การประยุกต์การควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี

นาย อรรถสิทธิ สิริมงคล

หอสมุดกลาง สถาบันวิทยบริการ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมศาสตร์
บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2542

ISBN 974-332-812-2

ลิขสิทธิ์ของบัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

I 1893335X

APPLICATIONS OF PREDICTIVE CONTROL BASED ON RADIAL BASIS NEURAL NETWORKS

Mr. Atasit Sirimongkol

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of Master of Engineering in Electrical Engineering

Department of Electrical Engineering

Graduate School

Chulalongkorn University

Academic Year 1999

ISBN 974-332-812-2

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การประยุกต์การควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี
โดย นาย อรรถสิทธิ สิริมงคล
ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษา รองศาสตราจารย์ ดร.วราภรณ์ เชาว์วิศิษฐ

บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต

-- คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย
(รองศาสตราจารย์ ดร. สุชาดา กีระนันทน์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

-- ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร. สุวลัย กลั่นความดี)

-- อาจารย์ที่ปรึกษา
(รองศาสตราจารย์ ดร.วราภรณ์ เชาว์วิศิษฐ)

-- กรรมการ
(อาจารย์ ดร. สุชิน อรุณสวัสดิ์วงศ์)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

อรรถสิทธิ สิริมังคล : การประยุกต์การควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี (APPLICATIONS OF PREDICTIVE CONTROL BASED ON RADIAL BASIS NEURAL NETWORKS) อ. ที่ปรึกษา : รศ. ดร. วราภรณ์ เชาว์วิศิษฐ, 60 หน้า. ISBN 974-332-812-2

งานวิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการศึกษาการประยุกต์ใช้การควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี โดยศึกษากับระบบสัญญาณเข้าออกแบบเดียวด้วยระบบกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน และศึกษากับระบบหลายตัวแปรด้วยกระบวนการหอกลั่น ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าการควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีจะให้ผลตอบที่มีช่วงเวลาเข้าที่สั้นกว่าการควบคุมแบบ PI

ในระบบกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน จากผลการจำลองระบบด้วยคอมพิวเตอร์และการควบคุมในเวลาจริงแสดงให้เห็นว่าสามารถควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานและกำจัดสิ่งรบกวนระบบได้และมีช่วงเวลาเข้าที่สั้นกว่าการควบคุมแบบ PI และยังสามารถทำงานได้ดีแม้สภาพแวดล้อมที่เปลี่ยนไป

ในระบบหอกลั่นผลการจำลองด้วยคอมพิวเตอร์แสดงให้เห็นว่าเมื่อพิจารณาตัวควบคุมแบบฟังก์ชันจุดประสงค์ที่ฐานหอและยอดหอรวมกันจะให้ผลตอบมีช่วงเวลาเข้าที่สั้นกว่าการพิจารณาแบบจับคู่ตัวแปรและตัวควบคุมสามารถควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานและกำจัดสิ่งรบกวนเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงอัตราป้อนสารที่กลางหอได้และมีช่วงเวลาเข้าที่สั้นกว่าการควบคุมแบบ PI

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า ลายมือชื่อนิสิต ....

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา ....

ปีการศึกษา 2542 ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ....

4070507521 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING
KEY WORD: PREDICTIVE CONTROL / RADIAL BASIS NEURAL NETWORKS

ATASIT SIRIMONGKOL : APPLICATIONS OF PREDICTIVE CONTROL BASED ON RADIAL BASIS NEURAL NETWORKS. THESIS ADVISOR : ASSOC.PROF. VARAPORN JAOVISIDHA, Ph.D. 60 pp. ISBN 974-332-812-2

This thesis investigates the predictive control based on radial basis neural networks in a single input single output (SISO) laboratory-scale heat exchanger and in a multiple input multiple output (MIMO) distillation column.

In the laboratory-scale heat exchanger, both the computer simulation and the experimental results show that the predictive controller is able to handle different operating conditions and the load disturbance. In addition, the time response yields less overshoot and settling time than that of the response with a PI controller.

In the distillation column system, the computer simulation results show that the system responds in a more satisfactory manner, shorter settling time, when the controller designed using the combined cost function of top product and bottom product control, the time response yields less settling time than that of the response with PI controller.

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า	ลายมือชื่อนิสิต A. Sirimongkol
สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า	ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา V. Jaovisidha
ปีการศึกษา 2542	ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม

หอสมุดกลาง สถาบันวิทยบริการ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

กิตติกรรมประกาศ

งานวิทยานิพนธ์นี้สามารถสำเร็จลุล่วงได้ด้วยอาจารย์ทุกท่านในสาขาระบบควบคุมที่ได้ประสิทธิประสาทความรู้พื้นฐานในวิชาทางระบบควบคุม อันเป็นพื้นฐานในการศึกษาและทำงานวิทยานิพนธ์นี้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งรองศาสตราจารย์ ดร. วราภรณ์ เชาว์วิศิษฐ อาจารย์ที่ปรึกษา ซึ่งได้สละเวลาให้คำแนะนำและข้อคิดเห็นต่างๆ อันเป็นประโยชน์ในการวิจัย ผู้วิจัยจึงใคร่ขอกราบขอบพระคุณไว้ ณ ที่นี้

อนึ่งเบื้องหลังที่ทำให้งานวิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลงได้ที่สำคัญคือ บิดา มารดา และญาติพี่น้องที่คอยให้กำลังใจ ตลอดจนผองเพื่อน พี่ น้อง ในสาขาระบบควบคุมที่ร่วมทุกข์สุขช่วยคิดแก้ปัญหาและเป็นแรงใจในการทำวิทยานิพนธ์นี้ และสุดท้ายนี้ขอขอบคุณโครงการศิษย์ก้นกุฏิที่สนับสนุนในด้านการเงินตลอดช่วงเวลาในการศึกษาและการทำวิทยานิพนธ์

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.. ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.. จ
กิตติกรรมประกาศ.. ฉ
สารบัญตาราง.. ฌ
สารบัญภาพ... ญ

บทที่

1. บทนำ.. 1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.. 2
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิทยานิพนธ์.. 3
1.3 ขอบเขตงานวิทยานิพนธ์... 4
1.4 ขั้นตอนในการนำเดินงาน 4
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ... 4
1.6 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์... 5
2. ตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าและเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี.......................... 6
2.1 ตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้า 6
2.2 เครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี 8
2.2.1 ลักษณะของเครือข่ายฐานรัศมี 8
2.2.2 การกำหนดโครงสร้างของเครือข่ายฐานรัศมี.. 10
2.2.3 การปรับค่าน้ำหนักของเครือข่ายฐานรัศมี... 11
2.3 โครงสร้างตัวทำนายด้วยเครือข่ายนิวรอน 11
3. การควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐารัศมี 13
3.1 ตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี 13
3.2 ผลการควบคุมจำลองระบบไม่เชิงเส้น 17
3.3 สรุป... 20

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4. ผลการจำลองและการควบคุมในเวลาจริงกับกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน 21
4.1 ลักษณะของกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน 21
4.2 โครงสร้างของเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี 23
4.3 ผลการจำลองระบบด้วยคอมพิวเตอร์ 26
4.4 การควบคุมในเวลาจริง.. 28
4.5 สรุป.. 37
5. การจำลองระบบหอกลั่น 38
5.1 กระบวนการหอกลั่น 38
5.2 การพิจารณาสร้างตัวควบคุมสำหรับหอกลั่น...................................... 40
5.3 ผลการจำลองระบบ...43
5.4 สรุป.. 53
5.5 แนวทางการนำไปประยุกต์กับหอกลั่นในระบบเวลาจริง........................ 53
6. บทสรุปและข้อเสนอแนะ.. .55

รายการอ้างอิง..57
ประวัติผู้เขียน...60

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 4.1 แสดงรายละเอียดเบื้องต้นของกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน 22
ตารางที่ 4.2 ขอบเขตของสัญญาณที่เข้าเครือข่าย.. 23
ตารางที่ 4.3 ขอบเขตของสัญญาณที่เข้าเครือข่าย.. 23
ตารางที่ 4.4 พารามิเตอร์ของแบบจำลอง...24
ตารางที่ 4.5 ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยหลังจากการฝึกข้อมูล 500 รอบ..........................24
ตารางที่ 4.6 ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยของตัวทำนายขั้นที่ 7 ถึง 11 26
ตารางที่ 4.7 ผลการฝึกเครือข่ายตัวทำนายในขั้นเวลาต่างๆ 28
ตารางที่ 5.1 ขอบเขตของสัญญาณ 41

สารบัญภาพ

หน้า

รูปที่ 2.1 โครงสร้างของตัวควบคุมตรวจสอบล่วงหน้า.....7

รูปที่ 2.2 โครงสร้างของเครือข่าย.....9

รูปที่ 3.1 โครงสร้างของตัวควบคุม.....14

รูปที่ 3.2 ผลการควบคุมระบบในช่วงการทำงาน.....18

รูปที่ 3.3 ผลการควบคุมเมื่อสัญญาณออกอยู่นอกเขตการทำงาน.....18

รูปที่ 3.4 ผลการควบคุมเมื่อสัญญาณควบคุมอยู่นอกเขตการทำงาน.....19

รูปที่ 4.1 กระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน.....21

รูปที่ 4.2 ผลการทำนายของเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี.....25

รูปที่ 4.3 ผลของเส้นขอบการทำนาย.....27

รูปที่ 4.4 ผลการควบคุมเปรียบเทียบกับตัวควบคุม PI.....27

รูปที่ 4.5 ผลการควบคุมเมื่อเส้นของการทำนายต่างกัน.....29

รูปที่ 4.6 ผลการควบคุมในการตามรอยสัญญาณอ้างอิง.....31

รูปที่ 4.7 ผลการควบคุมขจัดผลของสัญญาณรบกวนเนื่องจากการเปลี่ยนอัตราไหลอากาศ.....32

รูปที่ 4.8 เปรียบเทียบผลการควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานกับตัวควบคุม PI.....33

รูปที่ 4.9 เปรียบเทียบผลการควบคุมเมื่อมีการเปลี่ยนพละกับตัวควบคุม PI.....34

รูปที่ 4.10 การควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานที่ 4 เป็น 7 โวลต์.....35

รูปที่ 4.11 การควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานที่ 4 เป็น 8 โวลต์.....35

รูปที่ 4.12 ผลการควบคุมเมื่อทำงานที่ทล็อตทอล 4.....36

รูปที่ 4.13 ผลการควบคุมเมื่อทำงานที่ทล็อตทอล 6.....36

รูปที่ 5.1 ตัวทำนายเครือข่ายฐานรัศมี.....41

รูปที่ 5.2 โครงสร้างการควบคุม.....42

รูปที่ 5.3 เปรียบเทียบผลตอบที่เส้นขอบการทำนายต่างๆ.....45

รูปที่ 5.4 แสดงสัญญาณควบคุมของการเปลี่ยนเส้นขอบการทำนาย.....46

รูปที่ 5.5 เปรียบเทียบการควบคุมแบบทำนายในการพิจารณาแบบ MIMO และจับคู่ตัวแปร.....47

รูปที่ 5.6 แสดงสัญญาณควบคุมของการควบคุมแบบ MIMO และการจับคู่ตัวแปร.....48

รูปที่ 5.7 เปรียบเทียบการควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานกับตัวควบคุมแบบ PI.....49

รูปที่ 5.8 เปรียบเทียบสัญญาควบคุมของการควบคุมเปรียบจุดทำงาน.....50

สารบัญภาพ (ต่อ)

หน้า

รูปที่ 5.9 เปรียบเทียบผลควบคุมกำจัดสิ่งรอบกวนเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงอัตราการป้อนสารที่กลางหอกับตัวควบคุมแบบ PI 51
รูปที่ 5.10 เปรียบเทียบสัญญาณควบคุมในการควบคุมกำจัดสิ่งรบกวน.......................... 52

บทที่ 1

บทนำ

ตั้งแต่ช่วง ค.ศ. 1980 เป็นต้นมา ตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้า (Model Predictive Control) หรือ MPC ได้เริ่มเป็นที่สนใจในงานควบคุมทางอุตสาหกรรม ซึ่ง MPC เป็นตัวควบคุมที่เกิดขึ้นมาจากแนวคิดที่ว่า การใช้แบบจำลองระบบตรวจสอบพฤติกรรมของระบบล่วงหน้าเพื่อคำนวณหาลำดับของสัญญาณควบคุมที่ทำให้ผลตอบในอนาคตเป็นไปตามที่ได้ออกแบบไว้ และได้มีการนำเสนอรูปแบบต่างๆของ MPC ที่นิยมนำมาใช้ควบคุมระบบกระบวนการได้แก่ การควบคุมแบบเมทริกซ์พลวัต (Dynamic matrix control, DMC [1]) และการควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าวางนัยทั่วไป (Generalized Predictive Control, GPC [2-3]) และทั้งสองวิธีนี้จะใช้แบบจำลองเชิงเส้นในการออกแบบตัวควบคุม แต่การควบคุมที่มีประสิทธิภาพจะขึ้นอยู่กับความถูกต้องของแบบจำลองระบบ ซึ่งในการควบคุมระบบบางอย่างมีความไม่เป็นเชิงเส้นสูง หรือมีความซับซ้อนทำให้เป็นการยากที่จะหาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบออกมา ดังนั้นจึงมักนำเครือข่ายนิวรอนมาประยุกต์ใช้ในการสร้างแบบจำลองระบบ เพื่อนำมาตรวจสอบผลตอบในอนาคตแทนแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบ โดยเครือข่ายนิวรอนไม่จำเป็นที่จะต้องใช้สมการทางคณิตศาสตร์อย่างชัดเจน แต่จะอาศัยเพียงชุดข้อมูลที่รวบรวมจากตัวอย่างหรือปัญหา และคำตอบไว้มาใช้ในการฝึกให้เรียนรู้ เครือข่ายนิวรอนสามารถจดจำและพยายามปรับปรุงข้อมูลเพื่อหาคำตอบของปัญหาให้คล้ายคลึงกับตัวอย่าง และเครือข่ายก็จะปรับตัวไปตามระบบจริง โดยความแม่นยำของแบบจำลองจะขึ้นอยู่กับโครงสร้างของเครือข่าย ซึ่งการกำหนดโครงสร้างเครือข่ายนิวรอนจะไม่มีกฎที่แน่นอนแต่จะอาศัยประสบการณ์จากการทดลอง และการปรับตัวของค่าพารามิเตอร์ของโครงสร้างแบบการแพร่กระจายย้อนกลับ (backpropagation) ซึ่งไม่ได้รับรองเสถียรภาพ [4] เครือข่ายฐานรัศมี (radial basis networks) เป็นเครือข่ายนิวรอนประเภทหนึ่ง โดยมีหลักในการเลือกโครงสร้างของเครือข่ายและกฎการปรับพารามิเตอร์ในเครือข่ายที่รับรองเสถียรภาพ [5-6] ซึ่งทำให้การกำหนดโครงสร้างของเครือข่ายให้มีเสถียรภาพง่ายขึ้น แต่เครือข่ายฐานรัศมีจะต้องทราบขอบเขตของสัญญาณที่ต้องการจำลองในช่วงทำงาน

กระบวนการทางเคมีต่างๆ ทั้งระบบที่มีหนึ่งสัญญาณเข้าหนึ่งสัญญาณออก (single input single output) หรือ SISO และระบบหลายสัญญาณเข้าหลายสัญญาณออก (multi inputs multi outputs) หรือ MIMO ส่วนมากเป็นระบบที่ไม่เป็นเชิงเส้นและมีความซับซ้อนของระบบมาก การหาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบ เพื่อนำมาใช้ในการตรวจสอบล่วงหน้าและการควบคุมนั้น

ทำได้ยาก ดังนั้นจึงเป็นสิ่งที่น่าสนใจในการนำเครือข่ายนิวรอนแบบฐานรัศมีมาใช้เป็นแบบจำลองในการออกแบบสร้างตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าขึ้นมา ซึ่งจะเป็นการศึกษาขอบเขตและข้อจำกัดต่างๆ รวมไปถึงปัญหาที่เกิดขึ้นและแนวทางแก้ไขเมื่อนำไปใช้ควบคุมระบบทั้งที่เป็น SISO และ MIMO โดยระบบที่ใช้เป็นตัวอย่างศึกษาในกรณีของ SISO คือระบบแลกเปลี่ยนความร้อน และในกรณีของ MIMO คือระบบหอกลั่น

