahol a szabályozó egy elsőrendű rendszernek megfelelő zárt körű specifikáció szerint végzi a szabályozást. Ez igaz is mindaddig, amíg a slave beavatkozó jel nem ér el korlátot. Ebben az esetben nem számít az alapjel változása, mert a beavatkozó jelet nem tudjuk a korláton kívül változtatni. Ilyenkor jó közelítést jelenthet egy integráló rendszer. Alább látható, hogy az egyes üzemmódok milyen egyenletekkel írhatóak le:

$$\frac{dT_2}{dt} = \begin{cases} k'_f & ha \quad u = 100 \\ \frac{WT_2 - T_2}{\tau_f} & ha \quad 50 \leq u < 100 \\ \frac{WT_2 - T_2}{\tau_h} & ha \quad 0 < u < 50 \\ k'_h & ha \quad u = 0 \end{cases} \quad (5.3)$$

Abban az esetben, ha a slave kör időállandója jelentősen kisebb, mint a master köré, azzal az egyszerűsítéssel lehet élni, hogy a slave kör kvázi-stacioner állapotban van. Ez azt jelenti, hogy a slave köri hőmérséklet megegyezik az alapjellel:

$$T_2 = WT_2 \quad (5.4)$$

A reaktorbelső hőmérlege a következőképpen változik:

$$\frac{dT_1}{dt} = a_r(WT_2 - T_1) + a_{körny}(T_{körny} - T_1) + Q \quad (5.5)$$

Ebből is látható, hogy az egyszerűsítéssel a rendszer relatív elsőrendűvé vált, ami megkönnyíti a későbbiekben a szabályozók tervezését.

5.3. A modell paraméterek identifikációja

A rendelkezésemre álló adatok tartalmazták egy korábban PID szabályozóval végzett zárt körű mérés adatait. A mérés során a hőmérséklet alapjelet egyaránt növeltük és csökkentettük is több egymást követő lépésben. Az adatsor többek között tartalmazta a WT_1 , T_1 , WT_2 , T_2 és u jeleket. A környezeti hőmérsékletet 20 °C-nak tekintettem. A mérés során a reaktorban hőforrás nem volt.

A mérési adatok alapján két modellt identifikáltam: egyet az objektum minél precízebb leírására, hogy a szimulációs vizsgálatok során az objektumot helyettesítsem vele; a másik modell pedig a szabályozó szintéziséhez igazodó struktúrájú modell illesztése. Elsőként az 5.1 és 5.2 egyenletekben található a_r , $a_{körny}$, a_k , k_f , k_h paramétereket határoztam meg. A paraméterek meghatározását ketté lehetett bontani: az 5.2 egyenlet csak az a_k , k_f , k_h paramétereket tartalmazza, először ezeket határoztam meg, majd erre építve a további két paramétert (a_r , $a_{körny}$) határoztam meg.

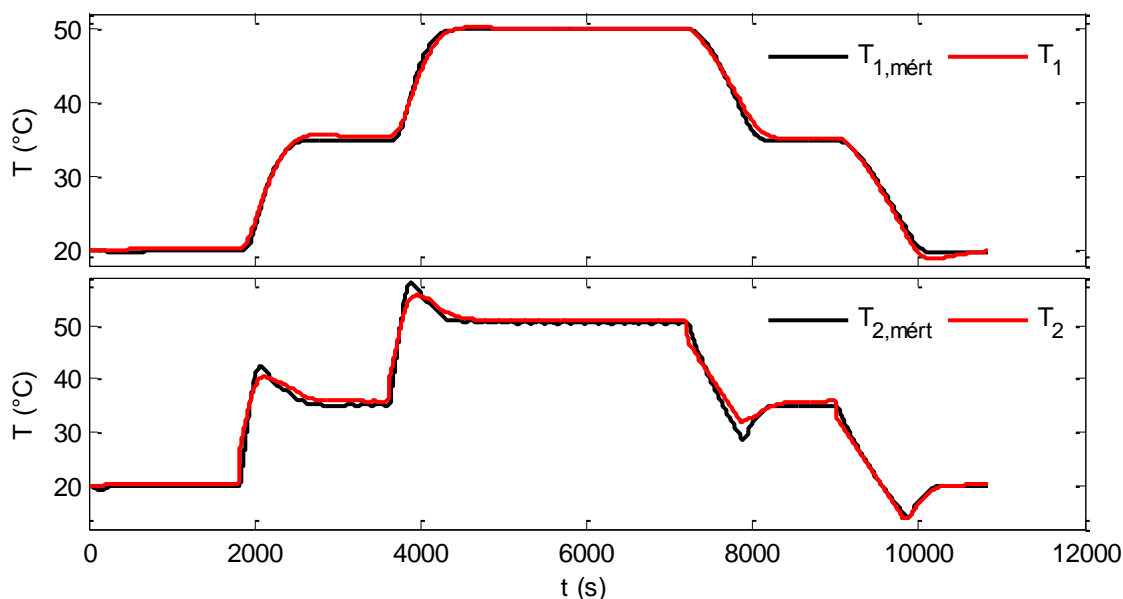
A paraméterek meghatározása során a számítások gyorsítása végett a legkisebb négyzetek módszerét (LKN) használtam egy kezdeti becslés meghatározására. Ehhez ketté kellett bontani u jelet u_f és u_h jelekre, aszerint, hogy 50%-ot elérje-e a slave PID szabályozó által kiadott jel, és éppen fűtés vagy hűtés állapotában vagyunk. Az 5.2 egyenletben szereplő jeleket 100 másodperces mintavételezési idővel újra mintavételeztem (az eredeti mérés 1 másodperces mintavételezéssel történt). Ha „one-step ahead” (egy lépéssel előre) predikciót használunk, akkor az a probléma, hogy kellően finom mintavételezés esetén a determinisztikus változás és a véletlen mérési hiba aránya (vagyis a jel-zaj viszony) nagyon kicsi lesz, mivel a rövid mintavételezési idő alatt kicsi a változás is, míg a mérési zaj független a mintavételezési időtől. Az LKN szempontjából az sem mindegy, hogyan csoportosítjuk a diszkrét modell jeleit. A következő formájú modell paramétereit kerestem:

$$T_{2,i+1} - T_{2,i} = \begin{bmatrix} (T_{1,i} - T_{2,i}) & u_{f,i} & u_{h,i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta t \cdot a_k \\ \Delta t \cdot k_f \\ -\Delta t \cdot k_h \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

Ezek a paraméterek jó kezdő becslésnek bizonyultak a későbbi „output error” módszerrel végzett identifikáció során. Ez utóbbi módszer abban különbözik, hogy a teljes vizsgált időtartományra elvégeztem a szimulációt folytonos időtartományban, a kezdeti állapottól eltekintve csak a bemeneti jelek felhasználásával. Ezután a célfüggvény számításához hasonlítottam össze a mért és a szimulált kimenetet. Az így illesztett modellekkel sokkal hosszabb távú előrejelzést lehet tenni.

A további két paraméter meghatározása hasonlóképpen történt, azonban a szimulációk futtatásánál mind az 5.1, mind az 5.2 egyenletet felhasználtam, így T_2 jele nem a mérésből, hanem a modelltől származott (46. ábra). Kísérleteztem azzal is, hogy a meghatározandó paraméterek mindegyikét egyszerre szabadon változtathatóvá teszem, és így keresem a mért és számolt T_1 minimális eltérését. Bár javult a WT_2-T_1 kapcsolat leírása, a T_2 mint köztes állapotváltozó jelentősen eltávolodott a mért értéktől. Mivel itt a célunk a valósághoz struktúrájában és paramétereiben hasonló modellt alkotni, így ezt az utóbbi eredményt elvettem, mivel egyszerre fontos az összes állapotváltozó valósághoz közeli viselkedése.

Az így identifikált részletes modellt felhasználtam a fizikai objektum helyettesítésére a szimulációs vizsgálatok során. Az 5.1. és 5.3. egyenlettel leírható modellt, melyet a szabályozó szintézisében használtam fel, szintén identifikálni kell. A későbbi vizsgálatok miatt célszerű az előző modellhez hozzáilleszteni. Eredményül nagyon jó egyezést kaptam T_1 tekintetében, viszont a strukturális eltérés miatt T_2 jelentősen eltért a két esetben.



46. ábra Modell kimenet illeszkedése a mért jelre a reaktor modell identifikálásánál

5.4. Előrecsatoló szabályozó tervezése

A slave szinten adott a PID szabályozó, mely működése megfelelő, így feladatunk a master szintű szabályozó megtervezésére korlátozódik. Ennek több eleme is van, ezek közül a vizsgált struktúrákban közös az előrecsatoló rész. Ezt a korlátos közvetlen inverzképzés technikájával hoztam létre.

A kapott rendszermodell relatív másodrendű, a beavatkozó a szabályozott jellemző második deriváltjában jelenik meg:

$$\frac{d^2 T_1}{dt^2} = a_r \left(\frac{dT_2}{dt} - \frac{dT_1}{dt} \right) + a_{körny} \left(\frac{dT_{körny}}{dt} - \frac{dT_1}{dt} \right) + \frac{dQ}{dt} \quad (5.7)$$

A T_2 deriváltjában megjelenik WT_2 , vagyis a slave alapjel, ami master szinten a beavatkozó jel. Relatív másodrendű rendszer esetén két utat választhatunk: az egyik, hogy elhanyagoljuk a slave szintű dinamikát, és elsőrendű specifikációt szabunk az előrecsatolásnak, a másik, hogy másodrendű specifikációt szabunk a slave körüli dinamika figyelembe vételével. Az előbbi módszer hátránya, hogy egyértelműen elhanyagolást tartalmaz, és az előírt elsőrendű specifikációt csak késéssel követi a rendszer. Viszont ebben az esetben nincs szükség a mért zavarások deriváltjainak előállítására, ami zajjal terhelt jelek esetén nagy előny. A másodrendű specifikáció előnye, hogy a beavatkozót nem tekinti ideálisnak, ezért a szükséges dinamikával avatkozik be.

Jelen feladatban másodrendű specifikáció szerinti invertálást választottam. Ehhez fel kell írni egy másodrendű specifikációt:

$$\tau_{c1}^2 \frac{d^2 T_1}{dt^2} + 2\zeta \tau_{c1} \frac{dT_1}{dt} + T_1 = WT_1 \quad (5.8)$$

Ebbe be lehet helyettesíteni az 5.7. egyenletből a második derivált kifejezését. A megjelenő beavatkozó jelet pedig ki lehet fejezni:

$$\tau_{c1}^2 \left(a_r \left(\frac{dT_2}{dt} - \frac{dT_1}{dt} \right) + a_{körny} \left(\frac{dT_{körny}}{dt} - \frac{dT_1}{dt} \right) + \frac{dQ}{dt} \right) + 2\zeta \tau_{c1} \frac{dT_1}{dt} + T_1 = WT_1 \quad (5.9)$$

$$\frac{dT_2}{dt} = \frac{WT_1 - T_1}{\tau_{c1}^2 a_r} + \left(1 + \frac{a_{körny}}{a_r} - \frac{2\zeta}{\tau_{c1} a_r} \right) \frac{dT_1}{dt} - \frac{a_{körny}}{a_r} \frac{dT_{körny}}{dt} - \frac{1}{a_r} \frac{dQ}{dt} \quad (5.10)$$

$$WT_2 = \begin{cases} \tau_f \frac{dT_2}{dt} - T_2 & \text{ha } 50 \leq u < 100 \\ \tau_h \frac{dT_2}{dt} - T_2 & \text{ha } 0 < u < 50 \end{cases} \quad (5.11)$$