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปี ค.ศ. 1980 C.R. Cutler และ B.C. Ramaker. ได้เสนอวิธีการควบคุมแบบ DMC [1] ซึ่งเป็นตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าที่ใช้ผลตอบแบบขั้น (step response) เป็นแบบจำลอง โดยที่ DMC ไม่สามารถนำมาใช้ควบคุมกับระบบที่ไม่มีเสถียรภาพ และหลังจากนั้นก็ได้มีการเสนอตัวควบคุมที่มีแนวคิดเดียวกันกับตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้า โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function) เป็นแบบจำลองระบบซึ่งได้แก่ การควบคุมปรับตัวเส้นขอบเพิ่มเติม (Extended Horizon Adaptive Control, EHAC [7]) และการควบคุมปรับตัวเองแบบการทำนายเพิ่มเติม (Extended Predictive Self-Adaptive Control, EPSAC [8]) ซึ่งทั้งสองวิธีนี้จะต่างกันที่การพิจารณาฟังก์ชันจุดประสงค์ (cost function) [9] ซึ่งฟังก์ชันจุดประสงค์ทั้งสองวิธีนี้มีลักษณะเฉพาะ มีข้อจำกัดในการกำหนดช่วงทำนายและช่วงควบคุม ค.ศ. 1987 D.W. Clarke, C. Mohtadi และ P.S. Tuffs ได้เสนอตัวควบคุมแบบ GPC [2-3] ซึ่งใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นแบบจำลองระบบคล้ายกับ EPSAC และ EHAC แต่การพิจารณาฟังก์ชันจุดประสงค์สามารถกำหนดช่วงทำนายและช่วงควบคุมได้ ซึ่งตัวควบคุม GPC นิยมนำไปประยุกต์ในอุตสาหกรรมเพราะให้ผลตอบที่ดี และคงทนต่อความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง ทั้งยังสามารถควบคุมระบบที่มีคุณสมบัติเฟสไม่ต่ำสุด (nonminimum phase) และไม่มีเสถียรภาพได้ งานวิจัยที่นำตัวควบคุม GPC ไปประยุกต์กับงานต่างๆ ซึ่งได้ผลการควบคุมที่ดี เช่น แขนกลอ่อนตัวในงานของ M'Saad, Dugard และ Hammad [10] ประยุกต์กับตัวทำความร้อนด้วยก๊าซในงานของ Claquin, Carriere และ Rocaries [11]

ต่อมาได้มีการนำระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence Systems) มาใช้ร่วมกับตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้า T.H. Lee, C.C. Hang, S. Nungam และ K.K. Tan [12] ได้นำระบบฐานความรู้ (Knowledge-based system) มาใช้ เพื่อการปรับละเอียด (fine tuning) ค่าพารามิเตอร์ต่างๆของ GPC เพื่อให้ได้ผลตอบที่ดีขึ้น สำหรับการนำเครือข่ายนิวรอนมาใช้นั้นมีหลายรูปแบบเช่น การนำเครือข่ายนิวรอนมาเป็นแบบจำลองร่วมกับแบบจำลองเชิงเส้น โดยเครือข่ายนิวรอนจะชดเชยส่วนที่ไม่เป็นเชิงเส้นของระบบ ซึ่งได้แก่งานของ A. Draeger, S. Sebastian และ H. Ranke [13] ที่

นำเครือข่ายนิวรอนมาชดเชยชดเชยแบบจำลองเชิงเส้นของตัวควบควบคุมแบบ DMC และ Wuli. L. Mingzhong และ W. Jin [14] นำเครือข่ายนิวรอนมาชดเชยแบบจำลองเชิงเส้นของตัวควบควบคุมแบบ GPC แต่การออกแบบตัวควบคุมเช่นนี้ก็ยังจำเป็นที่จะต้องอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์อยู่ Y. Tan และ R. De Keyser [15] ได้เสนอการออกแบบโดยไม่ต้องอาศัยส่วนของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ โดยการนำเครือข่ายนิวรอนแบบป้อนไปข้างหน้า (feedforward) มาใช้เป็นแบบจำลองในการทำนายและออกแบบตัวควบคุม และ H. Koivisto, P. Kimpimaki และ H. Koivo [16] ได้นำตัวควบคุมดังกล่าวมาประยุกต์ใช้จริงกับระบบควบคุมความร้อน และ G.A. Montague, M.J. Willis, M.T. Tham และ A.J. Morris [17] ได้ทำการศึกษาผลการควบคุมจำลองระบบหอกลั่นโดยใช้เครือข่ายแบบป้อนกลับไปข้างหน้าเปรียบเทียบกับตัวควบคุมพีไอ (PI) ปรากฏว่าผลการควบคุมทั้งการเปลี่ยนจุดทำงานและการกำจัดสิ่งรบกวนเนื่องมาจากอัตราการป้อนสารเข้ากลางหอนั้นทำได้ดีกว่าตัวควบคุมพีไอ แต่ในการศึกษาประยุกต์ใช้กับระบบหอกลั่นในเวลาจริงในงานของ E. Brizuela, M. Uria และ R.Lamanna [18] ปรากฏว่าการควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานผลการควบคุมไม่แตกต่างจากการควบคุมพีไอมากนัก แต่จะเห็นความแตกต่างในการกำจัดสิ่งรบกวน โดยจะให้ผลที่ดีกว่าตัวควบคุมพีไอ G.P. Liu, V. Kadirkamanathan และ S.A. Billings [19] ได้นำเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีมาสร้างเป็นตัวควบคุมตรวจสอบล่วงหน้า แต่มีข้อจำกัดคือใช้ได้กับระบบไม่เชิงเส้นสัมพรรค (affine nonlinear systems) เท่านั้น

ส่วนในงานวิจัยนี้จะศึกษาตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าโดยใช้เครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีมาสร้างเป็นตัวทำนายและควบคุม ซึ่งจะทดสอบประยุกต์ใช้จริงกับกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อนซึ่งเป็นระบบ SISO และจำลองระบบหอกลั่นซึ่งเป็นระบบ MIMO เพื่อเป็นแนวทางในการประยุกต์ใช้ต่อไป

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิทยานิพนธ์

เพื่อศึกษาการประยุกต์ใช้ตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีโดยทดสอบตัวควบคุมในเวลาจริงด้วยระบบกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน และศึกษาผลการควบคุมในระบบหลายตัวแปร (multivariable systems) ด้วยการจำลองระบบหอกลั่น

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

1.3 ขอบเขตงานวิทยานิพนธ์

1. พัฒนาวิธีการควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีมาประยุกต์ใช้กับการควบคุมระบบ SISO และ MIMO
2. ศึกษาผลการควบคุมด้วยการจำลองระบบแลกเปลี่ยนความร้อนและหอกลั่น
3. นำมาทดสอบใช้ในงานจริงกับระบบแลกเปลี่ยนความร้อน

1.4 ขั้นตอนในการดำเนินงาน

1. ศึกษาลักษณะและคุณสมบัติตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้า
2. ศึกษาคุณสมบัติเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี
3. ศึกษาการนำเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีมาใช้เป็นตัวควบคุมแบบทำนาย
4. จำลองระบบโดยทดสอบตัวควบคุมกับแบบจำลองระบบแลกเปลี่ยนความร้อนและหอกลั่น
5. ทดสอบใช้งานจริงกับระบบแลกเปลี่ยนความร้อน
6. สรุปและวิเคราะห์เพื่อหาข้อดีข้อเสียและข้อจำกัดของตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

จากผลการวิจัยจะทราบถึงข้อดีข้อเสียและข้อจำกัดของตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีที่ประยุกต์ใช้กับระบบแลกเปลี่ยนความร้อน ซึ่งเป็นระบบ SISO และแนวทางนำไปประยุกต์ใช้งานจริงกับระบบ MIMO ต่อไป

หอสมุดกลาง สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

1.6 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์นี้ประกอบด้วยเนื้อหาทั้งหมด 6 บท โดยมีเนื้อหาดังนี้

บทที่ 1 เป็นการกล่าวนำถึงที่มาและความสำคัญของปัญหา จากนั้นเป็นส่วนของวัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์ ขอบเขตของวิทยานิพนธ์ ขั้นตอนในการดำเนินงาน และประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

บทที่ 2 กล่าวถึงหลักการและส่วนประกอบต่างๆ ของการควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้า รวมทั้งโครงสร้างเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีและโครงสร้างตัวทำนาย

บทที่ 3 กล่าวถึงวิธีการออกแบบตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้า โดยนำเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีมาใช้ในการสร้างตัวควบคุม โดยจะมีการทดสอบจำลองระบบไม่เชิงเส้นเพื่อดูการทำงานของตัวควบคุมเมื่อทำงานทั้งในและนอกขอบเขตที่กำหนด

บทที่ 4 ประกอบด้วยสองส่วนคือ ส่วนแรกเป็นการทดลองจำลองระบบแลกเปลี่ยนความร้อนด้วยคอมพิวเตอร์ ส่วนที่สองเป็นการทดลองกับระบบจริง

บทที่ 5 เป็นการทดสอบตัวควบคุมกับระบบหลายตัวแปร ในแบบจำลองกระบวนการหอกลั่น

บทที่ 6 เป็นบทสรุปและข้อเสนอแนะ โดยกล่าวถึงหลักการโดยรวมอย่างย่อ พร้อมทั้งข้อดีและข้อเสียของวิธีการควบคุม และได้แสดงข้อเสนอแนะไว้ตอนท้าย

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 2

ตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงและเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี

ในบทนี้จะกล่าวถึง หลักการของตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้า ส่วนประกอบต่างๆ และโครงสร้างของตัวควบคุม ส่วนต่อมาจะกล่าวถึงเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี ลักษณะของเครือข่าย การกำหนดโครงสร้างและกฎการปรับตัวของเครือข่าย ส่วนสุดท้ายเป็นโครงสร้างของตัวทำนายด้วยเครือข่ายนิวรอน

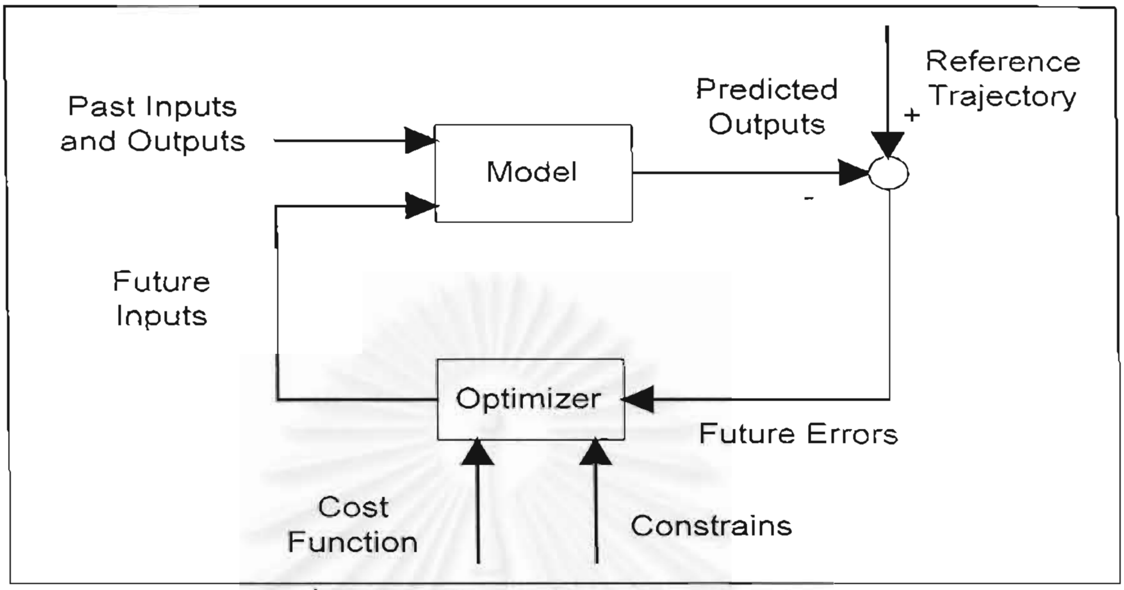
2.1 ตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้า [20]

การควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าซึ่งมีโครงสร้างตามรูปที่ 2.1 เป็นการควบคุมระบบโดยอาศัยแบบจำลองของระบบมาตรวจสอบผลตอบในอนาคต เพื่อที่นำมาคำนวณหาสัญญาณควบคุม ซึ่งประกอบด้วยส่วนที่สำคัญ 3 ส่วนคือ แบบจำลองทำนาย (prediction model) ฟังก์ชันจุดประสงค์ (objective function) และกฎการควบคุม (control law) โดยทั่วไปการควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าเป็นการควบคุมที่มีรูปแบบที่หลากหลายและไม่เฉพาะเจาะจง ซึ่งจะแตกต่างกันไปตามส่วนต่างๆ ของทั้ง 3 ส่วนดังที่กล่าวมา แต่อาศัยแนวคิดหลักดังต่อไปนี้

- ทำนายผลตอบของระบบในอนาคตด้วยช่วงเวลาหนึ่ง (horizon) โดยใช้แบบจำลองระบบ
- คำนวณหาลำดับของสัญญาณควบคุมที่ทำให้ค่าของฟังก์ชันจุดประสงค์ น้อยที่สุด
- ในแต่ละครั้งของการควบคุม สัญญาณควบคุมลำดับแรกที่คำนวณได้จะนำไปใช้กับระบบ (receding strategy)

จากหลักการข้างต้นสามารถเขียนเป็นฟังก์ชันจุดประสงค์ J ดังต่อไปนี้

$$J = \frac{1}{2}\sum_{j=N_1}^{N_2}[r(t+j) - y(t+j)]^2 + \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{N_u}\gamma[\Delta u(t+j-1)]^2 \qquad (2\text{-}1)$$



รูปที่ 2.1 โครงสร้างของตัวควบคุมตรวจสอบล่วงหน้า

โดยที่ $y(t)$, $u(t)$, $r(t)$ และ γ คือสัญญาณออก (output) สัญญาณควบคุม (control input) สัญญาณอ้างอิงอนาคต (future reference) และการถ่วงน้ำหนักสัญญาณควบคุม (control weight) ตามลำดับ ส่วน N_1 และ N_2 คือเส้นขอบต่ำสุดและสูงสุดของฟังก์ชันจุดประสงค์ ซึ่งช่วงระหว่าง $N_1 - N_2$ ถูกเรียกว่าเส้นขอบการทำนาย (prediction horizon, N_p) N_u คือเส้นขอบการควบคุม (control horizon) ซึ่งถ้าแยกประเภทโดยพิจารณาจากฟังก์ชันจุดประสงค์ก็จะแบ่งเป็นการทำนายแบบเส้นขอบอนันต์ (infinite horizon, $N_p = \infty$) และการทำนายแบบเส้นขอบจำกัด (finite horizon) ซึ่งการควบคุมแบบการทำนายช่วงจำกัดจะมีการคำนวณที่ง่ายกว่า คงทนและสามารถปรับปรุงผลตอบด้วยการปรับค่าเส้นขอบทำนาย ส่วนข้อดีของการควบคุมแบบเส้นขอบทำนายอนันต์คือสามารถประกันเสถียรภาพของระบบ [21] โดยส่วนของการรับรองเสถียรภาพของระบบของการทำนายแบบเส้นขอบจำกัดนั้น จะทำได้โดยอาศัยเงื่อนไขบังคับทางสัญญาณออก [22]

เนื่องจากตัวแปรในการควบคุมมีมาก ดังนั้นการเลือกใช้ค่าแต่ละค่าตัวแปรต่างๆของตัวควบคุมอย่างเป็นระบบจะช่วยในการหาค่าที่เหมาะสมง่ายขึ้น สำหรับระบบที่มีเสถียรภาพได้มีการศึกษาค่าเริ่มต้นของพารามิเตอร์ (N_1, N_2, N_u) ของตัวควบคุมที่ระบบยังคงมีเสถียรภาพ [23] คือ

- พารามิเตอร์ที่ให้มีค่าคงที่ : N_u เลือกให้มีค่าเท่ากับ 1 และ N_1 ขึ้นอยู่กับเวลาหน่วงของระบบ โดยจะให้มีค่าเท่ากับค่าเวลาหน่วง (delay time) ที่น้อยที่สุดของระบบ

- พารามิเตอร์ที่สามารถปรับได้ : ค่าเริ่มของ N_2 จะให้มีค่า N_2 $T = T_r$ (T_r คือ ช่วงเวลาขึ้น (rise time) และ T คือคาบเวลาในการชักสุ่มตัวอย่าง (sampling period))

2.2 เครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี [5]