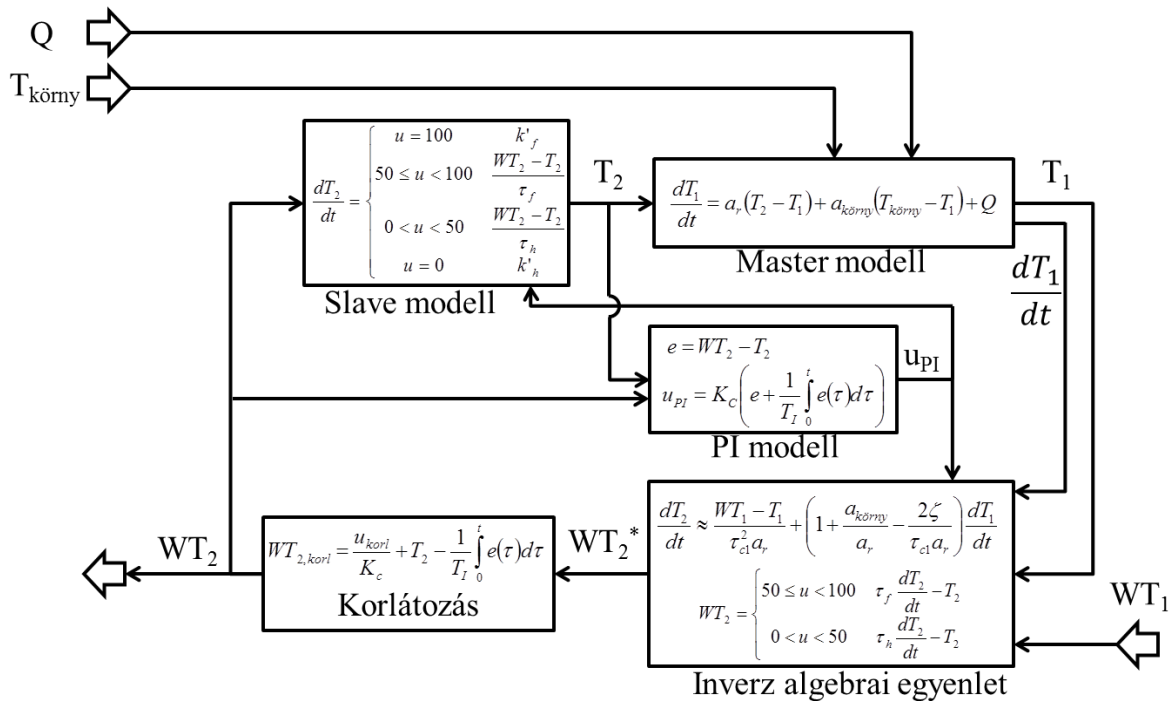
A mért zavarások deriváltjainak számítása problémás lehet a mérési zaj miatt, ezért a legegyszerűbb ezek hatását figyelmen kívül hagyni:

$$\frac{dT_2}{dt} \approx \frac{WT_1 - T_1}{\tau_{c1}^2 a_r} + \left(1 + \frac{a_{körny}}{a_r} - \frac{2\zeta}{\tau_{c1} a_r} \right) \frac{dT_1}{dt} \quad (5.12)$$

Az előrecsatolást még ki kell egészíteni a korlátok kezelésével. Mint látható az 5.11. egyenletben, WT_2 -t csak a slave beavatkozó (u) korlátok közötti értéke esetén tudjuk kiszámítani. Ha u korláton van, akkor meghatározható egy maximális vagy minimális alapjel érték, amely még éppen megengedhető a korlát mellett. A PI szabályozó esetében ez a következőképpen alakul:

$$WT_{2,korl} = \frac{u_{korl}}{K_c} + T_2 - \frac{1}{T_I} \int_0^t e(\tau) d\tau \quad (5.13)$$

Az 5.11. egyenletből számítható és ez utóbbi (5.13. egyenlet) WT_2 érték közül minimumkorlát esetén a nagyobbat kell választani, maximumkorlát esetén a kisebbet. Az előrecsatoló szabályozó egyes elemei az 47. ábrán láthatóak összefoglalva.



47. ábra A master szintű előrecsatoló szabályozó elemei

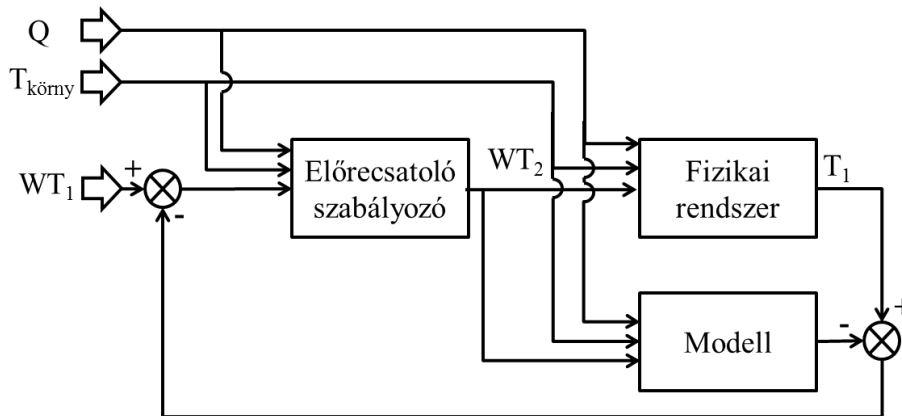
Meg kell jegyezni, hogy az itt bemutatott jelek hatásának időbeli eltolását (holtidejét) nem mutatták be a képletek. Az előrecsatoló szabályozóban az összes jel a beavatkozó és a szabályozott jellemző közti holtidővel a jövőbe van eltolva.

5.5. Visszacsatolás IMC struktúrában

Az IMC struktúrában a visszacsatolás az alapjelen keresztül történik. A modell és a fizikai rendszer kimenetének különbségét képezve megkapjuk a modell hibát, és ezt vonjuk ki az alapjelenből. Ezzel a negatív visszacsatolással el tudjuk tüntetni a maradó hibát.

A visszacsatolást úgy is felfoghatjuk, hogy egy olyan módosítást szeretnénk végrehajtani a beavatkozó jelen, amely az alapjelenek megfelelővé teszi a fizikai rendszer kimenetét. Ehhez azonban a modell hibát, mint kimeneti jellegű mennyiséget, át kell alakítani a fizikai rendszer szempontjából bemeneti mennyiséggé. Ehhez praktikusán használható az előrecsatolásban egyébként is szereplő inverz szabályozó.

A megoldás hátránya, hogy az előrecsatolásra és a visszacsatolásra ugyanaz a szűrő vonatkozik, mint zárt körű specifikáció. Gyakran előfordul, hogy míg az előrecsatolást inkább lassabbnak, a visszacsatolást inkább gyorsabbnak kell választani, addig itt kénytelenek vagyunk kompromisszumot kötni a két időállandó között. Az IMC struktúra sematikus ábrája az 48. ábrán látható.



48. ábra A reaktor master szintű szabályozása IMC struktúrában

5.6. Visszacsatolás a beavatkozó jelen keresztül

A beavatkozó jelen keresztül közvetlenül történő visszacsatolás előnye, hogy az előrcsatoló szabályozó elemeit nem terheli további feladattal. Így elválasztható egymástól a hatékony előre- és visszacsatolás. Megoldandó feladat, hogy a beavatkozó jel bemeneti jellegű mennyiség, a szabályozási hiba viszont kimeneti jellegű, így a kettőt egy invertálással kell összekötni.

Az inverz kapcsolat itt azonban célszerűen nem az eredeti rendszerre vonatkozik, hanem annak hibamodelljére. A hibamodell megmutatja, hogy a bemeneten egy kis eltérés mekkora eltérést okoz a kimeneten. A vizsgált rendszerre vonatkozóan a hibamodell felírásához a következő egyenletekből indulhatunk ki:

$$\frac{d(T_2 + \Delta T_2)}{dt} = \begin{cases} k'_f & \text{ha } u = 100 \\ \frac{WT_2 + \Delta WT_2 - T_2 - \Delta T_2}{\tau_f} & \text{ha } 50 \leq u < 100 \\ \frac{WT_2 + \Delta WT_2 - T_2 - \Delta T_2}{\tau_h} & \text{ha } 0 < u < 50 \\ k'_h & \text{ha } u = 0 \end{cases} \quad (5.14)$$

$$\frac{d(T_1 + \Delta T_1)}{dt} = a_r(T_2 + \Delta T_2 - T_1 - \Delta T_1) + a_{körmny}(T_{körmny} - T_1 - \Delta T_1) + Q \quad (5.15)$$

Ezekből kivonva 5.3. és 5.1 egyenletet kapjuk a hibamodellt:

$$\frac{d\Delta T_2}{dt} = \begin{cases} 0 & \text{ha } u = 100 \\ \frac{\Delta WT_2 - \Delta T_2}{\tau_f} & \text{ha } 50 \leq u < 100 \\ \frac{\Delta WT_2 - \Delta T_2}{\tau_h} & \text{ha } 0 < u < 50 \\ 0 & \text{ha } u = 0 \end{cases} \quad (5.16)$$

$$\frac{d\Delta T_1}{dt} = a_r \Delta T_2 - (a_r + a_{körmny}) \Delta T_1 \quad (5.17)$$

Az így kapott hibamodell egy másodrendű rendszer. Az irányítási struktúra egyszerűsítése végett feltételezhetjük, hogy a slave kör kvázistacioner állapotban van, amiből következik, hogy:

$$\Delta WT_2 = \Delta T_2 \quad (5.18)$$

$$\frac{d\Delta T_1}{dt} = a_r \Delta WT_2 - (a_r + a_{körny}) \Delta T_1 \quad (5.19)$$

Így a hibamodell elsőrendű rendszerként leírható.

A hibamodelleket invertálni kell ahhoz, hogy a kimeneti hibából a beavatkozó jelet módosító bemeneti eltérést előállítsuk. Az invertálás a modell rendűségének megfelelő specifikáció felírásával kezdődik. A másodrendű hibamodellre:

$$\tau_{c,2}^2 \frac{d^2 \Delta T_1}{dt^2} + 2\zeta_{c,2} \tau_{c,2} \frac{d\Delta T_1}{dt} + \Delta T_1 = \Delta WT_1 \quad (5.20)$$

A második deriváltat kell létrehozni, és behelyettesíteni 5.17. egyenletből:

$$\frac{d^2 \Delta T_1}{dt^2} = a_r \frac{d\Delta T_2}{dt} - (a_r + a_{körny}) \frac{d\Delta T_1}{dt} \quad (5.21)$$

Ezt a specifikációba helyettesítve (5.20. egyenlet):

$$\tau_{c,2}^2 a_r \frac{d\Delta T_2}{dt} + (-\tau_{c,2}^2 (a_r + a_{körny}) + 2\zeta_{c,2} \tau_{c,2}) \frac{d\Delta T_1}{dt} + \Delta T_1 = \Delta WT_1 \quad (5.22)$$

Ebből ki lehet fejezni ΔT_2 deriváltját:

$$\frac{d\Delta T_2}{dt} = \frac{\Delta WT_1 - \Delta T_1 + (\tau_{c,2}^2 (a_r + a_{körny}) - 2\zeta_{c,2} \tau_{c,2}) (a_r \Delta T_2 - (a_r + a_{körny}) \Delta T_1)}{\tau_{c,2}^2 a_r} \quad (5.23)$$

Amiből kifejezhető a ΔWT_2 , a beavatkozót módosító jel:

$$\Delta WT_2 = \begin{cases} \tau_f \frac{d\Delta T_2}{dt} + \Delta T_2 & \text{ha } 50 \leq u < 100 \\ \tau_h \frac{d\Delta T_2}{dt} + \Delta T_2 & \text{ha } 0 < u < 50 \end{cases} \quad (5.24)$$

Az elsőrendű modelltől (5.19. egyenlet) kiindulva a következő specifikációt írhatjuk fel:

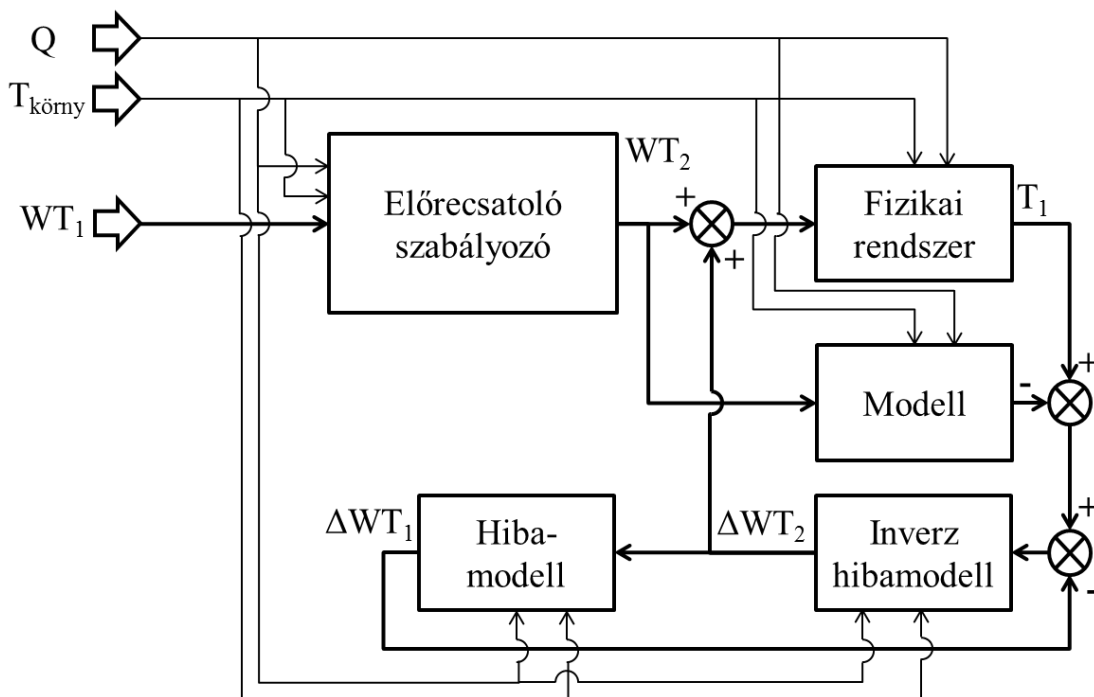
$$\tau_{c,2} \frac{d\Delta T_1}{dt} + \Delta T_1 = \Delta WT_1 \quad (5.25)$$

Ebbe behelyettesíthetünk 5.19. egyenletből, és kifejezhetjük ΔWT_2 -t:

$$\Delta WT_2 = \frac{\Delta WT_1 - \Delta T_1 + \tau_{c,2} (a_r + a_{körny}) \Delta T_1}{\tau_{c,2} a_r} \quad (5.26)$$

Mivel az inverz hibamodell sem biztos, hogy tökéletesen leírja a kimeneti eltérés és a bemeneti eltérés közti kapcsolatot, ezért ha csak egyszerűen átalakítanánk vele a szabályozási eltérést beavatkozó korrekcióra, a szabályozott jellemző maradó hibával állna

be. Ennek elkerülésére a hibamodell modellezési hibáját is korrigálni kell, amire egy IMC struktúra nyújthat megoldást. Ebben a struktúrában gondolkodva a ΔWT_1 alapjel nulla, viszont az IMC miatt az 5.26. egyenletbe már a korrigált alapjel kerül, ami többnyire nem nulla. Az így kapott struktúrát mutatja a 49. ábra. Itt is meg kell jegyezni a holtidő szerepét. Az inverz modellben minden jel a beavatkozó holtidejével el van tolva a jövő irányába. Magában a hibamodellben viszont minden jel az eredeti holtidejével szerepel, mert a valósággal csak így lehet összehasonlítani. Erre utal az 49. ábrán a holtidős kifejezés.



49. ábra Visszacsatolás inverz hibamodellen keresztül (elsőrendű modell)

5.7. Hőforrás becslése

Láthattuk, hogy a visszacsatolás történhet a közvetlenül beavatkozó jelen, vagy közvetve az alapjel korrekcióján keresztül. Azonban számos más helyen történhet közvetett visszacsatolás, a modell vagy a szabályozó paraméterein keresztül.

Abban az esetben, ha a modellben szerepel egy domináns nem mért zavarás, akkor lehet cél az is, hogy ennek értékét közelítőleg meghatározzuk. A modell alapján erre van lehetőség úgy, hogy az invertálás célja nem a beavatkozó jel kifejezése, hanem a zavarásé (vagy a kérdéses modell paraméteré). Ez a rendszer rendűségének megfelelő specifikáció felírásával kezdődik, az egyszerűség kedvéért az elsőrendű modellből indulunk ki:

$$\tau_{c,3} \frac{dT_1}{dt} + T_1 = T_{1,mért} \quad (5.27)$$

A derivált értékét behelyettesíthető az 5.1 egyenletből:

$$\frac{T_{1,m\acute{e}rt} - T_1}{\tau_{c,3}} = a_r (T_2 - T_1) + a_{k\acute{o}rny} (T_{k\acute{o}rny} - T_1) + Q \quad (5.28)$$

Ebből kifejezhető Q , a hőforrás:

$$Q = \frac{T_{1,m\acute{e}rt} - T_1}{\tau_{c,3}} - a_r (T_2 - T_1) - a_{k\acute{o}rny} (T_{k\acute{o}rny} - T_1) \quad (5.29)$$

Az 5.28. egyenletről hasonlóképpen kifejezhetjük volna a többi paramétert is, viszont ezzel a módszerrel legfeljebb annyi paraméter határozható meg, ahány mért kimenetünk van.

Ez a módszer kombinálható a korábban bemutatottakkal. Meg kell azonban jegyezni, hogy a több csatornán egyszerre történő visszacsatolás a kívánt hatáshoz képest nagyobb beavatkozó változtatást jelenthet. Emiatt a különböző csatornákon a visszacsatolást vagy súlyozni kell, vagy nagyságrendileg eltérő időállandóval ellátni, hogy egymás stabilitását ne rontsák.

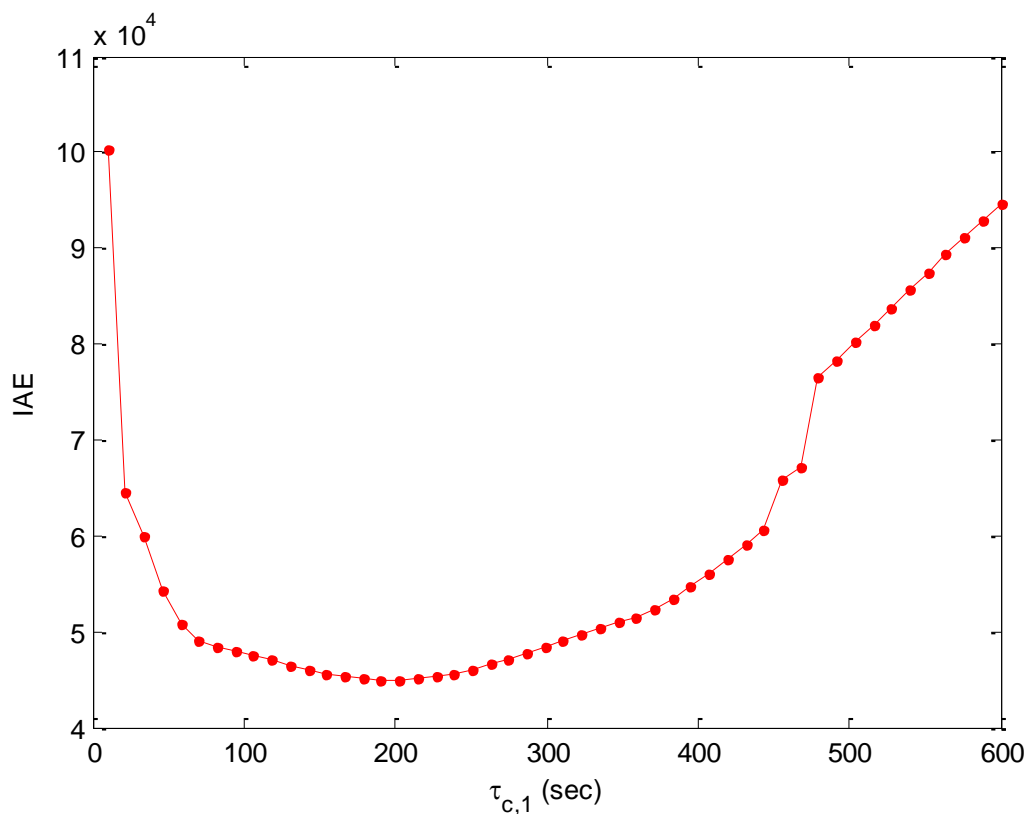
5.8. A visszacsatoló módszerek összehasonlítása

A visszacsatoló módszerek összehasonlítását szimulációs vizsgálatokkal végeztem. A szimulátorban a valóságot helyettesítő modell és a szabályozóban használt modell között strukturális eltérés van. Ebből fakadóan a modell és a szabályozandó rendszer kimenete el fog térni egymástól az esetek többségében.

5.8.1. Szabályozók hangolása

Az egyes módszerek számszerű értékelését a szabályozott jellemző és az alapjel közti eltérés abszolút értékének integráljával végeztem (Integrated Absolute Error, IAE). A szabályozók hangolásához vizsgálatokat végeztem, hogy megtudjam, a hangoló paramétertől hogyan függ a célfüggvény értéke. Másodrendű specifikációk esetén a csillapítási tényezőt mindig 1-nek vettem, mivel ez a leggyorsabb, még nem lengő beállást biztosítja.

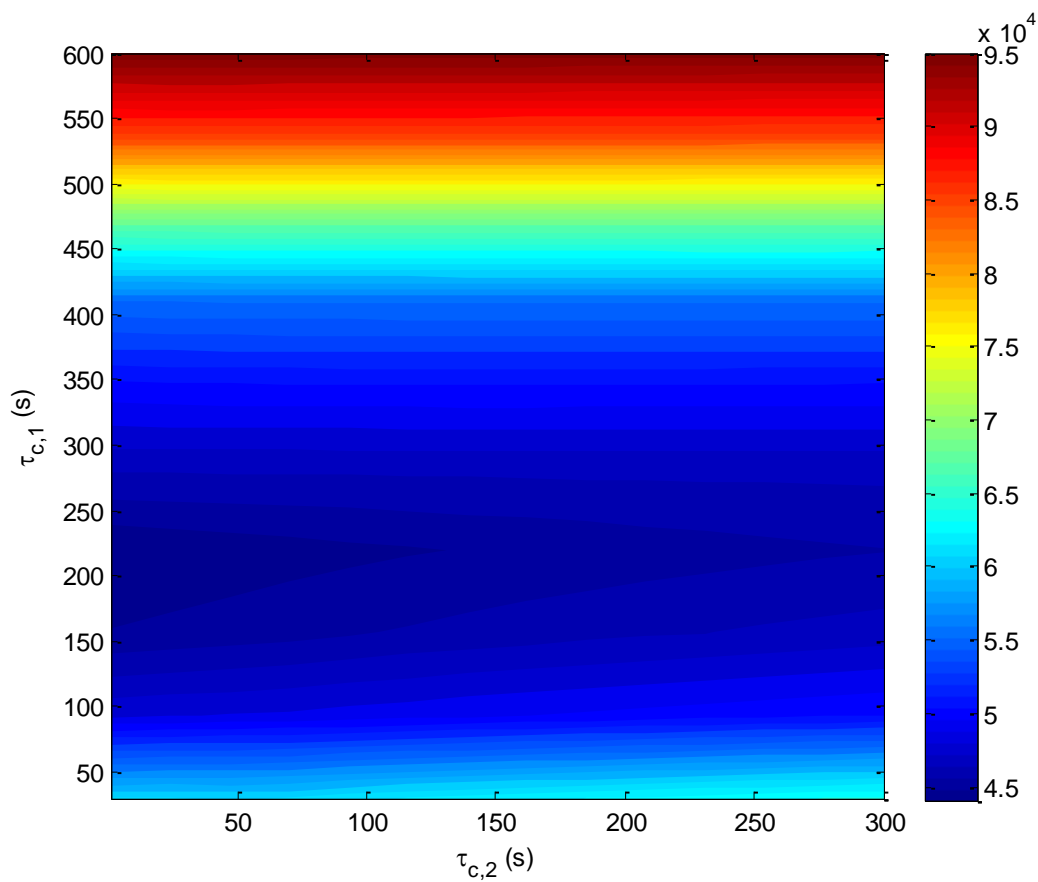
Az IMC struktúrában egy hangoló paraméter van, az invertálási specifikációban szabott időállandó ($\tau_{c,I}$). A célfüggvény értéke minimumot mutat 200 s időállandónál (50. ábra). Ettől eltávolodva nem túl meredeken, de növekszik a célfüggvény értéke, viszont nagyobb távolságra már megugrik ez az érték, jelezve, hogy a szabályozás minősége romlik.