เครือข่ายนิวรอนเป็นการพยายามเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ด้วยโครงสร้างที่ประกอบด้วยตัวประมวลผลหรือ นิวรอน (neuron) มาเชื่อมต่อเข้าด้วยกันเป็นชั้นๆ จำนวนหลายชั้น แต่ละกิ่ง (branch) ที่เชื่อมต่อระหว่างปมเหล่านี้จะมีค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) ซึ่งสามารถปรับตัวเองเพื่อเรียนรู้แบบแผนหรือความสัมพันธ์ของข้อมูลต่างๆได้ โดยสัญญาณออกของปมใดๆ จะเป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้นของผลรวมถ่วงน้ำหนักของสัญญาณเข้าทั้งหมดของปมนั้นๆ ฟังก์ชันไม่เชิงเส้นนี้เรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) และการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในกิ่งต่างๆของเครือข่ายนี้เรียกว่า ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ (learning algorithm)

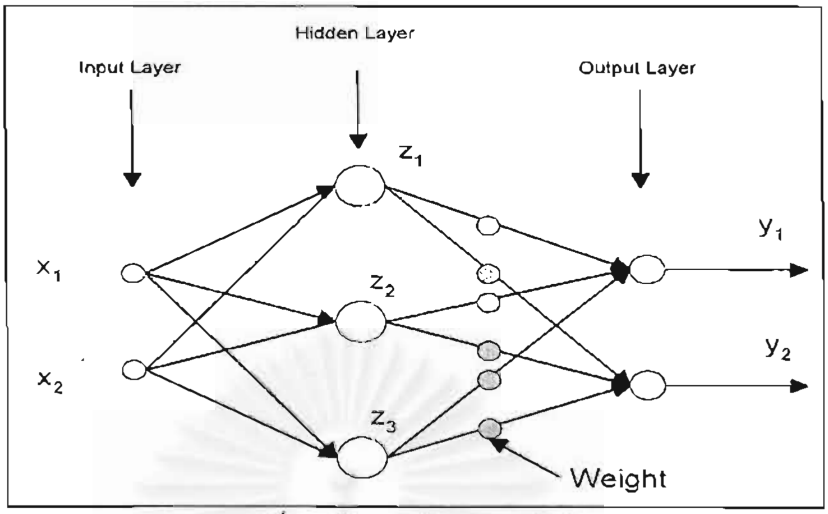
เนื่องจากเครือข่ายนิวรอนไม่จำเป็นที่จะต้องใช้สมการทางคณิตศาสตร์อย่างชัดเจน แต่จะอาศัยชุดข้อมูลที่รวบรวมจากตัวอย่างหรือปัญหา และคำตอบไว้มาฝึกให้เรียนรู้เพื่อสามารถหาคำตอบของปัญหาได้คล้ายคลึงกับตัวอย่าง จึงมักนำเครือข่ายนิวรอนมาประยุกต์ใช้ในการสร้างแบบจำลองของระบบไม่เชิงเส้นต่างๆ แต่ประสิทธิภาพในการจำลองระบบก็จะขึ้นอยู่กับการกำหนดโครงสร้างของเครือข่าย ซึ่งการกำหนดโครงสร้างของเครือข่ายจะไม่มีกฎที่แน่นอนแต่จะอาศัยประสบการณ์จาการทดลอง และการปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่ไม่มีการรับรองเสถียรภาพ เครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี (radial basis networks) เป็นเครือข่ายนิวรอนประเภทหนึ่งที่ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อให้การออกแบบโครงสร้างของเครือข่ายที่เป็นระบบและการปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่รับรองเสถียรภาพ ซึ่งในงานวิจัยนี้จะใช้เครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีนำมาสร้างเป็นแบบจำลองเพื่อทำนายผลตอบของระบบล่วงหน้า

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

2.2.1 ลักษณะของเครือข่ายฐานรัศมี

จากโครงสร้างในรูปที่ 2.2 ในแต่ละปมที่ j ในชั้นซ่อน (hidden layer) ของเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีจะมีการส่งแบบไม่เชิงเส้น (nonlinear mapping) อยู่ในรูปของฟังก์ชันแบบเกาส์ (Gaussian function) ดังนี้

$$z_j(x) = e^{-\|x-p_j\|^2/\sigma_j^2} \tag{2-2}$$



รูปที่ 2.2 โครงสร้างของเครือข่าย

โดยที่ $z_j(x)$ เป็นสัญญาณออกของปมที่ j ในชั้นซ่อน p_j และ σ_j คือจุดศูนย์กลางและความแปรปรวน (variance) ตามลำดับ เวคเตอร์ $x = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_q \end{bmatrix}^T$ เป็นสัญญาณเข้าเครือข่าย

กำหนด y_i คือสัญญาณออกของปมที่ i ในชั้นออกของเครือข่าย ซึ่งมีความสัมพันธ์ของปมเป็นเชิงเส้น ถ้ากำหนดจำนวนปมของเครือข่ายเท่ากับ n แล้ว สัญญาณจากชั้นออกของเครือข่ายจะมีความสัมพันธ์กับค่าถ่วงน้ำหนักดังนี้

$$y_i = \sum_{j=1}^{n} w_{ij} z_j(x) \tag{2-3}$$

โดย $y_i, w_{ij} \in R$ ซึ่งถ้า m เป็นจำนวนสัญญาณในชั้นออก สามารถเขียนสมการ (2-3) ในรูปของเมทริกซ์ได้ดังนี้

$$y = Wz(x) \tag{2-4}$$

โดย $y = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & \cdots & y_m \end{bmatrix}^T \in R^m$, $z(x) = \begin{bmatrix} z_1(x) & z_2(x) & \cdots & z_n \end{bmatrix}^T \in R^n$, $W \in R^{m \times n}$ และ w_{ij} เป็นสมาชิกที่ (i, j) ของ W

สัญญาณทั่วไป $\{y(t)\} \in R^m, (t = 0,1,..)$ ถูกสร้างด้วยสมการที่ไม่ทราบพลวัตแบบเวลาไม่ต่อเนื่องดังนี้

$$y_{t+1} = f(y_t, y_{t-1}, \ldots, y_{t-k+1}, u_t, u_{t-1}, \ldots, u_{t-l+1}) \tag{2-5}$$

โดย $u_t \in R^q$ เป็นสัญญาณเข้า (input) ที่เวลา t, $f(\cdot): R^{km} \times R^{lq} \to R^m$ เป็นเวคเตอร์ฟังก์ชันไม่เชิงเส้นที่ไม่ทราบ k และ l เป็นอันดับของสัญญาณออกและสัญญาณเข้า เนื่องจากคุณสมบัติการประมาณเอนกประสงค์ (universal appoximation) ของเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี จึงนำเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีมาใช้ในการจำลองสัญญาณ $y(t)$ แทนฟังก์ชันไม่เชิงเส้นของแบบจำลองที่ไม่

ทราบค่า $f(\cdot)$ ซึ่งกำหนดบนเซตกระชับ (compact set) S ให้มีความเที่ยงตรงด้วยเมทริกซ์น้ำหนัก และพารามิเตอร์ของโครงสร้างของเครือข่าย $x = x_t \triangleq [y_t, y_{t-1}, \ldots, y_{t-k+1}, u_t, u_{t-1}, \ldots, u_{t-l+1}]^T$ และ $y = y_{t+1}$

และเงื่อนไขของเครือข่ายฐานรัศมีที่จะคงคุณสมบัติการประมาณอเนกประสงค์ไว้ก็คือ อันดับแรกสัญญาณเข้าและค่าเริ่มต้นจะต้องอยู่ในเซตกระชับ $S \in R^{km+lq}$ โดยที่ผลของลำดับสัญญาณที่ประมาณจะประมาณจะต้องอยู่ในเซตกระชับ S ซึ่งตราบใดที่จุดเริ่มต้นอยู่ใน S แล้ว จะไม่ทำให้สัญญาณออกอยู่นอก S ส่วนข้อที่สองก็คือ ฟังก์ชัน $f(\cdot)$ ต่อเนื่องบน S และไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา

2.2.2 การกำหนดโครงสร้างของเครือข่ายฐานรัศมี

ส่วนต่อจากนี้เป็นการกล่าวถึงการกำหนดโครงสร้างของพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับปม $z(\cdot)$ (จำนวนของ ปม n, การกำหนดจุดศูนย์กลาง p_i และความแปรปรวน σ) ซึ่งการกำหนดโครงสร้างจะต้องกระจายครอบคลุมเซตกระชับ S ของสัญญาณที่ประมาณด้วยการกำหนดค่าระยะห่างระหว่างปม Δ และความแปรปรวน σ ซึ่งถ้ากำหนด Δ ให้มีขนาดเล็กลงก็จะทำให้ความผิดพลาดของการจำลอง น้อยลง แต่ถ้ามีขนาดเล็กเกินไปก็จะทำให้เกิดภาระในการคำนวณสูงขึ้น การกำหนดค่า Δ ไม่มีข้อกำหนดตายตัวขึ้นอยู่กับความเที่ยงตรงของการจำลองที่ต้องการและเวลาในการคำนวณ โดยการกำหนดโครงสร้างนั้น Δ จะถูกกำหนดขึ้นมาก่อน แล้วเลือกค่า σ ซึ่งจะมีความสัมพันธ์กับ Δ ดังนี้

$$\sigma = \frac{2}{3}\Delta \tag{2-6}$$

ค่า σ จะเป็นตัวบ่งบอกช่วงที่เกิดการเหลื่อม (overlap) กันระหว่างปม ถ้ากำหนดให้เล็กเกินไปก็จะเกิดช่องว่างระหว่างปม แต่ถ้าเลือกกว้างมากเกินไปก็จะเกิดปัญหาคือมีหลายโครงสร้างที่เหมาะสมได้ ซึ่งจะสรุปแนวทางการเลือกโครงสร้างตาม [5] ดังนี้

1. กำหนดสัญญาณเข้าของเครือข่าย $\{x_t\}$ เพื่อที่จะกำหนดเซตกระชับ S ซึ่งจะเป็นขอบเขตของช่วงที่ทำงาน
2. กำหนด Δ และวางจุดศูนย์กลาง p_i ของปมให้ครอบคลุม S (ลักษณะการวางจุดศูนย์กลางจะเป็นแบบลูกบาศก์) ซึ่งจะเป็นการกำหนดจำนวนปมไปในตัว
3. เลือก σ ให้อยู่ในช่วง [2/3 Δ , Δ]

2.2.3 การปรับค่าน้ำหนักของเครือข่ายฐานรัศมี (Weight Updating Rule)

$W_t \in R^{m\times n}$ เป็นเมทริกซ์น้ำหนัก และ $e_t = \hat{y}_t - y_t \in R^m$ เป็นค่าผิดพลาดจากการทำนายที่เวลา t และเวกเตอร์ค่าคลาดเคลื่อนช่วย (auxiliary error vector) $\tilde{e}_t \in R^m$

$$\tilde{e}_{t-1} = \frac{Ce_{t-1} + W_{t-1}z(x_{t-1}) - y_t}{1 + z^T(x_{t-1})z(x_{t-1})} \tag{2-7}$$

โดย $C \in R^{m\times m}$ เป็นเมทริกซ์ทะแยงค่าคงที่ ซึ่งตัวทำนายสามารถสร้างได้ดังนี้

$$\hat{y}_t = A\hat{y}_{t-1} - Ay_{t-1} + W_{t-1}z(x_{t-1}) - z^T(x_{t-1})z(x_{t-1})\tilde{e}_{t-1} \tag{2-8}$$

โดย $A \in R^{m\times m}$ เป็นเมทริกซ์ทะแยงซึ่งมีค่าอยู่ระหว่างช่วง (-1,1) และจากสมการที่ (2-8) ลบด้วย y_t ทั้งสองข้างเราจะได้สมการของค่าคลาดเคลื่อนในการทำนาย

$$e_t = Ae_{t-1} + W_{t-1}z(x_{t-1}) - y_t - z^T(x_{t-1})z(x_{t-1})\tilde{e}_{t-1} \tag{2-9}$$

ซึ่งสมการการปรับน้ำหนัก เป็นดังนี้

$$W_t = W_{t-1} - \tilde{e}_{t-1}z^T(x_{t-1}) \tag{2-10}$$

อาศัยสมการ (2-7) ,(2-9) และ (2-10) เป็นสมการหลักในการปรับค่าน้ำหนักถ่วง

2.3 โครงสร้างตัวทำนายด้วยเครือข่ายนิวรอน (Neural Network Based Predictor) [15]

กำหนดสมการ โดยทั่วไปของระบบไม่เชิงเส้นแบบเวลาไม่ต่อเนื่อง

$$y(t) = f[y(t-1),\dots,y(t-k),u(t-d),\dots,u(t-d-l)] \tag{2-10}$$

โดย k และ l เป็นอันดับของสัญญาณ $y(t)$ และ $u(t)$ ตามลำดับ, d เป็นจำนวนเต็มของเวลาหน่วงในเวลาไม่ต่อเนื่อง (discrete delay time, $d \geq 1$), f เป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้นที่ไม่ทราบ ส่วนค่าของจำนวนอันดับและค่าเวลาหน่วง จะถูกกำหนดจากประสบการณ์ โดยตัวทำนายขั้นที่ 1 (one step predictor) มีลักษณะดังนี้

$$\hat{y}(t+1) = f[y(t),\dots,y(t-k+1),\dots,u(t-d+1),\dots,u(t-d-l+1)] \tag{2-11}$$

ส่วนโครงสร้างของตัวทำนายขั้นที่ i แบ่งเป็นตัวทำนายแบบเรียกซ้ำ (recursive predictor) และตัวทำนายแบบไม่เรียกซ้ำ (non-recursive predictor)

ตัวทำนายแบบเรียกซ้ำ (recursive predictor)

จากโครงสร้างของตัวคำนายขั้นที่ 1 ในสมการที่ (2-11) นำมาเป็นฐานในการสร้างตัวทำนายในขั้นต่อไปจนถึงขั้นที่ N_2 ซึ่งตัวทำนายแต่ละขั้นจะมีความสัมพันธ์กัน โดยโครงสร้างแบบเรียกซ้ำมีลักษณะดังนี้

$$\hat{y}(t+i) = f[\hat{y}(t+i-1),...,\hat{y}(t+i-k),u(t+i-d),...,u(t+i-d-l)] \quad (2\text{-}12)$$

โดย $1 \le i \le N_2$

ตัวทำนายแบบไม่เรียกซ้ำ (Non-recursive predictor)

ตัวทำนายแบบไม่เรียกซ้ำจะใช้ลำดับของทั้งสัญญาณเข้าและออกของระบบที่ผ่านมาในอดีตมาสร้างแบบจำลองทำนายขั้นที่ i ซึ่งตัวทำนายแต่ละขั้นจะอิสระต่อกัน โครงสร้างตัวทำนายแบบไม่เรียกซ้ำขั้นที่ i เป็นดังนี้

$$\hat{y}(t+i) = f[y(t),...,y(t-k+1),u(t+i-d),...,u(t-d-l+1)] \quad (2\text{-}13)$$

โดย $d \le i \le N_2$

ตัวทำนายแบบเรียกซ้ำจะทำงานได้ดีแม้จะมีการทำนายในช่วงยาว (long-range prediction) ส่วนตัวทำนายแบบไม่เรียกซ้ำจะทำงานได้ดีเฉพาะในช่วงการทำนายที่สั้นเท่านั้น แต่จะใช้เวลาในการคำนวณน้อยกว่าตัวทำนายแบบเรียกซ้ำเพราะตัวทำนายแต่ละขั้นเป็นอิสระต่อกันไม่ต้องทำการคำนวณซ้ำ [25]

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 3

การควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี

วิธีการควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าที่กล่าวมาในบทที่ผ่านมานั้น แบบจำลองของระบบเป็นส่วนสำคัญที่ใช้ในการทำนายผลตอบและสร้างสัญญาณควบคุม ดังนั้นประสิทธิภาพของการควบคุมก็จะขึ้นอยู่กับความถูกต้องของแบบจำลอง ซึ่งกระบวนการส่วนมากจะเป็นระบบที่มีความซับซ้อนและความไม่เชิงเส้นสูง การจะหาแบบจำลองที่มีความถูกต้องและแม่นยำทำได้ยาก

เครือข่ายนิวรอนมีความสามารถในการทำตัวประมาณอเนกประสงค์ โดยจะอาศัยเพียงชุดข้อมูลที่รวบรวมจากตัวอย่างหรือปัญหามาใช้ในการฝึกให้เรียนรู้ เพื่อให้สามารถหาคำตอบของปัญหาได้คล้ายคลึงกับตัวอย่าง ดังนั้นจึงนำเครือข่ายนิวรอนฐานเชิงรัศมีมาสร้างเป็นตัวทำนายผลตอบในอนาคตของระบบ เพื่อนำแบบจำลองและผลตอบในอนาคตมาสร้างตัวควบคุม โดยจะมีการปรับตัวของตัวทำนายออนไลน์ในระหว่างการควบคุม

บทนี้จะนำเสนอตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายฐานรัศมี ซึ่งในส่วนแรกจะนำเสนอวิธีการออกแบบตัวควบคุม และตัวอย่างการควบคุมระบบไม่เชิงเส้นและส่วนสุดท้ายเป็นคุณสมบัติของตัวควบคุม

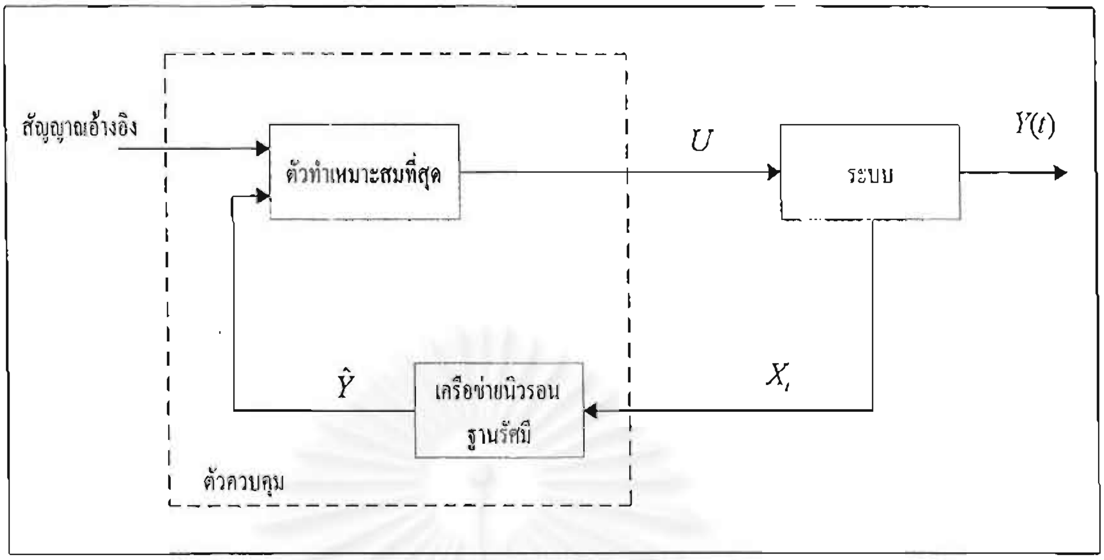
3.1 ตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี

ในส่วนนี้จะอธิบายวิธีการควบคุมตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอน เพื่อที่จะให้ผลตอบตามสัญญาณอ้างอิงอนาคตได้ โดยคำนวณหาค่าลำดับสัญญาณควบคุมในอนาคต $U(t)$ ที่ทำให้ค่าของฟังก์ชันจุดประสงค์น้อยที่สุด (minimizing objective function) ซึ่งใช้เครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีเป็นตัวทำนาย โดยโครงสร้างของตัวควบคุมแสดงในรูปที่ 3.1

เมื่อพิจารณาฟังก์ชันจุดประสงค์ต่อไปนี้

$$J = \frac{1}{2}\sum_{i=N_1}^{N_2}\left[r(t+i)-\hat{y}(t+i)\right]^2 + \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{N_u}\gamma\ \left[\Delta u(t+j-1)\right]^2 \qquad (3\text{-}1)$$

โดย N_2 คือเส้นขอบสูงสุด (maximum prediction horizon) N_u คือเส้นขอบควบคุม (control horizon) γ คือน้ำหนักถ่วงสัญญาณควบคุม (control weighting) r เป็นสัญญาณอ้างอิง



รูปที่ 3.1 โครงสร้างของตัวควบคุม

และ $\Delta u(t) = u(t) - u(t-1)$ ซึ่งจากสมการที่ (3-1) เขียนในรูปของความผิดพลาดล่วงหน้า $E(t)$ และลำดับสัญญาณควบคุมในอนาคต $U(t)$ ดังนี้

$$J = \frac{1}{2}\left[E^T(t)E(t)\right] + \frac{1}{2}\gamma\ \left[\Delta U^T(t)\Delta U(t)\right] \tag{3-2}$$

โดยที่ $U(t) = \left[u(t), \quad \cdots \quad ,u(t+N_u-1)\right]^T$

$E(t) = \left[r(t+d) - \hat{y}(t+d), \ldots, r(t+N_2) - \hat{y}(t+N_2)\right]^T$

ซึ่งจะคำนวณหาคำตอบ $U(t)$ ได้จาก

$$U(t) = \arg\min J(U(t)) \tag{3-3}$$

โดยคำตอบจะต้องสอดคล้องกับเงื่อนไขขอบเขตของสัญญาณควบคุม

$$\underline{U} \le U(t) \le \overline{U} \tag{3-4}$$

$\underline{U}$ และ $\overline{U}$ คือค่าต่ำสุดและสูงสุดของลำดับสัญญาณควบคุม $U(t)$ ซึ่งจะทำการแปลงปัญหานี้ให้เป็นการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบไม่มีเงื่อนไข (unconstrained optimization) โดยใช้ฟังก์ชันแบร์เรียร์ (barrier function) แบบลอการิทึม ดังนั้นจะพิจารณาสมการต่อไปนี้แทนสมการ (3-2) เมื่อมีเงื่อนไขตามสมการที่ (3-4)

$$J = \frac{1}{2}E^T E + \frac{1}{2}\gamma\ \left[\Delta U^T \Delta U\right] - \beta\log(U - \underline{U}) - \beta\log(\overline{U} - U) \tag{3-5}$$

โดยที่ค่า β มีค่าเข้าใกล้ศูนย์ (ในงานวิจัยนี้ใช้ค่า $\beta = 0.0001$) ซึ่งกฎการควบคุมที่ได้จากการหาค่าน้อยที่สุดของฟังก์ชันจุดประสงค์ ในแต่ละครั้งของการสุ่มจะได้

$$U_{k+1}(t) = U_k(t-1) + \lambda\ s_k \tag{3-6}$$

λ_k คือช่วงก้าว (step length) s_k คือ ทิศทางในการหาคำตอบ (search direction) ซึ่งใช้วิธีของ Broyden. Fletcher, Goldfard และ Shanno หรือ BFGS (ดูได้จาก [26]) ซึ่งสามารถคำนวณได้จาก

$$B_k s_k = -\nabla J(U_k) = -g_k \tag{3-7}$$

โดย B_0 เท่ากับเมทริกซ์เอกลักษณ์ และ B_k จะถูกปรับปรุงค่าดังต่อไปนี้

$$B_{k+1} = B_k + \frac{\Delta g_k \Delta g_k^T}{\Delta g_k^T \Delta U_k} - \frac{B_k \Delta U_k \Delta U_k^T B_k}{\Delta U_k^T B_k \Delta U_k} \tag{3-8}$$

โดย $\Delta U_k = U_{k+1} - U_k$ และ $\Delta g_k = g_{k+1} - g_k$

ซึ่งวิธี BFGS สามารถหาคำตอบได้เร็วและใช้ได้ดีกับการค้นหาตามเส้นทางแบบไม่แม่นยำ (inexact line searches) โดยถ้าค่าของ λ_k ที่สอดคล้องเงื่อนไขของ อามิโฮ (Armijo) ดัง (3-9) และเงื่อนไขของ วูล์ฟ (Wolfe) ดัง (3-10)

$$J(U_k + \lambda_k s_k) \le J(U_k) + \mu \lambda_k s_k g_k \tag{3-9}$$

$$s_k^T \nabla J(U_k + \lambda_k s_k) \ge \eta s_k^T \nabla J(U_k) \tag{3-10}$$

โดย $0 < \mu < \eta < 1$ แล้ว

$$\lim_{k \to \infty} U_k = U_*$$

โดยที่ U_* เป็นค่าที่ทำให้ฟังก์ชันจุดประสงค์มีค่าน้อยสุด (global minimizer of J) ([26], theorem 11.1, p. 356)

เนื่องจากโครงสร้างตัวควบคุมที่สร้างขึ้นประกอบไปด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีหลายเครือข่าย ซึ่งทำให้การคำนวณหาค่าของ $\nabla J(U_k + \lambda_k s_k)$ ในสมการที่ (3-10) นั้นใช้เวลาในการคำนวณมาก ซึ่งอาจเกิดปัญหาในการควบคุมในเวลาจริง ดังนั้นจึงใช้ค่า λ_k ซึ่งเท่ากับตัวเลขแรกของลำดับ $1, \frac{1}{2}, \frac{1}{4}, \frac{1}{8}, \ldots, 2^{-i}, \ldots$ ที่ไม่ทำให้สัญญาณควบคุมมีค่าเกินขอบเขตที่กำหนดไว้ในสมการที่ (3-4) และทำให้ค่าของฟังก์ชันจุดประสงค์มีค่าลดลงหรือสอดคล้องกับสมการที่ (3-9) เพียงเท่านั้น โดยค่าของ g_k หาได้จาก

$$g_k = -\nabla Y_k E_k + \gamma\ U_k \tag{3-11}$$

โดย

$$\nabla Y_k = \begin{bmatrix} \frac{\partial \hat{y}_k(t+d)}{\partial u_k(t)} \cdots & \frac{\partial \hat{y}_k(t+N_u)}{\partial u_k(t)} & \cdots & \frac{\partial \hat{y}_k(t+N_2)}{\partial u_k(t)} \\ & \ddots & \vdots & \\ 0 & \frac{\partial \hat{y}_k(t+N_u)}{\partial u_k(t+N_u-1)} & \cdots & \frac{\partial \hat{y}_k(t+N_2)}{\partial u_k(t+N_u-1)} \end{bmatrix}$$

$$E_k = \left[r(t+d) - \hat{y}_k(t+d),\ldots,r(t+N_2) - \hat{y}_k(t+N_2)\right]^T \quad (3\text{-}12)$$

จากสมการด้านบน k คือ ดรรชนีการวนซ้ำ (iteration index) โดยที่ $k=1,2,\ldots$ ซึ่งจะทำการคำนวณหาสัญญาณควบคุมวนซ้ำไปจนกว่าจะพบคำตอบที่สอดคล้องกับเงื่อนไขทั้งหมดที่กล่าวมาข้างต้น โดยสัญญาณควบคุมลำดับแรกเท่านั้นที่นำไปใช้กับระบบ ดังนั้น

$$u(t) = u(t-1) + [1,0,\ldots,0]\lambda\, s \quad (3\text{-}13)$$

ในการแสดงกฎการควบคุมของตัวควบคุมทำนายด้วยเครือข่ายนิวรอน สิ่งที่ต้องพิจารณาต่อมาคือค่าของ $\frac{\partial \hat{y}}{\partial u}$ ซึ่งจะขึ้นอยู่กับโครงสร้างเครือข่ายนิวรอนและโครงสร้างของตัวทำนาย โดยที่พิจารณาต่อไปนี้จะเป็นโครงสร้างของเครือข่ายนิวรอนในบทที่สอง ส่วนโครงสร้างของตัวทำนายจะแสดงทั้งโครงสร้างแบบเรียกซ้ำและแบบไม่เรียกซ้ำ

สำหรับโครงสร้างตัวทำนายแบบเรียกซ้ำ จะหาอนุพันธ์ของผลการทำนายเทียบกับสัญญาณควบคุม

$$\frac{\partial \hat{y}(t+d+i)}{\partial u(t+k)} = \frac{\partial \hat{y}(t+d+i)}{\partial n^q} \sum_{j=1}^{m_{q-1}} \frac{\partial n^q}{\partial x_j^{q-1}} \frac{\partial x_j^{q-1}}{\partial n^{q-1}} \frac{\partial n^{q-1}}{\partial u(t+k)}$$

$$= z'(n^q) \sum_{j=1}^{m_{q-1}} w_j^q z'(n_j^{q-1}) \left(w_{j,n+i-k+1}^{q-1} + \sum_{l=1}^{n} w_{j,l}^{q-1} \frac{\partial \hat{y}(t+d+i-l)}{\partial u(t+k)} \right) \quad (3\text{-}14)$$

$i = 0,\ldots,N_2 - d; 0 \le k \le i$ ถ้า $i < N_u - d$ และ $0 \le k \le N_u - 1$ ถ้า $i \ge N_u - d$

โดย n เป็นสัญญาณเข้าของปม w เป็นค่าน้ำหนักถ่วงของเครือข่าย z' คืออนุพันธ์ของฟังก์ชันเกาส์

ส่วนโครงสร้างตัวทำนายแบบไม่เรียกซ้ำ อนุพันธ์ของผลการทำนายเทียบกับสัญญาณควบคุมเป็นดังนี้

$$\frac{\partial \hat{y}(t+d+i)}{\partial u(t+k)} = z'(n^q) \sum_{j=1}^{m_{q-1}} w_j^q z'(n_j^{q-1}) w_{j,n+i-k+1}^{q-1} \quad (3\text{-}15)$$

จากสมการที่ (3-11) และ (3-12) จะเห็นได้ว่าการหาค่า $\frac{\partial \hat{y}}{\partial u}$ ของโครงสร้างตัวทำนายแบบเรียกซ้ำจะมีการคำนวณที่มากกว่าโครงสร้างแบบไม่เรียกซ้ำ แต่ประสิทธิภาพการทำนายของโครงสร้างแบบไม่เรียกซ้ำจะด้อยกว่าโครงสร้างแบบเรียกซ้ำเมื่อทำงานที่ช่วงการทำนายยาว ซึ่งในงานวิจัยนี้เลือกใช้โครงสร้างตัวทำนายแบบไม่เรียกซ้ำเพราะตัวควบคุมที่สร้างขึ้นจะใช้ช่วงการทำนายที่ไม่ยาวมากเพราะถ้าช่วงการทำนายยาวมากจะใช้เวลาในการคำนวณนานและอาจเกิดปัญหาการควบคุมในเวลาจริงได้ ดังนั้นในกรณีนี้ประสิทธิภาพการทำนายของโครงสร้างทั้งสองไม่แตกต่างกันแต่โครงสร้างแบบไม่เรียกซ้ำจะมีการคำนวณที่น้อยกว่า

3.2 ผลการควบคุมจำลองระบบไม่เชิงเส้น

ในส่วนนี้จะเป็นการศึกษาผลของการควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีด้วยการจำลองด้วยคอมพิวเตอร์ โดยระบบที่ใช้ทดสอบเป็นกระบวนการไม่เชิงเส้นด้วยสมการที่ (3-13) ซึ่งความไม่เชิงเส้นของกระบวนการได้แสดงรายละเอียดไว้ใน [4]

$$y(t+1) = \frac{y(t)y(t-1)y(t-2)[u(t-1)-1]+u(t)}{1+y^2(t-1)+y^2(t-2)} \tag{3-16}$$

โดย $y(t)$ และ $u(t)$ คือสัญญาณออกและสัญญาณควบคุมตามลำดับ ตัวควบคุมมีเส้นขอบการทำนายเท่ากับ 3 โครงสร้างของตัวทำนายแบบไม่เรียกซ้ำ กำหนดช่วงทำงานของสัญญาณออกในช่วง [-1,1] และสัญญาณควบคุมในช่วง [-4, 4] ส่วนสัญญาณที่ใช้ในเครือข่ายเพื่อทำนายระบบคือ

$$X_t = [y(t), y(t-1), y(t-2), u(t), u(t-1)]$$

ซึ่งจะนำชุดข้อมูล X_t ที่ได้จากผลตอบแบบขั้นของระบบมาสอนเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีให้ทำการเรียนรู้เพื่อให้เครือข่ายสามารถทำนายระบบล่วงหน้า