50. ábra IAE célfüggvény függése a hangoló paramétertől IMC struktúrában

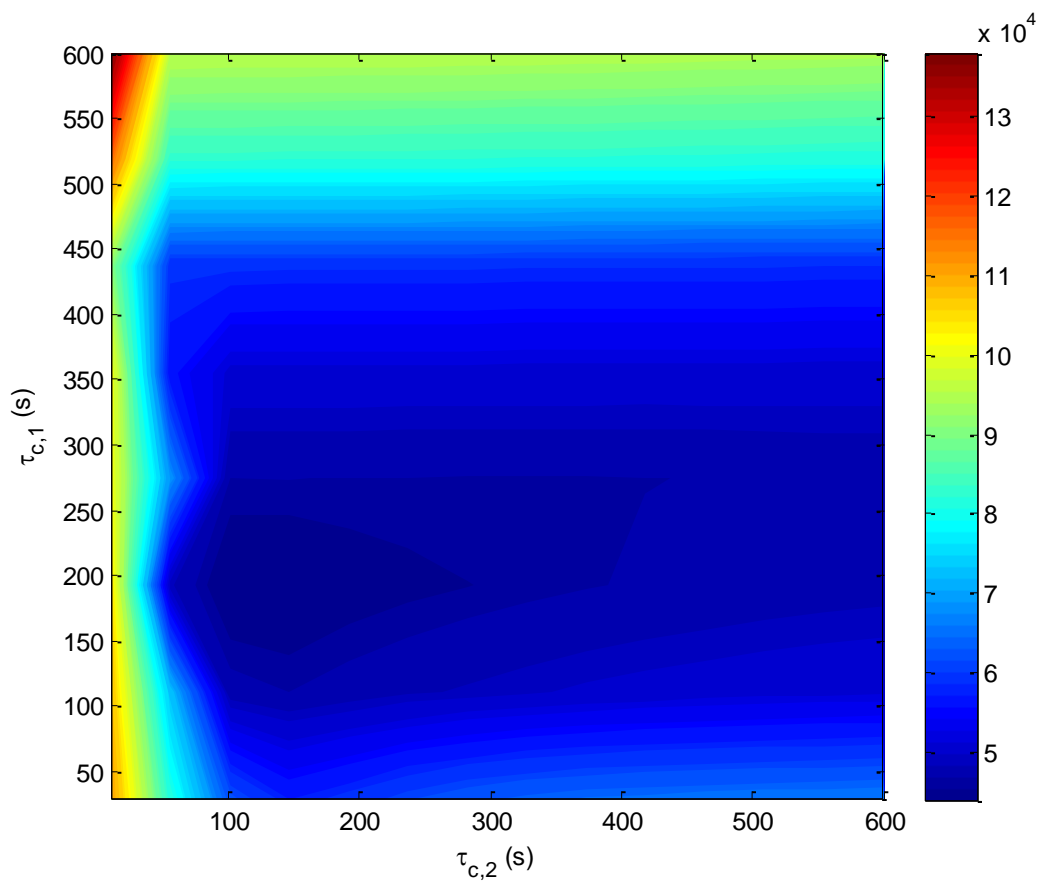
A hibamoddal történő visszacsatolások esetén már két hangoló paraméterünk van, melyek hatását vizsgálnunk kell. Az elsőrendű hibamoddal esetén egyértelműen megmutatkozik, hogy az előreccsatolás időállandója ($\tau_{c,1}$) szerint a célfüggvénynek másik időállandótól szinte függetlenül optimuma van 200 s környékén (51. ábra). A visszacsatolásnál viszont az látható, hogy minél kisebb időállandót kell beállítani. Továbbá az is leolvasható, hogy $\tau_{c,2}$ beállítására annál érzékenyebben reagál a rendszer, minél inkább $\tau_{c,1}$ optimumához vagyunk közel.

Másodrendű hibamoddal esetén két paramétert kell hangolnunk. Itt már jelentős a két paraméter együttes megválasztása az optimum eléréséhez (52. ábra). Az előreccsatolás időállandója ismét 200 s környékén vesz fel optimális értéket. A visszacsatolás időállandója itt nem egyértelműen a lehető legkisebb érték, de az is elmondható, hogy az előreccsatolás időállandójától kisebb.



51. ábra IAE célfüggvény függése a hangoló paramétereiktől elsőrendű hibamoddal

Első gondolatunk lehetne az, hogy előreccsatolás legyen gyors, a visszacsatolás lassabb. Ha abból az elvből indulunk ki, hogy az előreccsatolás stabil objektumot nem változtat instabillá, akkor ez indokolhatja a gyorsaságot, illetve a visszacsatolás esetén éppen fordítva gondolkozunk, és az instabilitás veszélye miatt lassabbra hangolnánk. A szimulációs eredmények fényében azonban ez téves megközelítés, mivel a gyors előreccsatolás felnagyítja a modell hibáiból adódó hatásokat, és emiatt a visszacsatoló hatásnak is nagyobbnek kell lenni. Ezzel szemben, ha a visszacsatolás időállandója kicsi, de még az instabilitástól elég messze van, akkor gyorsan képes korrigálni az eltéréseket a referencia modelltől, különösen ha csak lassabb változásokra és ebből fakadóan kisebb hibákra kell reagálnia. Ehhez pedig az előreccsatoló szabályozó nagyobb időállandója szükséges.

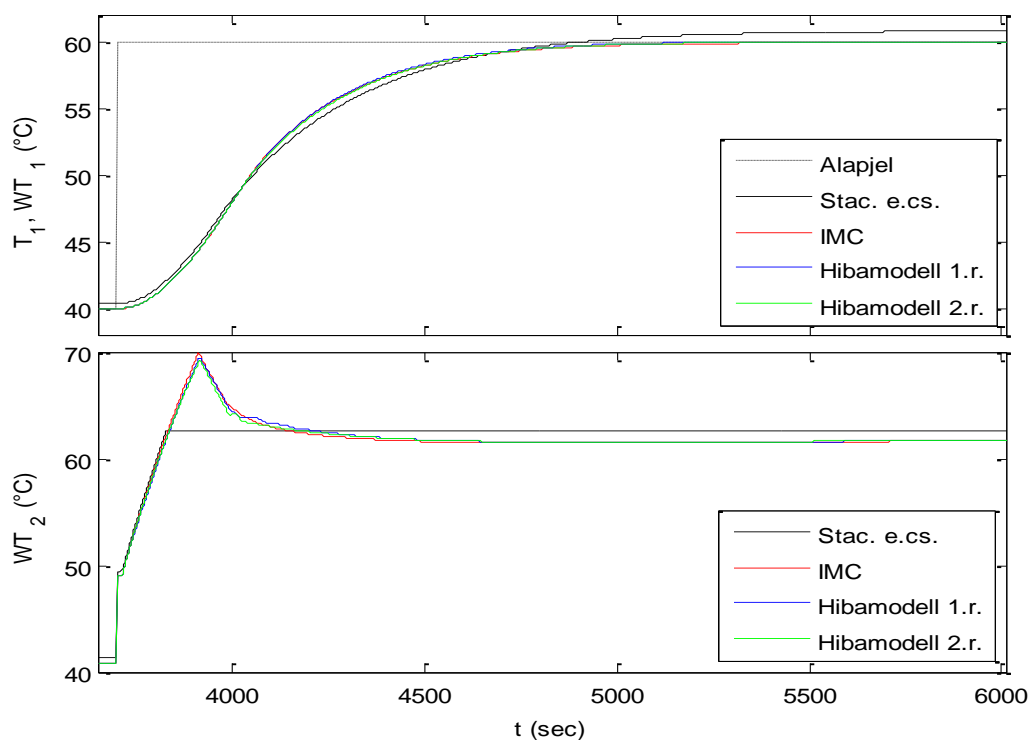


52. ábra IAE célfüggvény függése a hangoló paraméterektől másodrendű hibamoddal

5.8.2. Alapjel-követési vizsgálatok

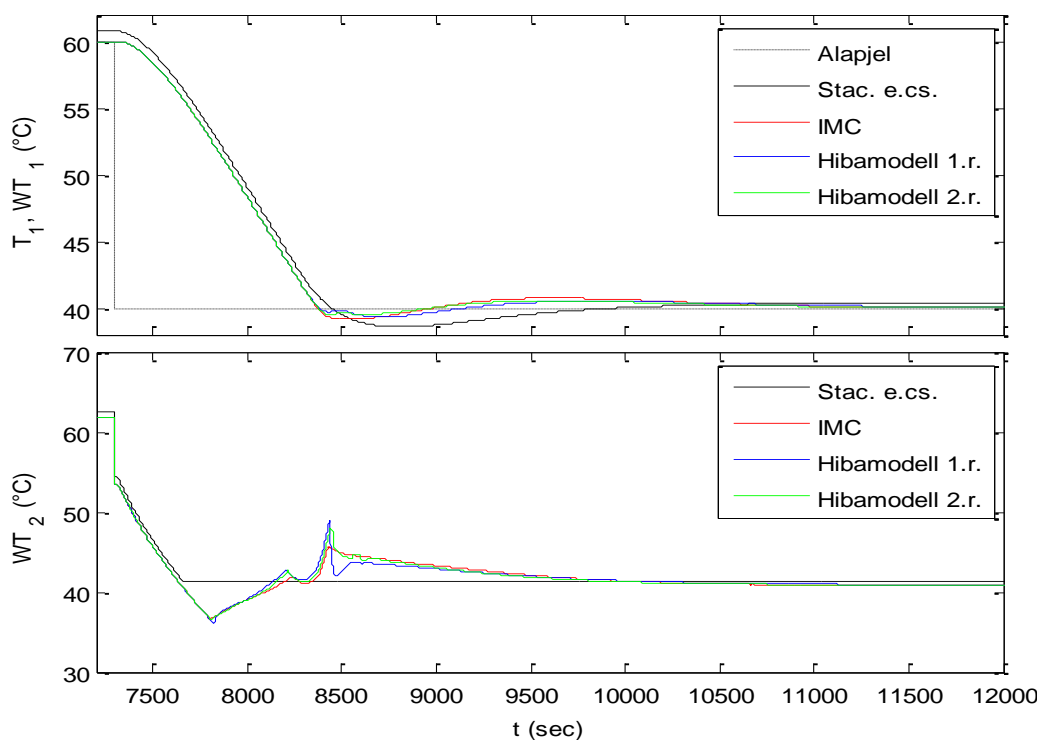
Az egyes módszerekkel kétféle vizsgálatot végeztem: először alapjel váltásra (hőforrás nélkül), majd a hőforrás ugrásszerű megváltozásának kompenzálására. Az első vizsgálat során egy alapjel lépcsőt mutat az 53. ábra. A vizsgálatok során összehasonlításképpen kiadtam egy olyan beavatkozó jelet is, amely az aktuális alapjelhez tartozó stacioner beavatkozó jelet adja, modell hiba nélkül. Így össze lehet hasonlítani, hogy a szabályozás a rendszer nyitott körű viselkedéséhez képest tud-e gyorsítani a rendszeren.