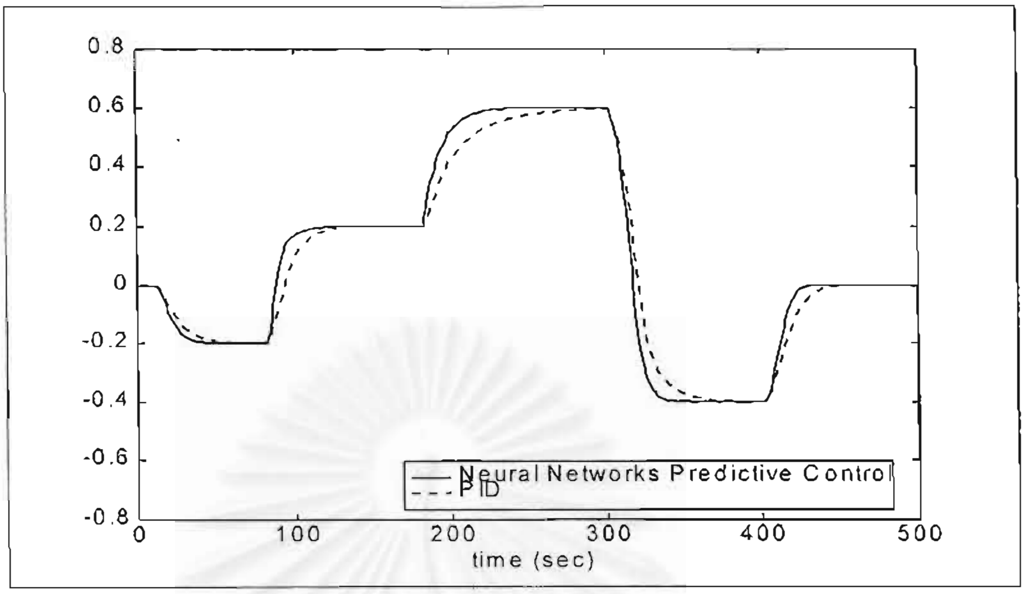
ในรูปที่ 3.2 เป็นผลของการควบคุมเปลี่ยนจุดทำงาน ซึ่งจะเห็นว่าการควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีสามารถควบคุมระบบให้ตามสัญญาณอ้างอิงได้ เมื่อเปรียบเทียบกับการควบคุมแบบดั้งเดิมคือ พีไอดี (PID) จะเห็นว่าให้ผลตอบที่เร็วกว่าและสามารถทำงานได้ดีแม้ช่วงการทำงานจะเปลี่ยนไป แต่ตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายฐานรัศมีก็ยังมีข้อด้อยอยู่คือไม่สามารถควบคุมระบบได้เมื่อทำงานนอกขอบเขตที่กำหนดไว้ ดังแสดงในรูปที่ 3.3 เป็นผลการควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานโดยตั้งแต่เวลาช่วงการควบคุม 250 วินาทีแรกจะเป็น

การควบคุมในช่วงที่กำหนดไว้คือ -1 ถึง 1 แต่หลังจากนั้นจะให้สัญญาณออกตามสัญญาณอ้างอิงที่ค่า 1.4 โวลต์ ซึ่งเป็นอยู่นอกเขตการทำงาน เห็นว่าไม่สามารถควบคุมระบบให้มีเสถียรภาพต่อไปได้ และในกรณีที่สัญญาณควบคุมของระบบอยู่นอกเหนือขอบเขตที่กำหนดไว้ –2.25 ถึง 2.25 โวลต์ ตัวควบคุมจะไม่สามารถความคุมระบบตามสัญญาณอ้างอิงได้ดังแสดงในรูปที่ 3.4

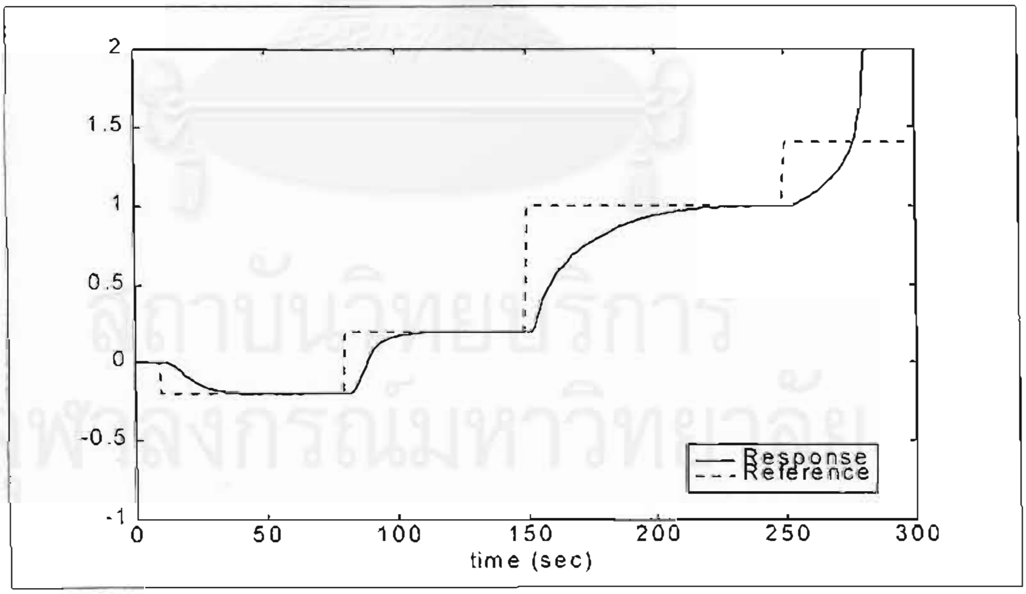
3.3 สรุป

ในบทนี้ได้เสนอวิธีออกแบบตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยการนำเครือข่ายฐานรัศมีมาประยุกต์ใช้เป็นตัวทำนายระบบ โดยใช้กระบวนการเหมาะสมที่สุดในการหาสัญญาณควบคุม ซึ่งในส่วนท้ายได้แสดงตัวอย่างผลการควบคุมจำลองระบบไม่เชิงเส้นไว้ ซึ่งจะเห็นว่าสามารถควบคุมระบบได้ดีในช่วงขอบเขตที่กำหนดไว้ แต่จะไม่สามารถควบคุมระบบนอกขอบเขตได้ ดังนั้นการประยุกต์ใช้งานตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีจึงจำเป็นที่ต้องทราบขอบเขตการทำงานก่อน

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

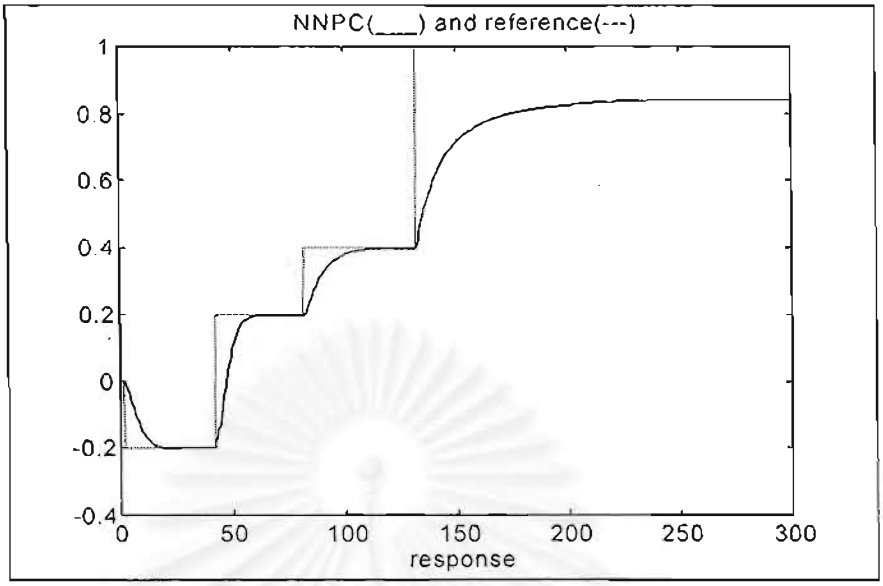


รูปที่ 3.2 ผลการควบคุมระบบในช่วงการทำงาน

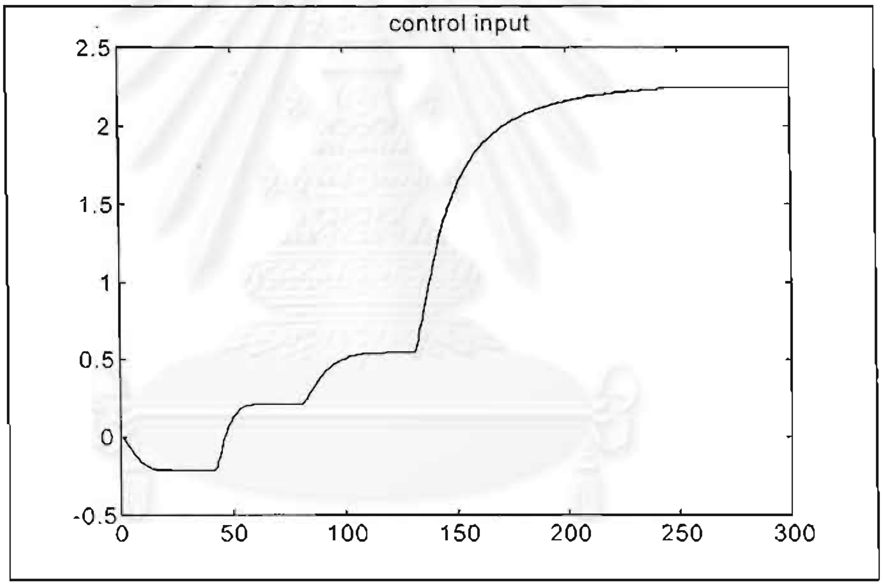


รูปที่ 3.3 ผลการควบคุมเมื่อสัญญาณออกอยู่นอกเขตการทำงาน

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



(ก)



(ข)

รูปที่ 3.4 ผลการควบคุมเมื่อสัญญาณควบคุมอยู่นอกเขตการทำงาน
(ก) ผลตอบและสัญญาณอ้างอิง (ข) สัญญาณควบคุม

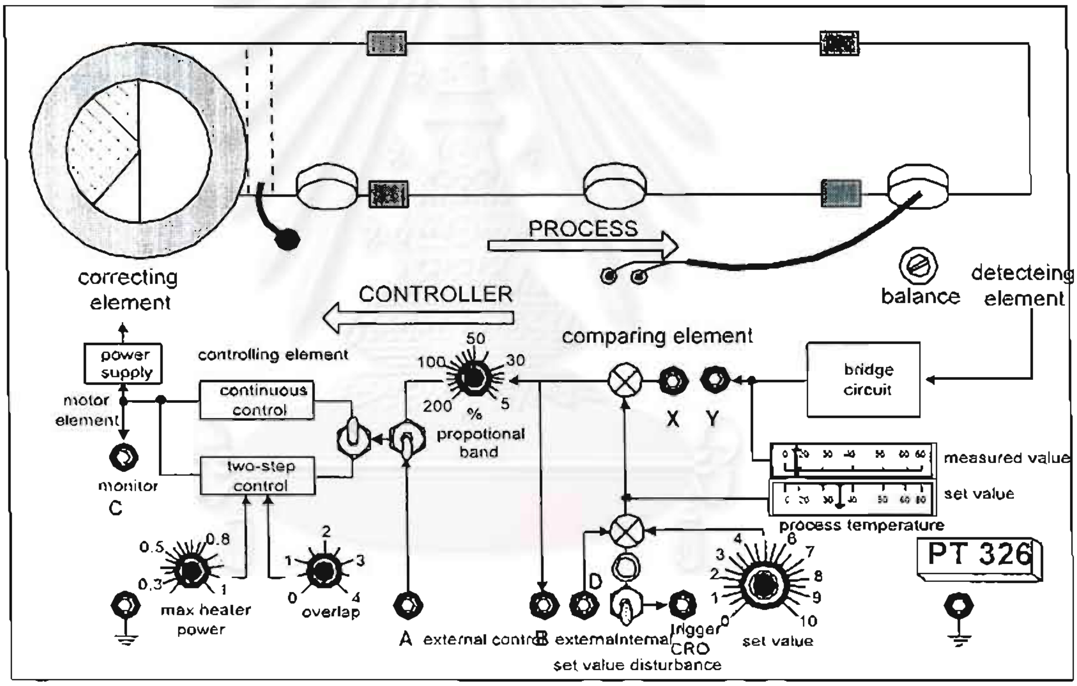
หอสมุดกลาง สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 4

ผลการจำลองและการควบคุมในเวลาจริงกับกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน

ในบทนี้ส่วนแรกจะกล่าวถึงผลของการจำลองระบบแลกเปลี่ยนความร้อน ซึ่งจะดูผลการควบคุมในการเปลี่ยนจุดทำงานและการขจัดผลของสัญญาณรบกวน และส่วนสุดท้ายจะเป็นผลการทดลองควบคุมระบบในเวลาจริง

4.1 ลักษณะของกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน [27]



รูปที่ 4.1 กระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน

กระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อนดังแสดงในรูปที่ 4.1 เป็นระบบควบคุมอุณหภูมิขาออกให้มีค่าเท่ากับอุณหภูมิที่กำหนดไว้ ซึ่งการทำงานของระบบจะมีพัดลมซึ่งทำหน้าที่ดูดอากาศให้เข้าไปหมุนเวียนในท่อนำอากาศ โดยอัตราการไหลเวียนของอากาศภายในสามารถปรับได้ด้วยการปรับปุ่มทร็อตทอล (Throttle Control) ซึ่งจะปรับอัตราการไหลได้ตั้งแต่ 1 ถึง 10 ฟุต/วินาที อากาศที่เข้าไปในท่อจะไหลผ่านเครื่องทำความร้อนไฟฟ้าซึ่งมีไทริสเตอร์เป็นตัวขับเร้าและสร้างกำลังงาน

ให้แก่เครื่องทำความร้อนโดยสอดคล้องกับค่าสัญญาณควบคุมที่รับมา กระแสอากาศที่ได้จะไหลไปตามท่อจนถึงตัววัดอุณหภูมิของอากาศ (เทอร์มิสเตอร์) ซึ่งอยู่ปากท่อ และทำการแปลงอุณหภูมิของอากาศที่ได้โดยผ่านวีตสโตนบริดจ์เพื่อให้ได้ค่าแรงดันของสัญญาณที่สอดคล้องกับอุณหภูมินั้นๆ และนำไปใช้ในการควบคุมระบบต่อไป

รายละเอียดเบื้องต้นของกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน

ลักษณะโดยทั่วไป	พิสัยแรงดันสัญญาณเข้า	0 ถึง 10 โวลต์
	พิสัยแรงดันสัญญาณออก	0 ถึง 10 โวลต์
	โหลดต้านทานต่ำสุดบนช่วงออกใดๆ	5 กิโลโอมห์
	พิสัยของเครื่องแลกเปลี่ยนความร้อน	0 ถึง 80 องศาเซลเซียส
กระบวนการ	อัตราการไหลของกระแสอากาศ	1 ถึง 10 ฟุต/วินาที
	พิสัยกำลังของเครื่องทำความร้อน	15 ถึง 80 วัตต์
	พิสัยของอุณหภูมิของอากาศที่ควบคุม	30 ถึง 60 องศาเซลเซียส
	เวลาหน่วง (delay time)	0.30 วินาที
ตัวควบคุม	พิสัยการปรับค่าตั้ง	0 ถึง 10 โวลต์
	พิสัยค่าอุณหภูมิตั้ง	30 ถึง 60 องศาเซลเซียส
	พิสัยค่าอุณหภูมิที่วัดได้	30 ถึง 60 องศาเซลเซียส

ตารางที่ 4.1 แสดงรายละเอียดเบื้องต้นของกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน

การเปลี่ยนแปลงของอัตรากระแสไหลอากาศภายในท่อหรือการปรับปุ่มทร็อตทอลจะมีผลต่อพลวัตของระบบ โดยอัตราการไหลอากาศต่ำ อากาศที่ผ่านเข้ามาในท่อจะมีปริมาณน้อยทำให้อัตราความร้อนถ่ายเทไปสู่อากาศมีปริมาณที่มากกว่าอัตราการไหลอากาศสูงๆ ซึ่งปริมาณอากาศในท่อจะมีมากกว่า ด้วยเหตุนี้ที่อัตราการไหลต่ำกว่าจะมีอัตราการขยายของวงเปิดมากกว่าอัตราการไหลอากาศสูง และในอัตราการไหลอากาศต่ำนั้นอุณหภูมิที่วัดได้ที่ปลายท่อจะราบเรียบกว่าที่วัดได้ในอัตราการไหลสูง ที่เป็นเช่นนี้เพราะที่อัตราการไหลสูงพัดลมที่ใช้ดูดอากาศจะต้องมีความเร็วรอบที่สูงทำให้พัดลมเกิดการสั่น ดังนั้นปริมาณอากาศที่ผ่านเข้ามาในท่อจึงไม่สม่ำเสมอ ทำให้การถ่ายเทความร้อนไม่สม่ำเสมอด้วย

4.2 โครงสร้างของเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี

จากโครงสร้างของระบบการข้างต้นนำมาพิจารณาการกำหนดโครงสร้างเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี สัญญาณที่สามารถวัดได้จากระบบคือสัญญาณขาเข้า $u_p(t)$ ซึ่งเป็นแรงดันที่ให้กับระบบตั้งแต่ 0 ถึง 10 โวลต์ โดยสอดคล้องกับพลังงานของตัวทำความร้อนตั้งแต่ 15 ถึง 80 วัตต์และสัญญาณออก $y_T(t)$ ซึ่งเป็นแรงดัน 0 ถึง 10 โวลต์ โดยจะสอดคล้องกับอุณหภูมิของอากาศที่ปลายท่อตั้งแต่ 30 ถึง 60 องศาเซลเซียส และในการออกแบบตัวควบคุมจะพิจารณาจากสัญญาณแรงดันที่เข้าและออกของระบบแทนการพิจารณาจากพลังงานและอุหณภูมิ โดยขอบเขตของสัญญาณแสดงในตารางที่ 4.2

สัญญาณ	ขอบเขตของสัญญาณ
สัญญาณออก $y_T(t)$	0 ถึง 10 โวลต์
สัญญาณเข้ากระบวนการ $u_p(t)$	0 ถึง 10 โวลต์

ตารางที่ 4.2 ขอบเขตของสัญญาณที่เข้าเครือข่าย

นอกจากสัญญาณเข้าและออกของระบบที่จะใช้สร้างตัวทำนาย อาจเพิ่มสัญญาณเข้าและออกที่ล้าหลังทางเวลา เช่น $y_T(t-1)$, $y_T(t-2)$, $u_p(t-1)$, $u_p(t-2)$ เข้าไปเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการทำนาย แต่การเพิ่มข้อมูลมากขึ้นจำเป็นต้องเพิ่มจำนวนปมของเครือข่ายให้มากขึ้น เพื่อให้เป็นไปตามข้อกำหนดของโครงสร้างเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีในบทที่ 2 ทำให้จะใช้เวลาในการคำนวณมากขึ้น ซึ่งต่อไปนี้จะทำการฝึกและดูผลการทำนายของเครือข่ายที่ชุดของข้อมูลต่างๆ กัน โดยจะเป็นชุดข้อมูล 3 แบบคือ

แบบที่	ข้อมูล	จำนวนปม
1	$[y_T(t), u_p(t)]$	4
2	$[y_T(t), y_T(t-1), u_p(t)]$	8
3	$[y_T(t), y_T(t-1), u_p(t), u_p(t-1)]$	16

ตารางที่ 4.3 ขอบเขตของสัญญาณที่เข้าเครือข่าย

การทดสอบจะทำโดยการจำลองด้วยคอมพิวเตอร์ ซึ่งแบบจำลอง $G_p(s)$ เป็นระบบอันดับหนึ่งบวกเวลาหน่วงดังสมการต่อไปนี้

$$G_p(s) = K\frac{e^{-T_d}}{\tau s + 1}$$

และพารามิเตอร์ต่างๆ ได้จากการทดลองหาเอกลักษณ์ของกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน ดังแสดงในตารางที่ 4.4 โดยใช้คาบเวลาในการชักตัวอย่าง (Sampling Period) เท่ากับ 50 มิลลิวินาที

พารามิเตอร์	สัญลักษณ์	ค่า
อัตราขยาย	K	0.76
เวลาคงตัว	τ	0.6
เวลาหน่วง	T_d	0.3

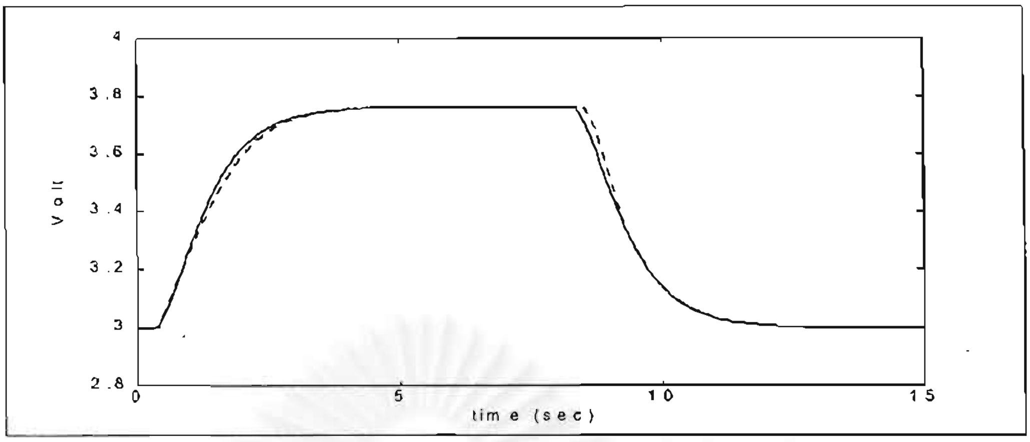
ตารางที่ 4.4 พารามิเตอร์ของแบบจำลอง

การฝึกสอนเครือข่ายจะนำข้อมูลที่ได้จากการทดลองผลตอบแบบขั้นของแบบจำลองมาทำการฝึกเครือข่ายทั้งสามแบบ โดยทำการฝึก 500 รอบ ซึ่งค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean Sum Square Error) หรือ MSE หลังจากการฝึกมีค่าดังนี้

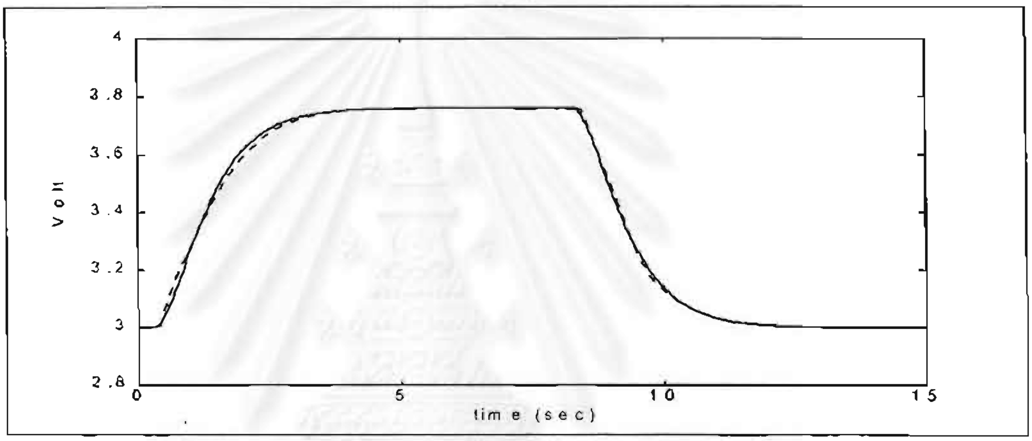
แบบที่	ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (MSE)	เวลาในการฝึก (นาที)
1	0.02409	100
2	0.02095	200
3	0.01361	400

ตารางที่ 4.5 ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยหลังจากการฝึกข้อมูล 500 รอบ

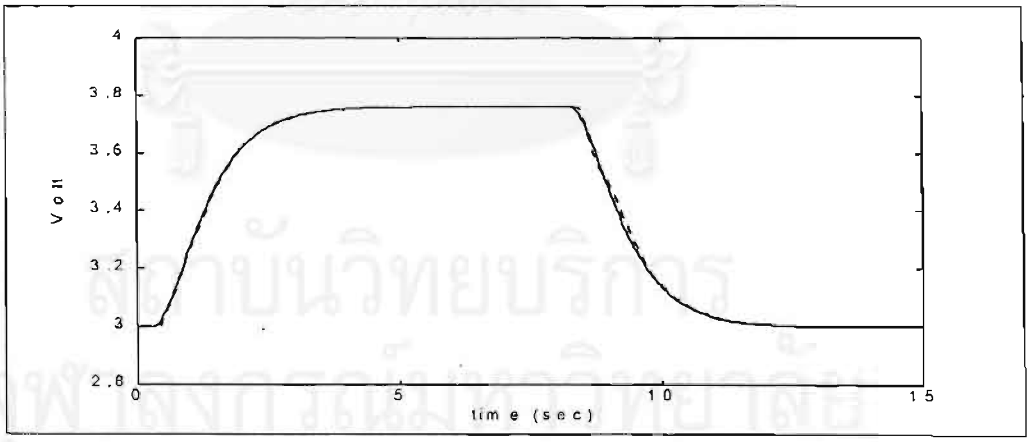
จากตารางด้านบนจะเห็นได้ว่าตัวทำนายที่แม่นยำที่สุดเรียงตามลำดับคือ แบบที่ 3, 2 และ 1 ตามลำดับ และในรูปที่ 4.2 เป็นการทดสอบประสิทธิภาพการทำนายของเครือข่ายหลังจากการสอน



(ก)



(ข)



(ค)

———	Output response
··········	predictor

รูปที่ 4.2 ผลการทำนายของเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี

(ก) แบบที่ 1 (ข) แบบที่ 2 (ค) แบบที่ 3

เครือข่าย โดยนำน้ำหนักถ่วงที่ได้จากการฝึกเครือข่ายมาทำนายผลตอบแบบขั้นของระบบ ซึ่งจะเห็นได้ว่า ผลของการทำนายผลตอบของระบบไม่ต่างกันมากนัก ดังนั้นในการวิจัยต่อไปนี้จะใช้เครือข่ายแบบที่ 1 ในการทดลอง เพราะเป็นโครงสร้างที่เล็ก ใช้เวลาในการคำนวณที่น้อย และประสิทธิภาพการทำนายใกล้เคียงกับโครงสร้างอื่น

4.3 ผลการจำลองระบบด้วยคอมพิวเตอร์

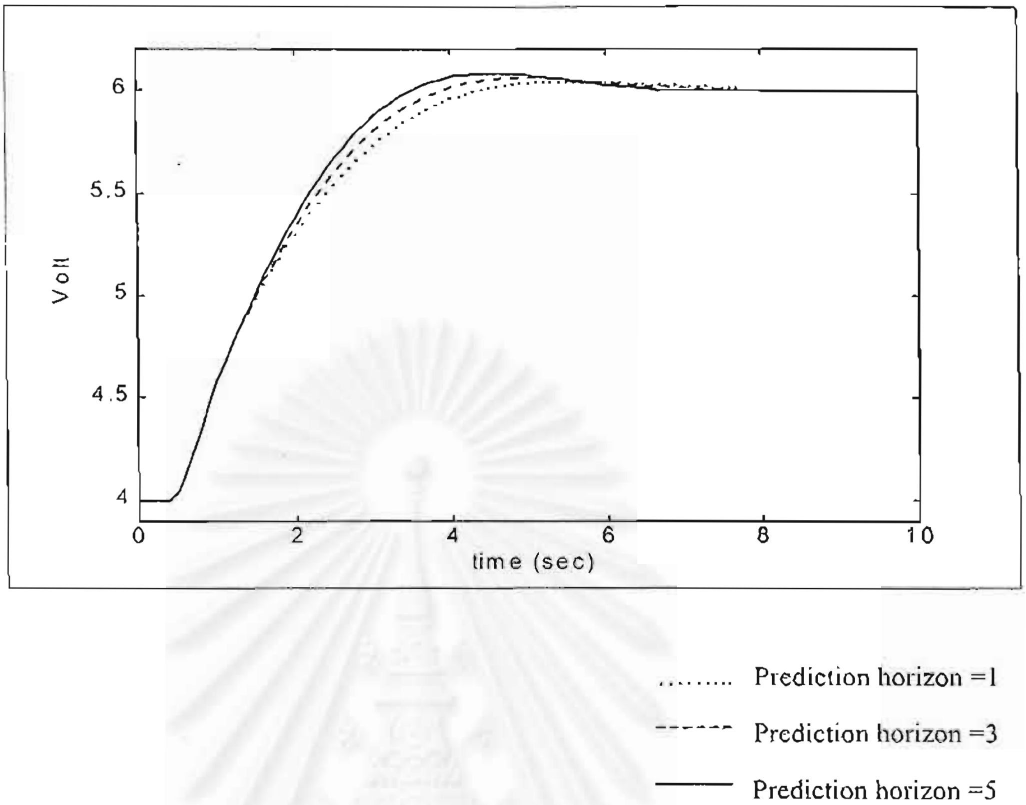
ในส่วนนี้จะเป็นผลการจำลองระบบด้วยคอมพิวเตอร์ โดยแบบจำลองกระบวนการใช้เหมือนกับหัวข้อที่ผ่านมา ต่อมาพิจารณาการนำเครือค่านิวรอนฐานรัศมีที่ผ่านการฝึกมาสร้างตัวควบคุม เนื่องจากกระบวนการมีเวลาหน่วงเท่ากับ 0.3 วินาที และช่วงการสุ่มเป็น 0.05 วินาที ตัวทำนายที่นำมาใช้สร้างตัวควบคุมจึงเริ่มทำนายผลตอบล่วงหน้าตั้งแต่ขั้นที่ 7 เป็นต้นไป ตารางที่ 4.6 เป็นค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ของตัวทำนายขั้นที่ 7 ถึง 11 โดยจะสังเกตว่าเมื่อทำการทำนายในช่วงที่ยาวขึ้นหรือขั้นที่มากขึ้น ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยก็จะเพิ่มขึ้น

	ขั้นที่ 7	ขั้นที่ 8	ขั้นที่ 9	ขั้นที่ 10	ขั้นที่ 11
MSE	0.02409	0.02524	0.02644	0.02894	0.03218

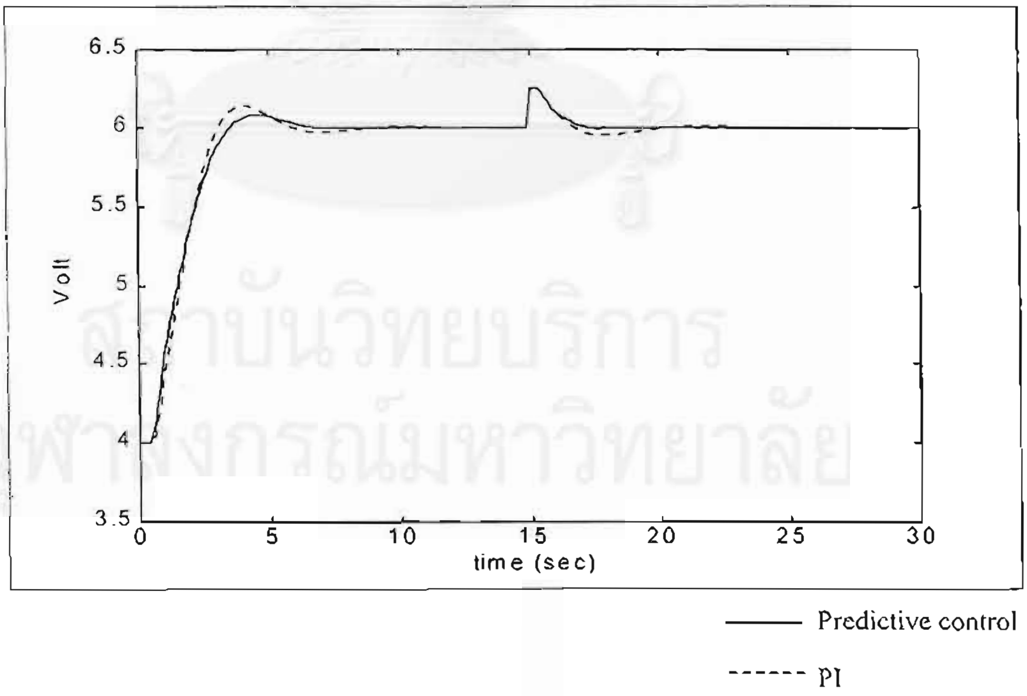
ตารางที่ 4.6 ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยของตัวทำนายขั้นที่ 7 ถึง 11

เครือข่ายที่ผ่านการฝึกสอนจะนำมาใช้สร้างตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าโดยจะดูผลของการควบคุมผลการควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานจาก 4 โวลต์ (35 องศาเซลเซียส) ถึง 6 โวลต์ (40 องศาเซลเซียส)

รูปที่ 4.3 เป็นการเปรียบเทียบผลการควบคุมที่เส้นขอบการทำนายหนึ่ง สามและห้า ซึ่งผลการควบคุมใกล้เคียงกัน โดยเส้นขอบการทำนายเท่ากับห้า จะให้ผลตอบที่เร็วกว่าเส้นขอบการทำนายอื่นๆ และในรูปที่ 4.4 เป็นการนำผลการควบคุมของเส้นขอบการทำนายห้ามาเปรียบเทียบกับตัวควบคุมแบบ PI โดยควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานจาก 4 โวลต์ เป็น 6 โวลต์ ที่เวลา 1วินาที และที่วินาทีที่ 20 มีสิ่งรบกวนแบบขั้นเข้ามาในระบบ จะเห็นได้การควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้ามีช่วงเวลาเข้าที่ (settling time) และการพุ่งเกิน (over shoot) น้อยกว่าการควบคุมแบบ PI