Az 53. ábráról leolvasható, hogy a nyitott körű viselkedéshez képest mindegyik módszer kicsivel gyorsabb beállást biztosít. Az egyes szabályozási megoldások között nagyon apró különbségek mutatkoznak csak, ami betudható annak, hogy az előreccsatolás a fő szerep, és ez közös az egyes módszerekben. Tulajdonképpen már az is jó eredmény, hogy a visszacsatolás és az előreccsatolás egymás zavarása nélkül képesek ellátni feladatukat.



53. ábra Visszacatolási módszerek összehasonlítása alapjel fölfelé váltása esetén

Az 54. ábrán látható, hogy hűtés irányában mi történik. Itt már jobban szétválnak a szabályozási módok, mivel a rendszer hűtés irányába jelentősen lassabb nyitott körű viselkedéssel rendelkezik, ezzel próbára téve a visszacsatolást. Az átmenet elején gyakorlatilag azonos a szabályozók működése, mivel a korlátozás aktív. A későbbiek során az elsőrendű hibamodellen alapuló avatkozik be a legintenzívebben. A másodrendű hibamodellen alapulóról is elmondható, hogy intenzíven avatkozik be, azonban a beavatkozó jel változásai a szükségesnél nagyobbak. Rövid időn belül fel-le változik értéke, amely a szabályozott jellemzőn nem igazán mutatkozik meg. Az IMC ezekhez képest lassan avatkozik csak be, és kis mértékben le is marad a szabályozott jellemző a többitől.



54. ábra Visszacatolási módszerek összehasonlítása alapjel lefelé váltása esetén

5.8.3. Zavarás kompenzációs vizsgálatok

A zavarás hatásának kompenzációját is vizsgáltam. A az alapjel-követési vizsgálatok tapasztalatai alapján itt az IMC és az elsőrendű hibamodellen alapuló visszacsatolást tartottam vizsgálatra érdemesnek.

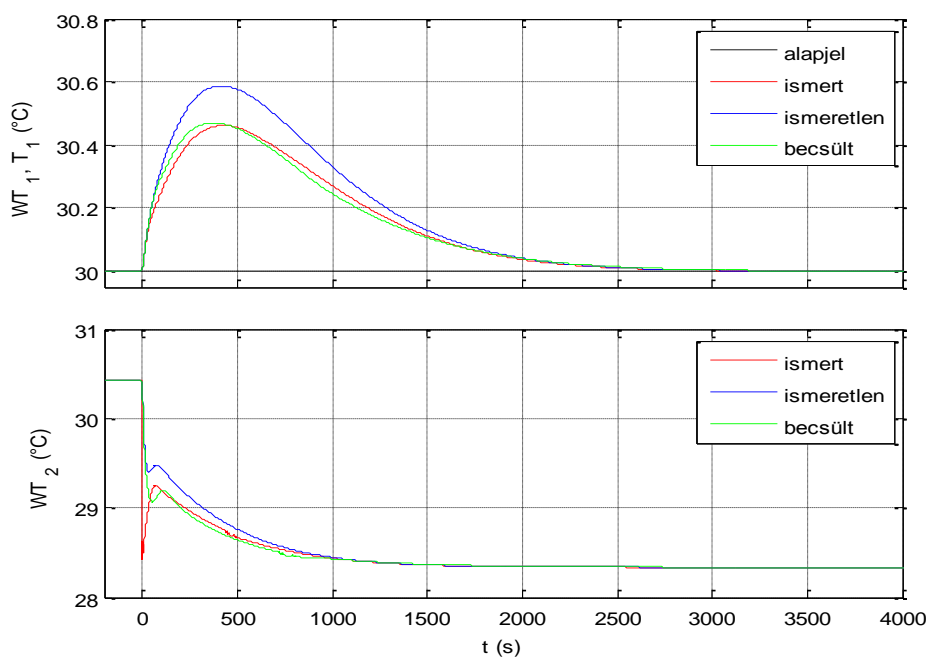
A feladatot úgy fogalmaztam meg, hogy 30 °C-os konstans alapjel tartása mellett, stacioner állapotból indulva, egy ugrásfüggvény szerint változik a hőforrás értéke. A kérdés az, hogy mennyire lendül ki, és milyen gyorsan tér vissza az alapjelre a szabályozott jellemző.

Három fő esetet különböztettem meg, attól függően, hogy mit tudunk a hőforrásról: értéke ismert, teljesen ismeretlen vagy becsült. Ha ismert a jel, akkor úgy foghatjuk fel, mintha egy mért zavarás lenne. Ismeretlennek tekintett jel értékét alapértelmezetten 0-nak vettem. A becslés esetében az 5.29. egyenletet használtam fel. A hangoló időállandó értékét próbálgatással határoztam meg, és 1000 s-ot választottam. Ezzel teljesül az a tétel, hogy az ugyanarra a beavatkozóra ható visszacsatolásokat időléptékben elváltasszuk.

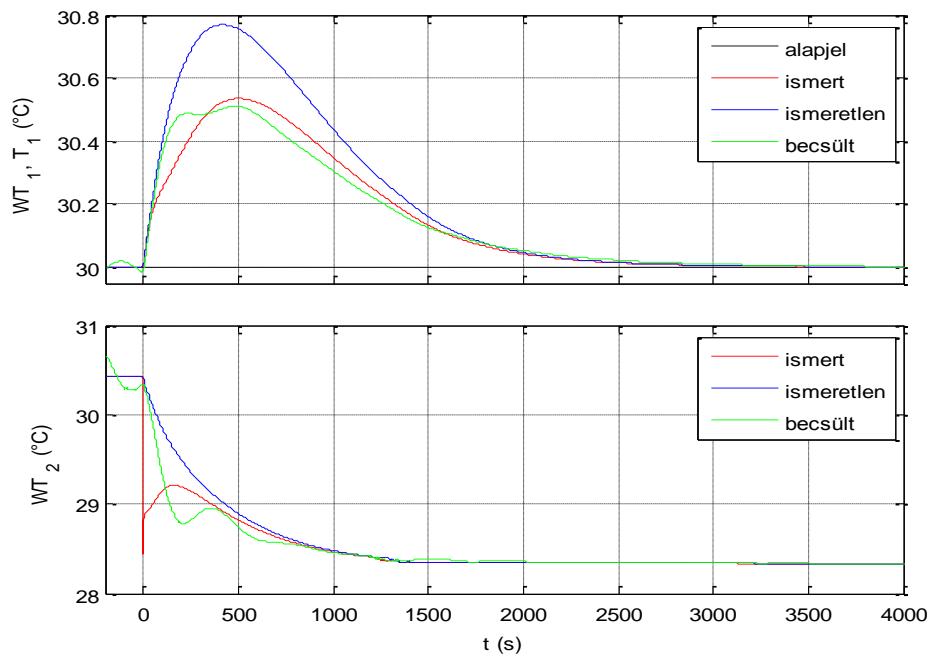
A szimulációk eredményeként (55. ábra, 56. ábra) azt kaptam, hogy a HM1 szabályozóval kisebb a kilengés, mint az IMC-nél, és a beállítás is gyorsabban bekövetkezik minden esetben. Amint az várható volt az ismeretlen hőforrás esete a legrosszabb, ilyenkor mindkét

szabályozóval a legnagyobb a túllendülés. Érdekes viszont, hogy az ismert és a becült hőforrás esetei közül nem lett egyértelműen jobb az ismert hőforrás esete. Ez talán annak tudható be, hogy a hőforrás becslése mint visszacsatoló szabályozó segíti a hiba eltüntetését. Az IMC esetén az ismert hőforrás esetében is nagyobb a szabályozási hiba. A becült hőforrás esetén pedig kevésbé sima a szabályozott jellemző kilendülése majd beállása.

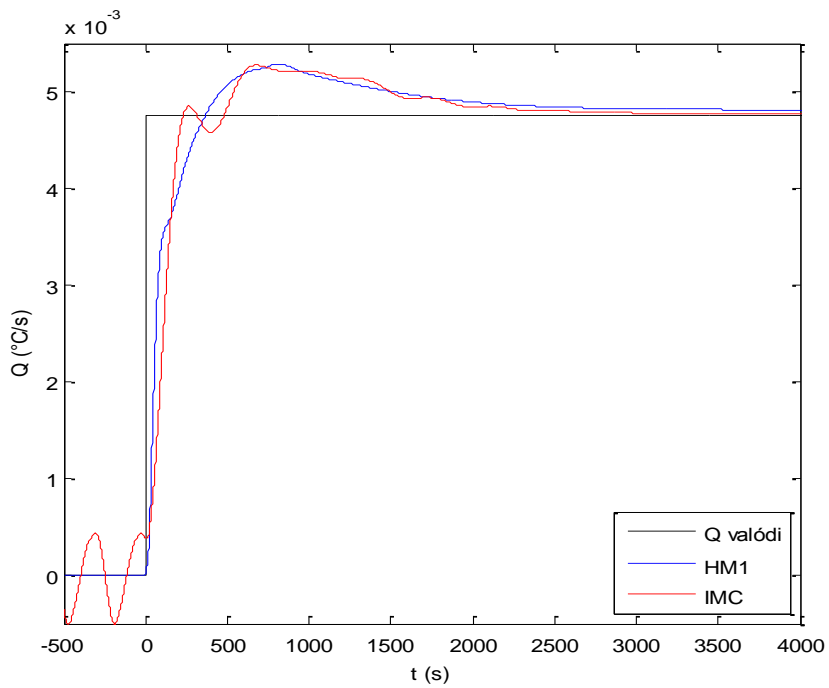
Arra, hogy az IMC miért ad kevésbé jó minőségű szabályozást, választ adhat a becült hőforrások összehasonlítása (57. ábra). Míg a HM1-el párosítva a hőforrás becslését egy sima beállást láthatunk a fizikai jel megváltozása után annak új értékére, addig az IMC esetén sokkal nagyobb a hullámzás. Az IMC esetén eleve nem is állt be a kiindulási stacioner állapot, hanem egy kis amplitúdójú oszcilláció volt tapasztalható a becült hőforrásban. Ennek a hullámzásnak a nyomai később is felfedezhetőek, bár amplitúdójuk csökken, csillapodó tendenciát mutat.



55. ábra Zavarás kompenzációja során HM1 szabályozóval



56. ábra Zavarás kompenzációja során IMC szabályozóval



57. ábra Hőforrás becslésének összehasonlítása

5.9. Visszacsatoló szabályozók minősítése paraméter-érzékenység szerint

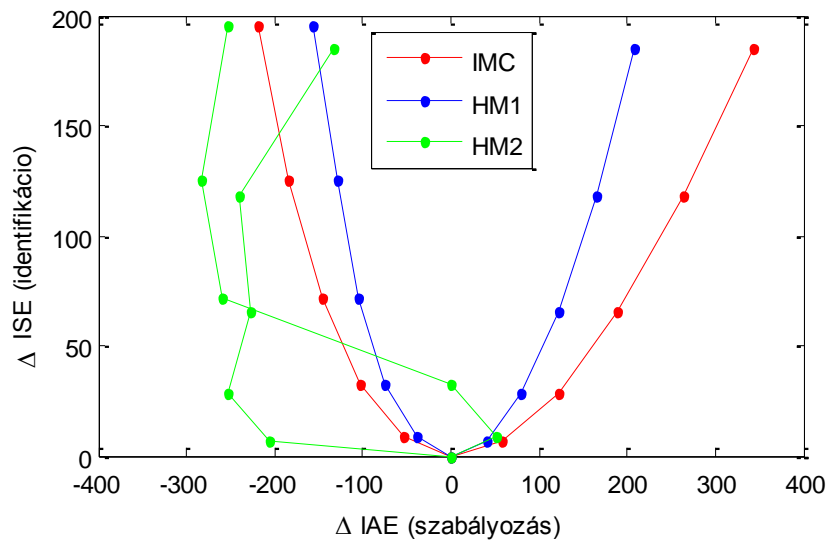
A szabályozók tervezésének megszokott menete, hogy a szabályozni kívánt rendszer modelljét megalkotjuk, paramétereit identifkáljuk, majd ezek alapján, a szabályozás céljainak figyelembe vételével szabályozót tervezünk. Ebben a megközelítésben elválnak, hogy mi a modell, és mi a szabályozó paramétere. Ugyanakkor a modell paraméterek vagy explicit módon vannak benne a szabályozóban, vagy függenek tőlük a szabályozó paraméterei.

Felmerül a kérdés, hogy mikor jó egy paraméter értéke? Az identifikáció szempontjából akkor jó, ha a mért és a szimulációból kapott kimeneti jelek megegyeznek, vagy legalábbis közel esnek egymáshoz. A szabályozás szempontjából pedig a szabályozott jellemzőnek kell az alapjelet minél rövidebb idő alatt megközelíteni, illetve az alapjel környezetében maradni.

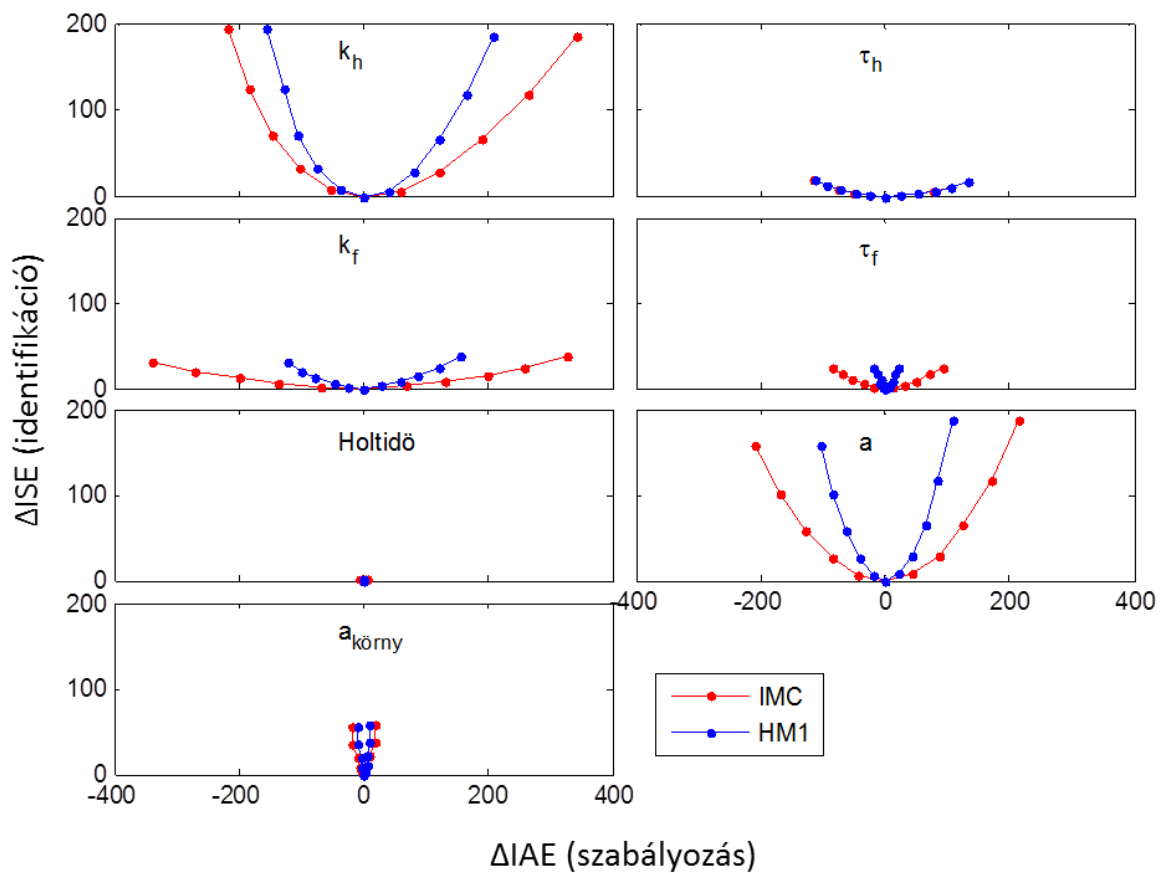
Egy paraméter akkor jó, ha könnyen meghatározható az identifikációban, és kis tévedés az értékében nem vezet nagy hibához a szabályozásban. Ezt úgy is megfogalmazhatjuk, hogy az identifikációs célfüggvény minél érzékenyebb egy paraméterre, annál jobb, a szabályozási célfüggvény minél kevésbé érzékeny, annál jobb. Természetesen az, hogy egy paraméter jó vagy rossz, önmagában nem megállapítható, hanem a modell és a hozzá kapcsolódó szabályozó struktúrája együtt szabja meg. Ha például ugyanazon modellen több szabályozó is alapszik, akkor az egyes szabályozók célfüggvényeinek érzékenysége a modell ugyanazon paraméterére más és más lehet. Ez pedig lehetőséget ad a szabályozók minősítésére: minél inkább a jól meghatározható paraméterekre érzékeny egy szabályozási célfüggvény, annál nagyobb esélyünk van a jó szabályozásra.

A következőkben egy egyszerű módszert mutatok be a fent vázolt szempontok értékelésére. Szimulációs kísérletekben változtattam a modell paramétereit a korábban identifkált értékhez képest. Az eredeti értékhez képest -5% módosítástól 1%-os lépésekkel +5%-ig haladtam, úgy, hogy egyszerre csak egy paraméter változott, ezalatt minden más paraméter az eredeti értéken volt. Ezen paraméter kombinációk mellett kiszámítottam az identifikációra és a vizsgált szabályozó módszerekre vonatkozó célfüggvényeket. Ezután úgy ábrázoltam a kapott eredményeket, hogy az abszcisszára került a szabályozási célfüggvény eltérése a nominális esettől, az ordinátára pedig az identifikációs célfüggvény eltérésének értéke (58. ábra). Egy diagramon egy vizsgált paraméter szerinti viselkedést ábrázoltam. Az összes paraméterre az 59. ábrán mutatom be a célfüggvények érzékenységét, a skála az egyes diagramokon megegyezik. Ugyanakkor a másodrendű

hibamodellen alapuló szabályozást már nem tüntettem fel az 59. ábrán, mert nem volt összemérhető a többi értékkel, illetve a kapott görbében a vizsgált intervallumon, a vizsgált felbontással nem volt felfedezhető trend.



58. ábra Célfüggvények érzékenysége k_h paraméterre



59. ábra Célfüggvények paraméter-érzékenysége

A kapott diagramokon az látható, hogy némely görbék laposabbak, némelyek meredekebben emelkednek. Ha lapos a görbe, akkor az identifikációs célfüggvény kevésbé érzékeny az adott paraméterre, mint a szabályozási célfüggvény. Egy szabályozási módszerrel minél meredekebb görbét tudunk kihozni, annál nagyobb biztonsággal jelenthetjük ki arról a szabályozási módszerről, hogy az adott paraméter hibáitól kisebb mértékben függ a szabályozás minősége.

Fontos még azt is észrevenni, hogy az egyes görbék hossza jelentősen eltérő lehet. Minél rövidebbek a görbék, annál kisebb a paraméter hatása a célfüggvényekre. A rövid görbékhez tartozó jelentéktelen paraméterek esetében elgondolkodtató, hogy szükségeseke egyáltalán a modellben az őket tartalmazó tagok.

A hossz jellemzéséhez valójában elég lenne a szélső eseteket (+5% és -5%) kiszámítani, azonban több pontban kiértékelve képet kaphatunk arról is, hogy mennyire egyenletes, mennyire kiszámítható a változás. Például a másodrendű hibamodell esetében előre nehezen jósolható, hogy milyen mértékben romlik a szabályozás egy paraméter változásának függvényében, a kapott görbe még csak folytonosnak sem tűnik a legtöbb esetben.

A kapott eredmények alapján ebben az esetben elmondható, hogy az elsőrendű hibamodellen alapuló szabályozás minősége kevésbé függ a modell hibáitól, az IMC már érzékenyebb a modell paramétereire, és a másodrendű hibamodell nagyságrendileg érzékenyebb, illetve az előzőekhez képest kiszámíthatatlanabb a változás. A paraméterek közül a legjelentősebbek az a_r , k_f és k_h . Nem bír nagy jelentőséggel a holtidő és $a_{körny}$. Problémásnak tekinthető τ_h és k_f , mivel nehezen meghatározhatóak és ahhoz képest jelentős a hatásuk a szabályozási célfüggvényre. Az $a_{körny}$ esete ideális, mivel kis hatása van a szabályozásra, de könnyen meghatározható, mert az identifikáció érzékeny rá. Ezek a megállapítások nem jelentik azt, hogy az egyik szabályozó módszer minden szempontból jobb lenne, mint a másik, csak a modell paraméterekre való érzékenység szerint értékel.

5.10. Összefoglalás

A megvizsgált módszerek rávilágítottak arra, hogy több helyen is van lehetőség a visszacsatolásra. A visszacsatolás feladata egy előre- és visszacsatolást is tartalmazó struktúrában az, hogy a modell hibáiból adódó szabályozási eltérést eltüntesse.

Ezt a feladatot az összes vizsgált struktúra sikeresen megoldotta. Az alapjel-követési vizsgálatoknál jelentős különbséget nem mutatott az egyes szabályozások minősége, viszont a hangolásnál fontos megállapítást tehattünk: ha módunkban áll az előre- és visszacsatolás külön hangolása, akkor a visszacsatolás legyen a gyorsabb, és az előreccsatolás a lassabb. Ebből következik az is, hogy a hagyományos IMC struktúra egyszerűsége kényelmes, de éppen ebből fakadóan nem hangolható külön az előre- és a visszacsatolás.

A zavarás kompenzációjában vizsgált módszerekről kijelenthető, hogy a hőforrás-becslés, amely beillik az adaptáció gondolatkörébe, segíti a többi visszacsatoló elem működését. Megfigyelhető azonban, hogy az IMC struktúra kevésbé képes együttműködni a hőforrás-becsléssel, míg HM1 szabályozó számára hasznos segítség a hőforrás becslése.

6. Összefoglalás

PhD értekezésemben bemutattam több szabályozó struktúrát és több objektumot, amelyeken ezeket alkalmaztam. A struktúrák tárgyalása során törekedtem az átláthatóságra, és az adott funkcióhoz tartozó elemeket hasonlítottam össze.

Az invertálás egy rendkívül fontos eszköz, amely segítségével létrehozhatóak a szabályozók. Az invertálás nem korlátozódik a lineáris esetekre, elvégezhető nemlineáris modellekkel is. Történhet ez direkt vagy indirekt módon, de a tapasztalataim alapján kijelenthetem, hogy érdemes a szabályozó szintézise során minél inkább kihasználni a direkt invertálás lehetőségeit.

A rendszer viselkedésére felírt elvárásaink megfogalmazása kulcskérdés lehet abban, hogy realizálható szabályozót tudunk-e tervezni. Jelentős az IMC faktorizáció szerepe, amely szétválasztja az invertálható és a nem invertálható részt. A holtidő az egyik leggyakrabban előforduló nem invertálható rész. Ennek kezelése különösen MIMO rendszerek esetén nehéz, ezért fontos, hogy megfelelő specifikációt fogalmazzunk meg.