รูปที่ 4.3 ผลของเส้นขอบการทำนาย



รูปที่ 4.4 ผลการควบคุมเปรียบเทียบกับตัวควบคุม PI

4.4 การควบคุมในเวลาจริง

ในส่วนนี้จะเป็นผลการควบคุมกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อนในเวลาจริง ลักษณะของกระบวนการเป็นไปตามหัวข้อที่ 4.1 โดยทำการทดลองที่อัตราการไหลของกระแสอากาศที่ 5 ฟุต/วินาที (หลอดทอลเท่ากับ 5) ซึ่งกำหนดให้เป็นสภาวะปกติ เวลาหน่วงของระบบเท่ากับ 0.3 วินาที (ตำแหน่งของเทอร์มิสเตอร์อยู่ที่ปลายท่อ) และเวลาการชักตัวอย่างเท่ากับ 0.05 วินาที

ชุดข้อมูลที่นำมาใช้สอนเครือข่ายได้มาจากการทำผลตอบแบบขั้นของกระบวนการภายในช่วงขอบเขตที่กำหนดไว้ เพื่อให้เครือข่ายฐานรัศมีสามารถทำนายผลตอบล่วงหน้าได้ ซึ่งทำการสอนที่อัตราการไหลกระแสอากาศเท่ากับ 5 ฟุต/วินาที (หลอดทอลเท่ากับ 5) ซึ่งผลการฝึกเป็นดังนี้

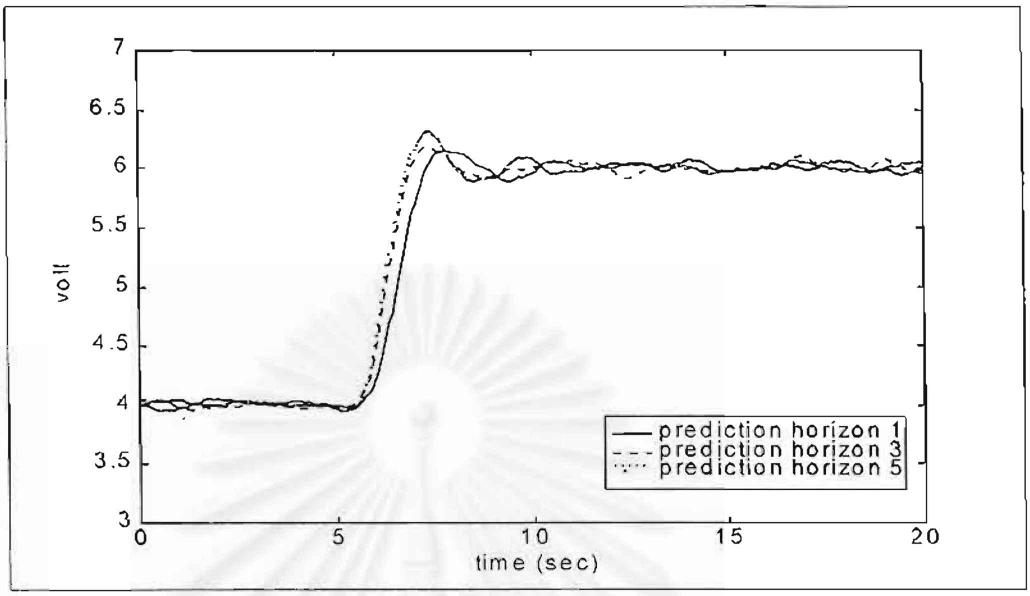
	ขั้นที่ 7	ขั้นที่ 8	ขั้นที่ 9	ขั้นที่ 10	ขั้นที่ 11
MSE	0.026	0.030	0.032	0.034	0.037

ตารางที่ 4.7 ผลการฝึกเครือข่ายตัวทำนายในขั้นเวลาต่างๆ

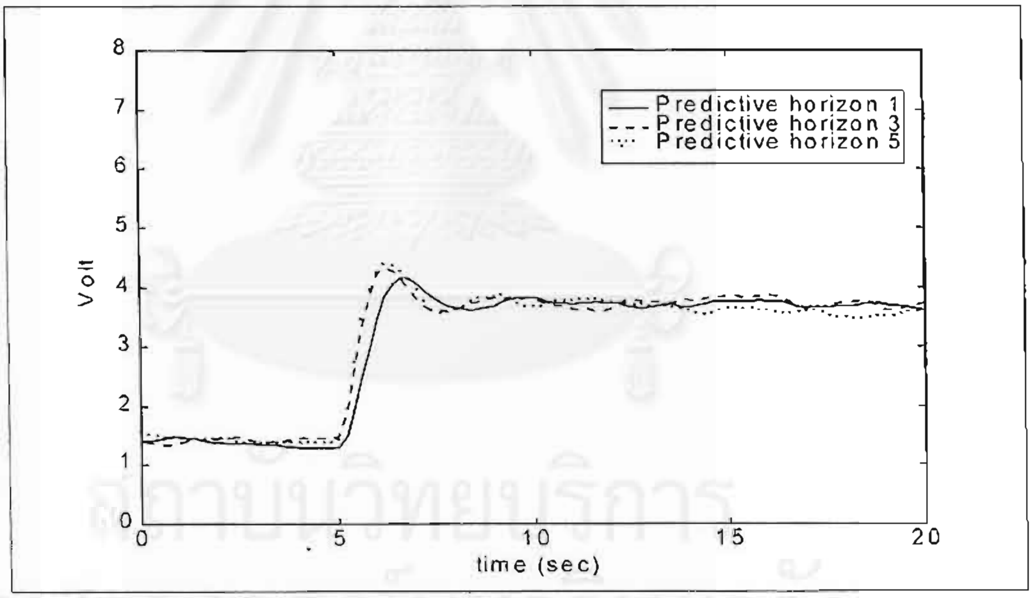
การทดสอบควบคุมในเวลาจริงกับระบบแลกเปลี่ยนความร้อน โดยพิจารณาการควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานจากที่ 4 โวลต์ (35 องศาเซลเซียส) ไปเป็นที่ตำแหน่ง 6 โวลต์ (40 องศาเซลเซียส) ที่วินาทีที่ 10

รูปที่ 4.5 เป็นผลการควบคุมเมื่อตัวควบคุมมีการเปลี่ยนเส้นขอบการทำนาย โดยเปรียบเทียบผลการควบคุมที่เส้นของการทำนายหนึ่ง สามและ ห้า ซึ่งจะเห็นได้ว่าเพียงเส้นขอบการทำนายเท่ากับหนึ่ง ตัวควบคุมก็สามารถควบคุมระบบได้แต่จะให้ผลตอบที่ช้ากว่าเส้นขอบการทำนายเท่ากับสามและห้าที่มีผลตอบใกล้เคียงกัน ผลตอบของเส้นขอบการทำนายห้าจะมีช่วงเวลาขึ้นเร็วกว่าเส้นขอบการทำนายสามเล็กน้อยแต่จะมีส่วนพุ่งเกินที่มากกว่าเส้นขอบการทำนายสามอย่างเห็นได้ชัด ดังนั้นจึงเลือกตัวควบคุมที่มีเส้นขอบการทำนายเท่ากับสามใช้ในการทดลองต่อๆไป

รูปที่ 4.6 เป็นผลการควบคุมตามรอยสัญญาณอ้างอิง โดยจะทำการควบคุมให้สัญญาณออกมีค่าเพิ่มขึ้นครั้งละ 1 โวลต์ ซึ่งเริ่มจาก 4 โวลต์ ไปจนถึง 8 โวลต์ แล้วทำการควบคุมลดสัญญาณออกลงจนมีค่าเท่ากับ 4 โวลต์ อีกครั้งหนึ่ง ซึ่งจะเห็นได้ว่าตัวควบคุมสามารถทำการควบคุมตามร้อยสัญญาณอ้างอิงต่างๆได้ และเมื่อทำการทดลองขจัดผลของสัญญาณรบกวนเนื่องจากการเปลี่ยนพละหรืออัตราการไหลอากาศภายในท่อจาก 5 ฟุต/วินาที เป็น 3 ฟุต/วินาที 5 ฟุต/วินาที



(ก)



(ข)

รูปที่ 4.5 ผลการควบคุมเมื่อเส้นของการทำนายต่างกัน

(ก) ผลตอบของการควบคุม (ข) สัญญาณควบคุม

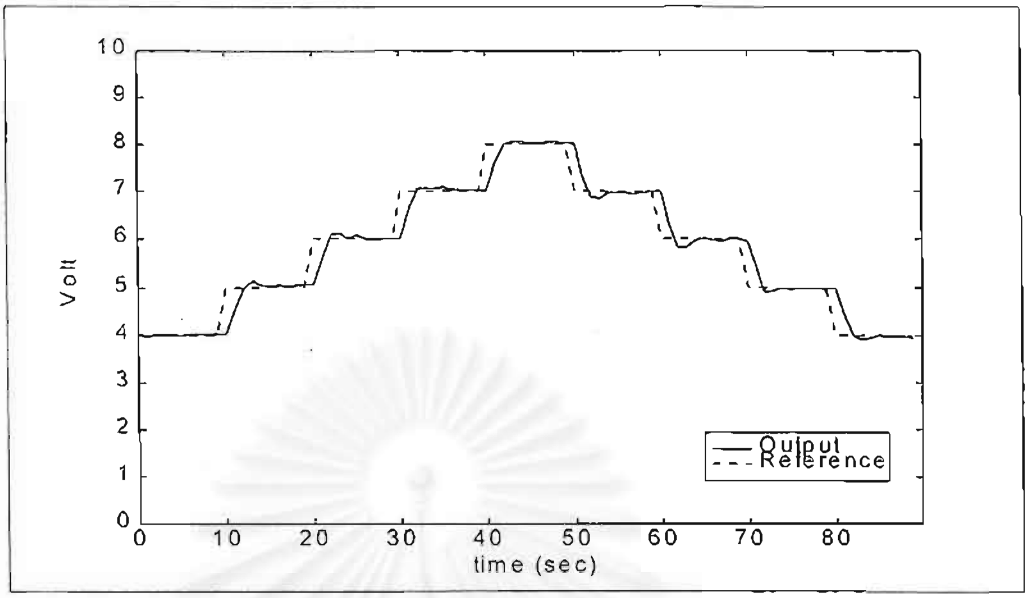
7 ฟุต/วินาที และ 9 ฟุต/วินาที ตามลำดับ และลดอัตราการไหลลงมาเป็น 7 และ 5 ฟุต/วินาทีตามลำดับ ซึ่งตัวควบคุมสามารถขจัดผลของสัญญาณรบกวนได้ดังแสดงในรูปที่ 4.7

ในรูปที่ 4.8 เป็นการเปรียบเทียบผลการควบคุมกับตัวควบคุมแบบดั่งเดิมคือ PI โดยเป็นการควบคุมเปลี่ยนจุดทำงาน ซึ่งจะเห็นได้ว่าผลการควบคุมของตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีช่วงเวลาขึ้นที่เร็วและมีส่วนพุ่งเกินที่น้อยกว่าตัวควบคุมแบบ PI

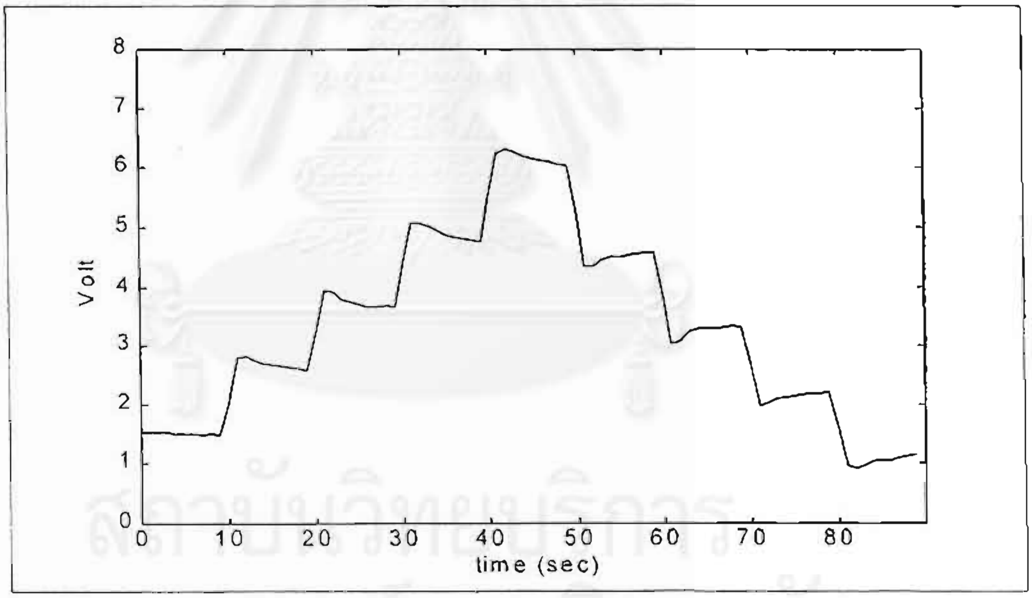
รูปที่ 4.9 เป็นการเปรียบเทียบผลการควบคุมขจัดผลของการรบกวนเนื่องจากการเปลี่ยนพละหรือเปลี่ยนปริมาณอากาศที่เข้าไปในท่อกับตัวควบคุม PI โดยอัตราการไหลของกระแสอากาศจะเปลี่ยนแปลงจาก 5 ฟุต/วินาที ไปเป็น 9 ฟุต/วินาที ในวินาทีที่ 20 และเปลี่ยนอัตราการไหลมาอยู่ที่ 5 ฟุต/วินาทีตามเดิมในวินาทีที่ 50 ซึ่งจะเห็นว่าตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี กำจัดสิ่งรบกวนได้เร็วและมีส่วนเบี่ยงเบนจากค่าที่ตั้งไว้น้อยกว่าการควบคุมแบบ PI

รูปที่ 4.10 เป็นการควบคุมกระบวนการในช่วงการทำงานที่สูงขึ้นคือที่ 7 โวลต์ ซึ่งพลวัตของกระบวนการจะเปลี่ยนไป จะเห็นได้ว่าตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมียังคงทำงานได้ดีอยู่เมื่อเปรียบเทียบกับตัวควบคุมแบบ PI ซึ่งผลการควบคุมมีช่วงเวลาขึ้นที่ช้าและส่วนพุ่งเกินสูง รูปที่ 4.11 เป็นการเพิ่มช่วงการทำงานให้สูงขึ้นไปอีกคือที่ 8 โวลต์ ผลการควบคุมของตัวควบคุมแบบ PI จะมีช่วงเวลาขึ้นที่ช้าและมีส่วนพุ่งเกินที่สูงขึ้น ในขณะที่ตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมียังคงทำงานได้ดีอยู่ ซึ่งจากผลการควบคุมทั้งสองรูปนี้จะเห็นได้ว่าตัวควบคุมแแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีสามารถควบคุมระบบให้ได้ผลตอบที่ดีในช่วงการทำงานที่กว้างกว่าตัวควบคุมแบบ PI

รูปที่ 4.12 และ 4.13 เป็นการทดสอบตัวควบคุมในสภาวะที่เปลี่ยนไปจากปกติ (อัตราการไหลอากาศเท่ากับ 5 ฟุต/วินาที) โดยในรูปที่ 4.12 อัตราการไหลของอากาศภายในท่อลดลงเหลือ 4 ฟุต/วินาที ซึ่งตัวควบคุมยังคงสามารถทำงานได้อยู่ ซึ่งมีช่วงเวลาขึ้นที่เร็วและส่วนพุ่งเกินน้อยกว่าการควบคุมแบบ PI ส่วนรูปที่ 4.13 เป็นการควบคุมเมื่ออัตราการไหลอากาศภายในท่อเพิ่มขึ้นเป็น 6 ฟุต/วินาที ซึ่งตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าให้ผลการความคุมที่เร็วและมีส่วนพุ่งเกินน้อยกว่าการควบคุมแบบ PI