A visszacsatolás nélkülözhetetlen a szabályozó struktúrában. A cél azonban az, hogy a szabályozásban az előreccatolás legyen a domináns, hiszen a visszacsatolással a rendszer modellezés során ismeretlen, bizonytalan viselkedését kell kompenzálni. A visszacsatolás több csatornán keresztül is történhet, de praktikus a visszacsatolás és az előreccatolás szétválasztása, mert ezáltal lehetővé válik azok külön-külön hangolása a gyorsabb, de a stabilitást is megőrző szabályozás érdekében. Az adaptáció szerepe is jelentős, mivel a modell folyamatos pontosítása az előreccatoló részt is pontosabbá teheti, ezzel hosszú távon csökkentve a visszacsatolás feladatait.

Gondolataimat azzal zárom, hogy a szabályozó funkcióinak szétbontása és elemzése lehetővé teszi, hogy ott avatkozzunk be a szabályozó tervezése során, ahol a probléma jelentkezik. Bár az irányítással foglalkozó tudományos irodalom támogatja, ha egy módszer általánosan használható (és ez valóban jó tulajdonság), sok esetben feláldozzák az átláthatóságot. Ezzel szemben azt javaslom, hogy az általánosságot bonyolultan leíró matematikai kifejezések helyett próbáljunk a szabályozó struktúra elemeinek funkcióira gondolni, és mindig az adott szabályozási feladathoz igazítani a megoldásunkat.

Tézisek

1. Különböző irányítási struktúrák összehasonlítását végeztem el, funkcionális elemekre dekomponálva azokat, rámutatva a hasonlóságokra és különbségekre.

Az általam vizsgált módszerek a következők voltak: PID szabályozó, Smith-prediktor, stationer nemlinearitás kompenzációja, korlátos közvetlen inverz képzés, modell prediktív szabályozás, inverz neurális hálózati modellek.

Az összehasonlítást a következő szempontok, funkciók szerint tettem meg: lineáris vagy nemlineáris szabályozó, lineáris vagy nemlineáris modell, szabályozási feladat megfogalmazása, zavarások előreccsatolása, holtidő kezelése, beavatkozó korlátok kezelése, MIMO rendszerek kereszt hatásainak kezelése.

Mindegyik struktúrában bemutattam, hogy melyik rész a felelős az irányításban alapvető szerepet betöltő inverz képzésért. Igazoltam, hogy a strukturáltan, transzparens módon bevitt többlet a priori információ javítja a szabályozás teljesítményét.

Kapcsolódó publikációk: 2, 3, 4, 8, 11, 12.

2. Meghatároztam azokat a körülményeket, melyek között a korlátos inverzképzés és a modell prediktív szabályozás azonos eredményre vezet.

Igazoltam, hogy az MPC célfüggvényében található súlyozó tényező, amely az alapjeltől való eltérés és a beavatkozó jel túlzott mozgása között súlyoz, és a korlátos közvetlen invertálásban megszabott szabályozási időállandó között kapcsolat áll fenn.

Kimutattam azonban azt is, hogy a két szabályozó viselkedése ebben az esetben nem teljesen azonos. Bemutattam, hogy a két módszert akkor lehet azonos viselkedésre bírni, ha az MPC-be érkező alapjelet egy olyan szűrőn vezetjük keresztül, amely megegyezik a korlátos közvetlen invertálás specifikációjával.

Kapcsolódó publikációk: 1, 10.

3. Kidolgoztam egy algoritmust, amely több bemenetű, több kimenetű rendszerek esetében határozza meg az invertáláshoz alkalmazandó holtidőket.

Bemutattam, hogy MIMO rendszerek invertálása során problémát okozhat, ha egy bemenet gyorsabban hat több kimenetre is, mint bármely másik bemenet. Az inverzben ezáltal megjelenő jövőbeli jeleket úgy ignorálhatjuk, hogy virtuális bemeneteket hozunk létre, amelyek a fizikai bemenetek jövőbeli értékeit jelentik.

Az invertálás elvégzéséhez kidolgoztam egy olyan algoritmust, amely segítségével meghatározhatjuk, hogy mennyivel kell időben eltolni az egyes virtuális bemeneteket ahhoz, hogy az inverz realizálható legyen.

Megfogalmaztam egy kritériumot a 2 bemenetű 2 kimenetű nulladrendű rendszerek inverzének stabilitására. Igazoltam, hogy a stabilitás az erősítési tényezőktől függ.

Megállapítottam, hogy a kidolgozott módszer visszacsatoló szabályozó körök kereszt hatásainak kompenzációjában is hasznosítható.

Kapcsolódó publikációk: 7.

4. A szabályozási módszerek értékelésére kidolgoztam egy olyan módszert, amely az identifikációt és a szabályozást értékelő célfüggvények paraméter-érzékenységét hasonlítja össze.

Három módszert hasonlítottam össze egy szakaszos üstreaktor példáján: alapjelen történő visszacsatolás, közvetlenül a beavatkozó jelen történő visszacsatolás, modell paramétereken történő visszacsatolás. Megállapítottam, hogy a visszacsatoló szabályozó is tartalmaz inverzképzést. Ez alól kivételnek tekinthetjük az alapjel-korrekciónak esetét, mivel akkor nem válik szét az előre- és a visszacsatoláshoz használt invertáló egység.

A vizsgált módszerek közül az elsőrendű hibamodellen keresztül történő visszacsatolás bizonyult az identifikáció során kapott paraméterek bizonytalanságára legkevésbé érzékenynek, míg az alapjel-korrekción keresztül történő visszacsatolás minősége nagyobb mértékben függött az identifikációtól. A másodrendű hibamodell jóval érzékenyebb volt az előző kettőnél, ugyanakkor nem mutatkozott trend a szabályozás javulására vagy romlására.

Kapcsolódó publikációk: 5.

Publikációk

Folyóiratcikkek:

1. Tóth L. R., Nagy L., Szeifert F.: Similarities of Model Predictive Control and Constrained Direct Inverse, *Intelligent Control and Automation*, Vol. 3 No. 3, 2012, pp. 278-283.
2. Tóth L. R., Nagy L., Szeifert F.: Nonlinear inversion-based control of a distributed parameter heating system, *Applied Thermal Engineering*, Volume 43, October, 2012, p. 174-179.
3. Tóth L. R., Nagy L., Szeifert F.: Physical Modeling and Control of a Distributed Parameter System, *Chemical Engineering Transactions*, vol. 25, 2011, p. 719-724.
4. Tóth L. R., Nagy L., Szeifert F.: Comparison of feedback and feed-forward control strategies on a water heater, *Acta Agraria Kaposváriensis*, Vol. 15 No 3, 2011, 245-255.

Konferenciakiadványban megjelent publikációk:

5. Tóth L. R., Nagy L., Szeifert F.: Control of a batch reactor using constrained direct inverse (poszter), *European Symposium of Computer Aided Process Engineering 23 (ESCAPE 23)*, Lappeenranta, Finnország, 2013. 06. 9-12.
6. Tóth L. R., Borsodi N., Miskolczi N., Nagy L., Szeifert F.: Polietilén termikus krakkolásának matematikai modellezése, *XVIII. Nemzetközi Vegyészkonferencia*, Félixfürdő, Románia, 2012. november 22-25.
7. Tóth L. R., Nagy L., Szeifert F.: Managing dead time in MIMO inverse model based control, *12th International PhD Workshop on Systems and Control*, Veszprém, 2012. augusztus 27.
8. Tóth L. R., Nagy L., Szeifert F.: Comparison of Different Inversion Methods in Controller Strategies (poszter), *European Symposium of Computer Aided Process Engineering 22 (ESCAPE 22)*, London, 2012. 06. 17-20.
9. Tóth L. R., Nagy L., Szeifert F.: Analysis of a batch reactive distillation producing ethyl-acetate, *5th International Interdisciplinary Technical Conference of Young Scientists*, Poznań, Lengyelország, 2012. 05 16-18.
10. Tóth L. R., Nagy L., Szeifert F.: On the connection of closed loop specification and cost function of model predictive control, *CAPE Forum*, Veszprém, 2012. 03. 26-28.
11. Tóth L. R., Nagy L., Szeifert F.: Physical Modeling and Control of a Distributed

Parameter System, PRES'11 (14th International Conference on Process Integration, Modeling and Optimisation for Energy Saving and Pollution Reduction), Firenze, 2011. május 8-11.

12. Tóth L. R., Nagy L., Szeifert F.: Előre- és visszacsatoló szabályozási struktúrák összehasonlítása egy vízmelegítő berendezésen, IX. Alkalmazott Informatikai Konferencia, Kaposvár, 2011. február 25.
13. Balaton M. G., Tóth L. R., Nagy L., Szeifert F.: Optimal temperature control of partially simulated batch reactor, 1st International Scientific Workshop on DCS, Lillafüred (társszerzőként)
14. Balaton M. G., Tóth L. R., Nagy L., Szeifert F.: Reaction heat flow control by dynamically calibrated thermometers, 11th International PhD Workshop on Systems and Control, Veszprém

További publikációk

15. Tóth L. R., Torgyik T., Nagy L., Abonyi J.: Multiobjective optimization for efficient energy utilization in batch biodiesel production, DOI: 10.1007/s10098-015-0996-8, 2015.
16. Kontos J., Tóth L. R., Varga T.: Development of a reaction structure identification algorithm, Hungarian Journal of Industry and Chemistry, Vol. 42(1), 2014, pp. 51–56.
17. Tóth L. R., Torgyik T., Paor D., Nagy L.: Evaluation of the behaviour of objective functions in the optimization of a batch process for biodiesel production (poszter), PRES'14 (17th International Conference on Process Integration, Modeling and Optimisation for Energy Saving and Pollution Reduction, Prága, 2014. augusztus 23-27.

Irodalomjegyzék

- Anderson, B. & Moore, J., 1989. *Optimal control: linear quadratic methods*, London: Prentice Hall International.
- Anderson, B.D.O. & Dehghani, A., 2008. Challenges of adaptive control—past, permanent and future. *Annual Reviews in Control*, 32(2), pp.123–135.
- Åström, K.J. & Hägglund, T., 2001. The future of PID control. *Control Engineering Practice*, 9(11), pp.1163–1175.
- Azlan Hussain, M., 1999. Review of the applications of neural networks in chemical process control — simulation and online implementation. *Artificial Intelligence in Engineering*, 13(1), pp.55–68.
- Beyer, M.-A., Grote, W. & Reinig, G., 2008. Adaptive exact linearization control of batch polymerization reactors using a Sigma-Point Kalman Filter. *Journal of Process Control*, 18(7-8), pp.663–675.
- Bray, S., Medina, M. & Smith, C.A., 1990. A method for the determination of Dahlin's algorithm parameters. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 29(5), pp.924–927.
- Byrnes, C.I. & Isidori, A., 1988. Local stabilization of minimum-phase nonlinear systems. *Systems & Control Letters*, 11(1), pp.9–17.
- Camacho, E.F. et al., 2007a. A survey on control schemes for distributed solar collector fields. Part I: Modeling and basic control approaches. *Solar Energy*, 81(10), pp.1240–1251.
- Camacho, E.F. et al., 2007b. A survey on control schemes for distributed solar collector fields. Part II: Advanced control approaches. *Solar Energy*, 81(10), pp.1252–1272.
- Castilla, M. et al., 2014. Thermal comfort control using a non-linear MPC strategy: A real case of study in a bioclimatic building. *Journal of Process Control*, 24(6), pp.703–713.
- Chen, B. et al., 2013. Adaptive fuzzy tracking control of nonlinear MIMO systems with time-varying delays. *Fuzzy Sets and Systems*, 217, pp.1–21.
- Chen, D. & Seborg, D.E., 2002. PI/PID Controller Design Based on Direct Synthesis and Disturbance Rejection. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 41, pp.4807–4822.
- Clarke, D.W., Mohtadi, C. & Tuffs, P.S., 1987a. Generalized predictive control—Part I. The basic algorithm. *Automatica*, 23(2), pp.137–148.
- Clarke, D.W., Mohtadi, C. & Tuffs, P.S., 1987b. Generalized Predictive Control—Part II Extensions and interpretations. *Automatica*, 23(2), pp.149–160.
- Cutler, C.R. & Ramaker, B.L., 1980. Dynamic matrix control-A computer control algorithm. In *1980 Joint Automatic Control Conference, 13-15 Aug. 1980*. p. WP5–B/6 pp.
- Dahlin, E.B., 1968. Desognong and Tuning Digital Controllers. *Instruments and Control Systems*, 41, pp.77–83.

- Decker, C. et al., 1995. Application of Constrained Receding Horizon Predictive Control to a Benchmark Problem. *European Journal of Control*, 1(2), pp.157–165.
- Dion, J.M. et al., 1991. MIMO adaptive constrained predictive control case study: An environmental test chamber. *Automatica*, 27(4), pp.611–626.
- Dubay, R., Abu-Ayyad, M. & Hernandez, J.M., 2009. A nonlinear regression model-based predictive control algorithm. *ISA transactions*, 48(2), pp.180–9.
- Economou, C.G. & Morari, M., 1986. Internal Model Control: multiloop design. *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development*, 25(2), pp.411–419.
- Economou, C.G., Morari, M. & Palsson, B.O., 1986. Internal Model Control: extension to nonlinear system. *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development*, 25(2), pp.403–411.
- Foley, M.W., Ramharack, N.R. & Copeland, B.R., 2005. Comparison of PI Controller Tuning Methods. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 44(17), pp.6741–6750.
- Garcia, C.E. & Morari, M., 1985a. Internal model control. 2. Design procedure for multivariable systems. *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development*, 24(2), pp.472–484.
- Garcia, C.E. & Morari, M., 1985b. Internal model control. 3. Multivariable control law computation and tuning guidelines. *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development*, 24(2), pp.484–494.
- Garcia, C.E. & Morari, M., 1982. Internal model control. A unifying review and some new results. *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development*, 21(2), pp.308–323.
- García, P. & Albertos, P., 2010. Dead-time-compensator for unstable MIMO systems with multiple time delays. *Journal of Process Control*, 20(7), pp.877–884.
- Ge, S.S. & Tee, K.P., 2007. Approximation-based control of nonlinear MIMO time-delay systems. *Automatica*, 43(1), pp.31–43.
- Gobin, F., Zullo, L.C. & Calvet, J.-P., 1994. Model predictive control of an open-loop unstable train of polymerization reactors. *Computers & Chemical Engineering*, 18, pp.S525–S528.
- Goodwin, G.C., 2002. Inverse Problems With Constraints. In L. Basañez & J. A. de la Puente, eds. *Proceedings of the 15th IFAC World Congress*. Barcelona, Spain: International Federation of Automatic Control, pp. 1636–1636.
- Hagan, M.T. & Demuth, H.B., 1999. Neural networks for control. In *Proceedings of the 1999 American Control Conference (Cat. No. 99CH36251)*. IEEE, pp. 1642–1656.
- Hirschorn, R.M., 1979. Invertibility of multivariable nonlinear control systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 24(6), pp.855–865.
- Hosen, M.A., Hussain, M.A. & Mjalli, F.S., 2011. Control of polystyrene batch reactors using neural network based model predictive control (NNMPC): An experimental investigation. *Control Engineering Practice*, 19(5), pp.454–467.
- Isidori, A., 1995. *Nonlinear Control Systems*, London: Springer.
- Isidori, A., 2013. The zero dynamics of a nonlinear system: From the origin to the latest progresses of a long successful story. *European Journal of Control*, 19(5), pp.369–378.

- Jacob, N.C. & Dhib, R., 2012. Nonlinear MPC of a multi-zone multi-feed LDPE autoclave reactor. *Journal of Industrial and Engineering Chemistry*, 18(5), pp.1781–1795.
- Jana, A.K., 2007a. Nonlinear State Estimation and Generic Model Control of a Continuous Stirred Tank Reactor. *International Journal of Chemical Reactor Engineering*, 5(1).
- Jana, A.K., 2007b. Synthesis of nonlinear adaptive controller for a batch distillation. *ISA transactions*, 46(1), pp.49–57.
- Jana, A.K. & Adari, P.V.R.K., 2009. Nonlinear state estimation and control of a batch reactive distillation. *Chemical Engineering Journal*, 150(2-3), pp.516–526.
- Jana, A.K., Samanta, A.N. & Ganguly, S., 2009. Nonlinear state estimation and control of a refinery debutanizer column. *Computers & Chemical Engineering*, 33(9), pp.1484–1490.
- Karacan, S., Hapoğlu, H. & Alpbaz, M., 2007. Multivariable system identification and generic model control of a laboratory scale packed distillation column. *Applied Thermal Engineering*, 27(5-6), pp.1017–1028.
- Kirtania, K. & Choudhury, M. a. a. S., 2012. A novel dead time compensator for stable processes with long dead times. *Journal of Process Control*, 22(3), pp.612–625.
- Klatt, K.-U. & Engell, S., 1998. Gain-scheduling trajectory control of a continuous stirred tank reactor. *Computers & Chemical Engineering*, 22(4-5), pp.491–502.
- Krzaczek, M. & Kowalczyk, Z., 2012. Gain Scheduling Control applied to Thermal Barrier in systems of indirect passive heating and cooling of buildings. *Control Engineering Practice*, 20(12), pp.1325–1336.
- Lee, J.H., Morari, M. & Garcia, C.E., 1994. State-space interpretation of model predictive control. *Automatica*, 30(4), pp.707–717.
- Lee, P.L. & Sullivan, G.R., 1988. Generic model control (GMC). *Computers & Chemical Engineering*, 12(6), pp.573–580.
- Ling, C. & Edgar, T.F., 1997. Real-time control of a water-gas shift reactor by a model-based fuzzy gain scheduling technique. *Journal of Process Control*, 7(4), pp.239–253.
- Liu, T., Zhang, W. & Gao, F., 2007. Analytical decoupling control strategy using a unity feedback control structure for MIMO processes with time delays. *Journal of Process Control*, 17(2), pp.173–186.
- Lopez, A.M. et al., 1967. Tuning Controllers with Error-Integral Criteria. *Instrumentation Technology*, 14, pp.57–62.
- Lucia, S., Finkler, T. & Engell, S., 2013. Multi-stage nonlinear model predictive control applied to a semi-batch polymerization reactor under uncertainty. *Journal of Process Control*, 23(9), pp.1306–1319.
- Madar, J., Abonyi, J. & Szeifert, F., 2005. Feedback linearizing control using hybrid neural networks identified by sensitivity approach. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 18(3), pp.343–351.
- Morari, M. & H. Lee, J., 1999. Model predictive control: past, present and future. *Computers & Chemical Engineering*, 23(4-5), pp.667–682.
- Nørgaard, M. et al., 2000. *Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems*, London: Springer-Verlag.

- Normey-Rico, J.E. et al., 2012. Comments on “A novel dead time compensator for stable processes with long dead times” [Journal of Process Control 22 (2012) 612–625]. *Journal of Process Control*, 22(7), pp.1404–1407.
- Normey-Rico, J.E. & Camacho, E.F., 2008. Dead-time compensators: A survey. *Control Engineering Practice*, 16(4), pp.407–428.
- Normey-Rico, J.E. & Camacho, E.F., 2009. Unified approach for robust dead-time compensator design. *Journal of Process Control*, 19(1), pp.38–47.
- Olsen, T. & Bialkowski, B., 2002. Lambda Tuning as a Promising Controller Tuning Method for the Refinery. In *2002 AIChE Spring National Meeting*. New Orleans.
- Padhan, D.G. & Majhi, S., 2012. Modified Smith predictor based cascade control of unstable time delay processes. *ISA Transactions*, 51(1), pp.95–104.
- Pantelides, C.C. & Renfro, J.G., 2012. The online use of first-principles models in process operations: Review, current status and future needs. *Computers & Chemical Engineering*, 51, pp.136–148.
- Patwardhan, A.A., Wright, G.T. & Edgar, T.F., 1992. Nonlinear Model-Predictive Control of Distributed-Parameter Systems. *Chemical Engineering Science*, 47(4), pp.721–735.
- Paz Suárez, L.A., Georgieva, P. & Feyo de Azevedo, S., 2011. Nonlinear MPC for fed-batch multiple stages sugar crystallization. *Chemical Engineering Research and Design*, 89(6), pp.753–767.
- Peterson, T. et al., 1992. A nonlinear DMC algorithm and its application to a semibatch polymerization reactor. *Chemical Engineering Science*, 47(4), pp.737–753.
- Pistikopoulos, E.N., 2012. From multi-parametric programming theory to MPC-on-a-chip multi-scale systems applications. *Computers & Chemical Engineering*, 47, pp.57–66.
- Qin, S.J. & Badgwell, T. a., 2003. A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice*, 11(7), pp.733–764.
- Rivera, D.E., Morari, M. & Skogestad, S., 1986. Internal model control: PID controller design. *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development*, 25(1), pp.252–265.
- Roca, L., de la Calle, A. & Yebra, L.J., 2013. Heliostat-field gain-scheduling control applied to a two-step solar hydrogen production plant. *Applied Energy*, 103, pp.298–305.
- Santos, T.L.M., Flesch, R.C.C. & Normey-Rico, J.E., 2014. On the filtered Smith predictor for MIMO processes with multiple time delays. *Journal of Process Control*, 24(4), pp.383–400.
- Seborg, D.E. et al., 2011. *Process Dynamics and Control* 3rd ed., New York: Wiley.
- Silva, D.C.M. & Oliveira, N.M.C., 2002. Optimization and nonlinear Model Predictive Control of batch polymerization systems. *Computers & Chemical Engineering*, 26(4-5), pp.649–658.
- Singh, R., Ierapetritou, M. & Ramachandran, R., 2013. System-wide hybrid MPC-PID control of a continuous pharmaceutical tablet manufacturing process via direct compaction. *European journal of pharmaceutics and biopharmaceutics : official journal of Arbeitsgemeinschaft für Pharmazeutische Verfahrenstechnik e.V*, 85(3 Pt B), pp.1164–82.

- Skogestad, S., 2009. Feedback: Still the Simplest and Best Solution. *Modeling, Identification and Control: A Norwegian Research Bulletin*, 30(3), pp.149–155.
- Skogestad, S., 2003. Simple analytic rules for model reduction and PID controller tuning. *Journal of Process Control*, 13, pp.291–309.
- Stephanopoulos, G., 1984. *Chemical Process Control: An Introduction to Theory and Practice*, Prentice Hall International.
- Szeifert, F. et al., 2005. Constrained PI (D) Algorithms (C-PID). *Hungarian Journal of ...*, 33(1-2), pp.81–88.
- Tan, W., Marquez, H.J. & Chen, T., 2003. IMC design for unstable processes with time delays. *Journal of Process Control*, 13(3), pp.203–213.
- Tian, Y.-C. & Gao, F., 1998. Double-Controller Scheme for Separating Load Rejection from Set-Point Tracking. *Chemical Engineering Research and Design*, 76(4), pp.445–450.
- Tóth, L.R., Nagy, L. & Szeifert, F., 2011. Comparison of feedback and feed-forward control strategies on a water heater. *Acta Agraria Kaposváriensis*, 15(3), pp.245–255.
- Vasičkaninová, A. et al., 2011. Neural network predictive control of a heat exchanger. *Applied Thermal Engineering*, 31(13), pp.2094–2100.
- Vrecko, D. et al., 2001. A new modified Smith predictor: the concept, design and tuning. *ISA transactions*, 40(2), pp.111–121.
- Wang, Y.-G. & Shao, H.-H., 2000. Optimal tuning for PI controller. *Automatica*, 36(1), pp.147–152.
- Yu, D.W. & Yu, D.L., 2005. Modeling a multivariable reactor and on-line model predictive control. *ISA Transactions*, 44(4), pp.539–559.