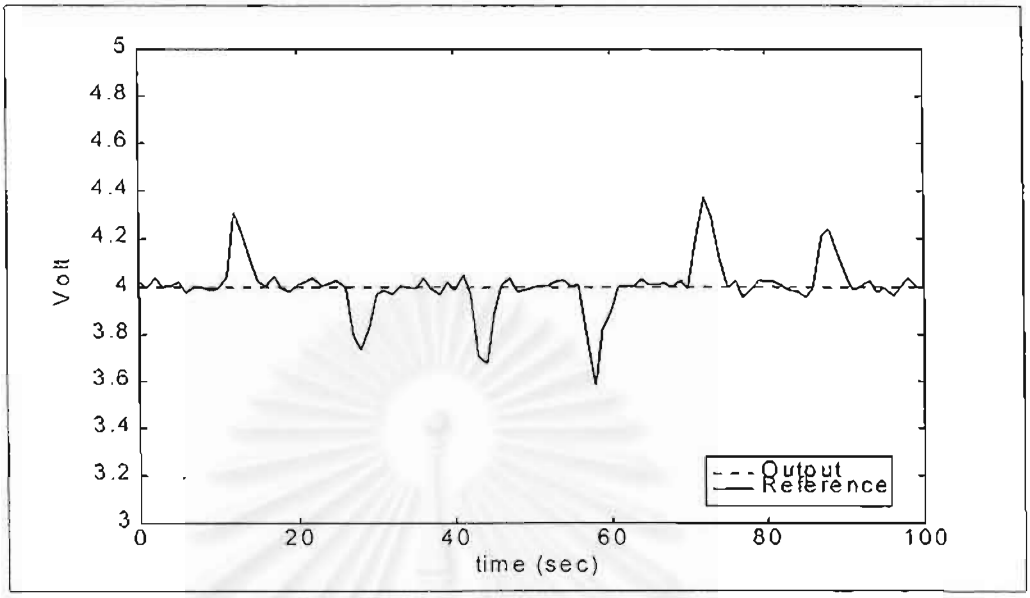
(ก)



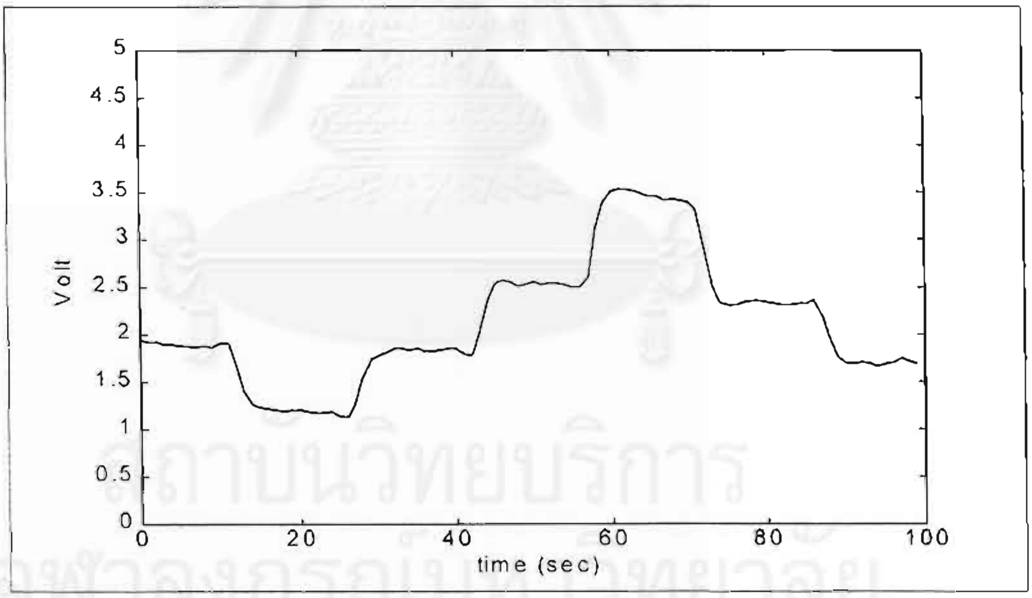
(ข)

รูปที่ 4.6 ผลการควบคุมในการตามรอยสัญญาณอ้างอิง

(ก) ผลตอบของการควบคุม (ข) สัญญาณควบคุม



(ก)

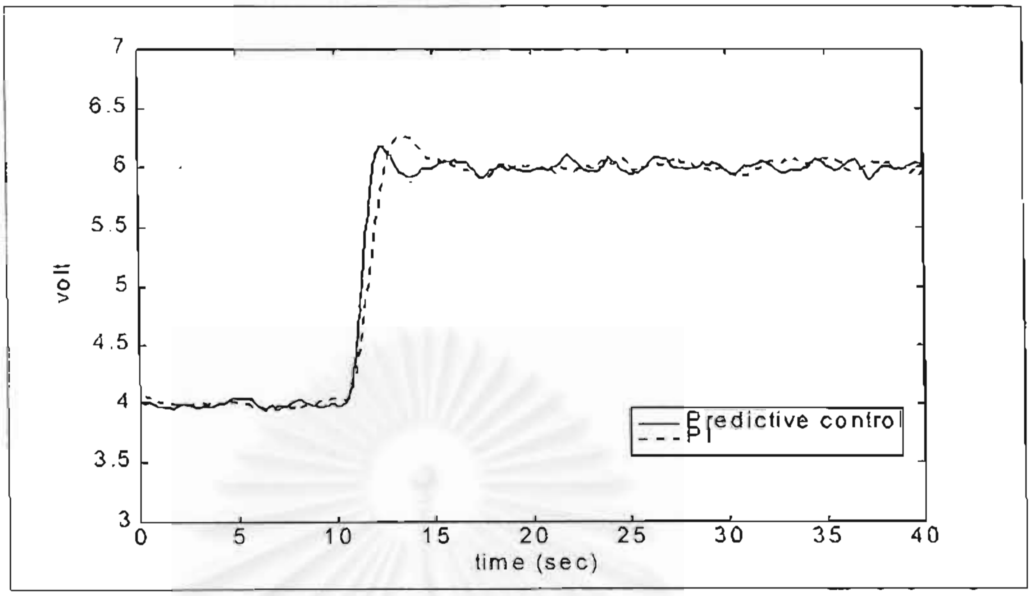


(ข)

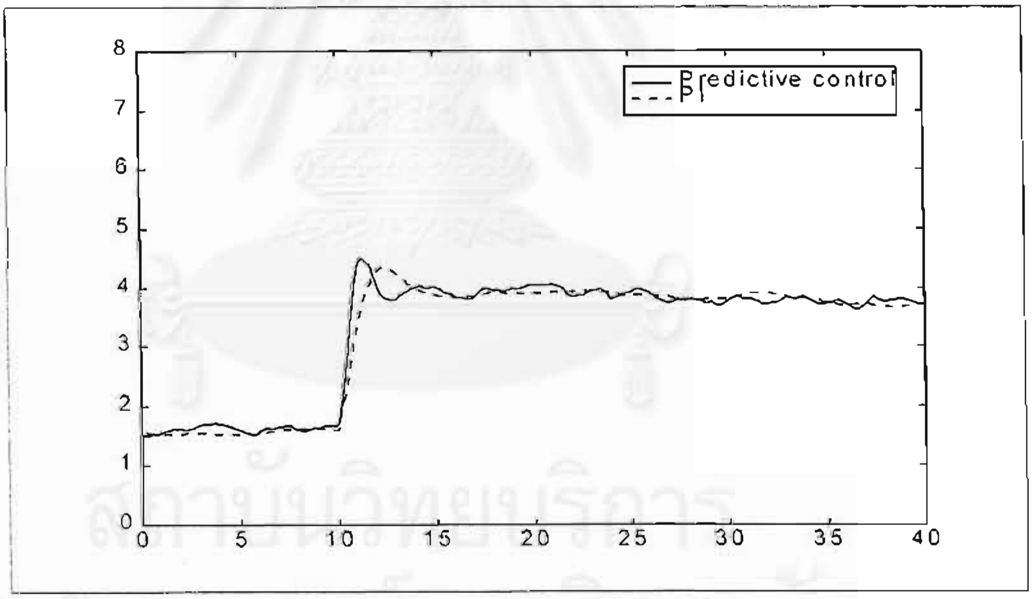
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รูปที่ 4.7ผลการควบคุมขจัดผลของสัญญาณรบกวนเนื่องจากการเปลี่ยนอัตราการไหลอากาศ

(ก) ผลตอบของการควบคุม (ข) สัญญาณควบคุม



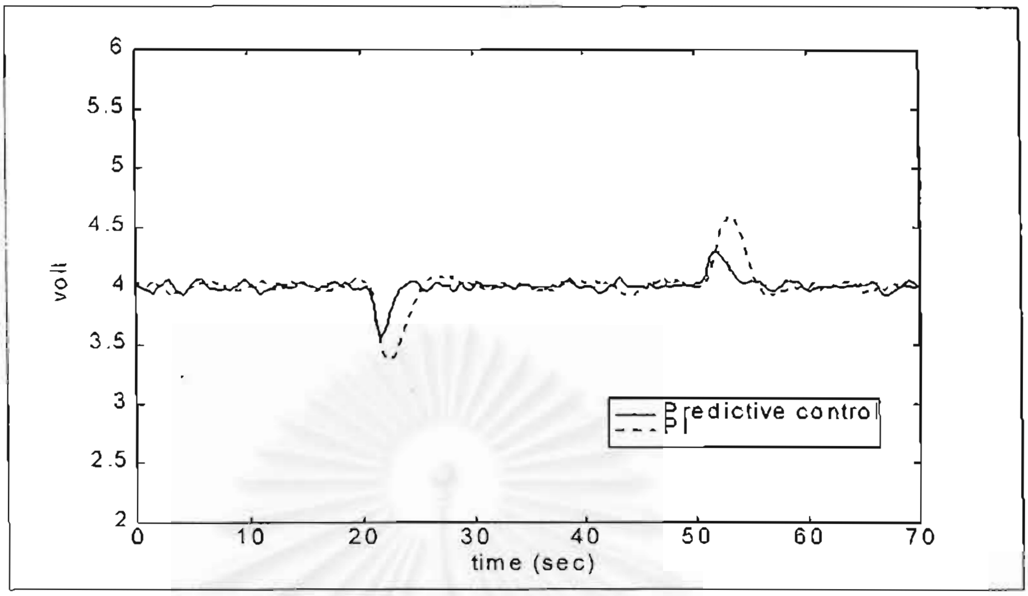
(ก)



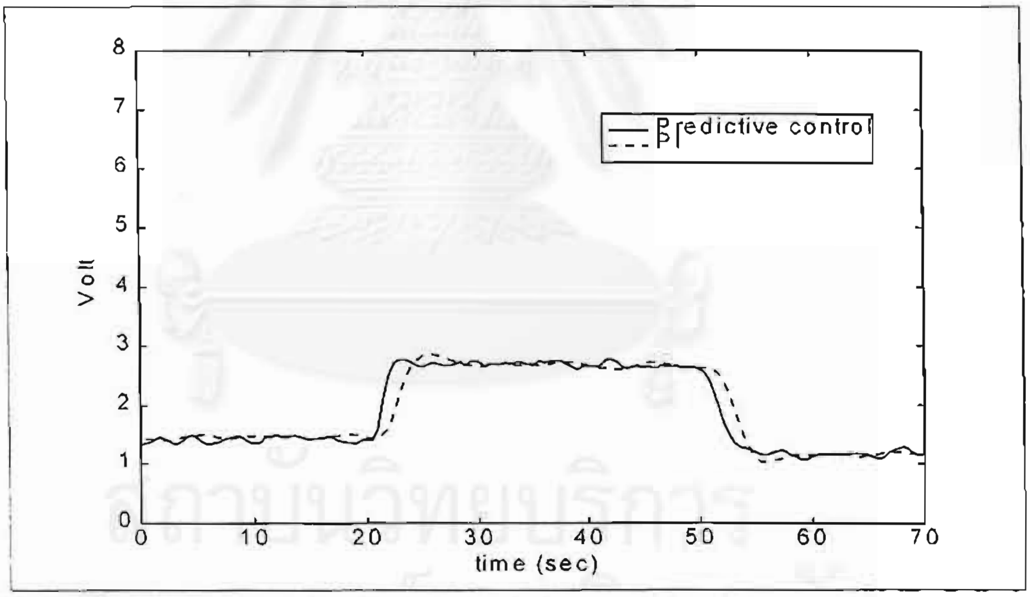
รูปที่ 4.8 เปรียบเทียบผลการควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานกับตัวควบคุม PI

(ก) ผลตอบของการควบคุม (ข) สัญญาณควบคุม

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



(ก)

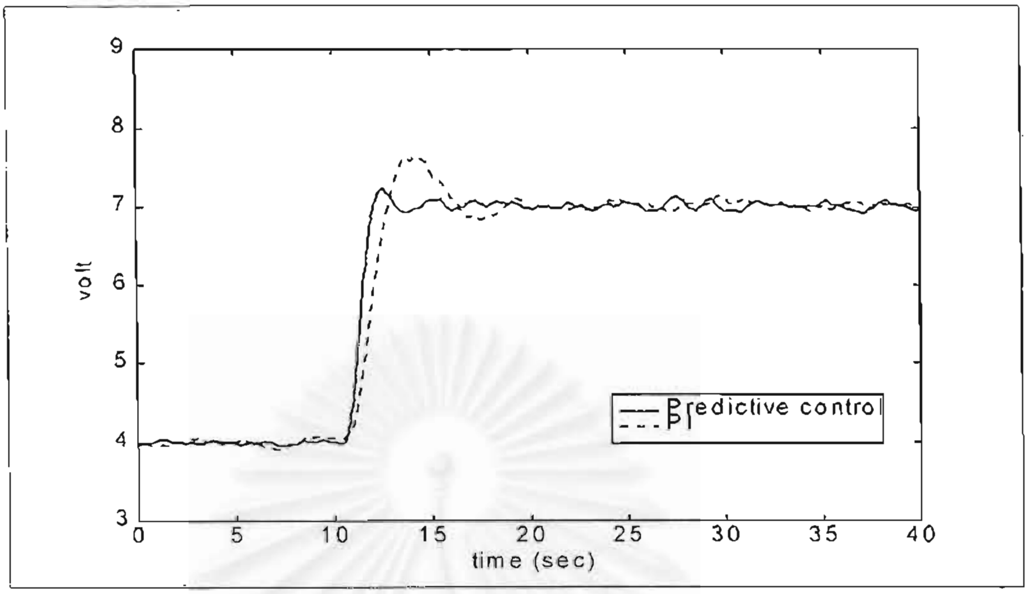


(ข)

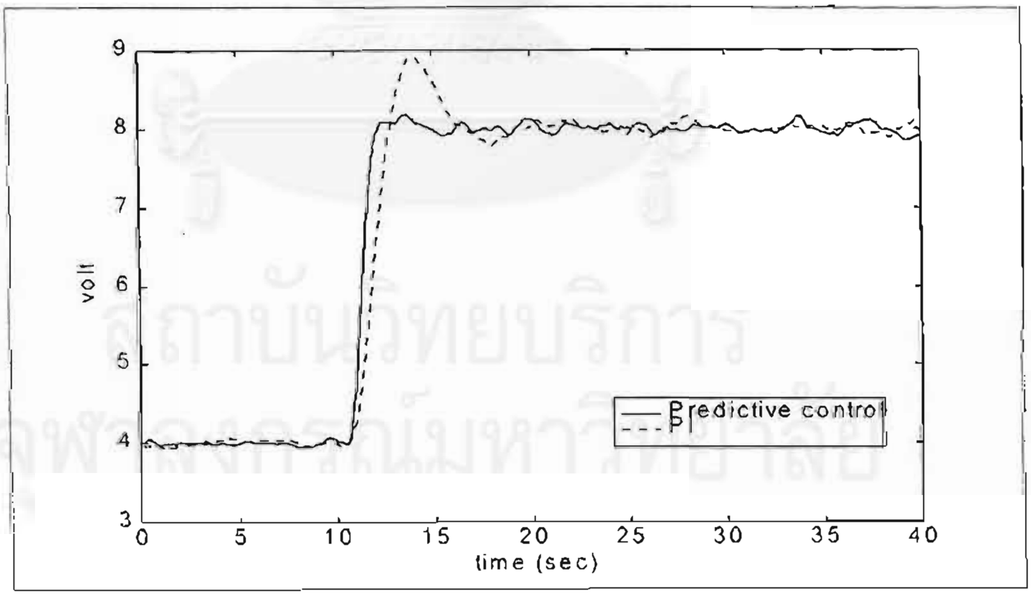
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รูปที่ 4.9 เปรียบเทียบผลการควบคุมเมื่อมีการเปลี่ยนพละกับตัวควบคุม PI

(ก) ผลตอบของการควบคุม (ข) สัญญาณควบคุม

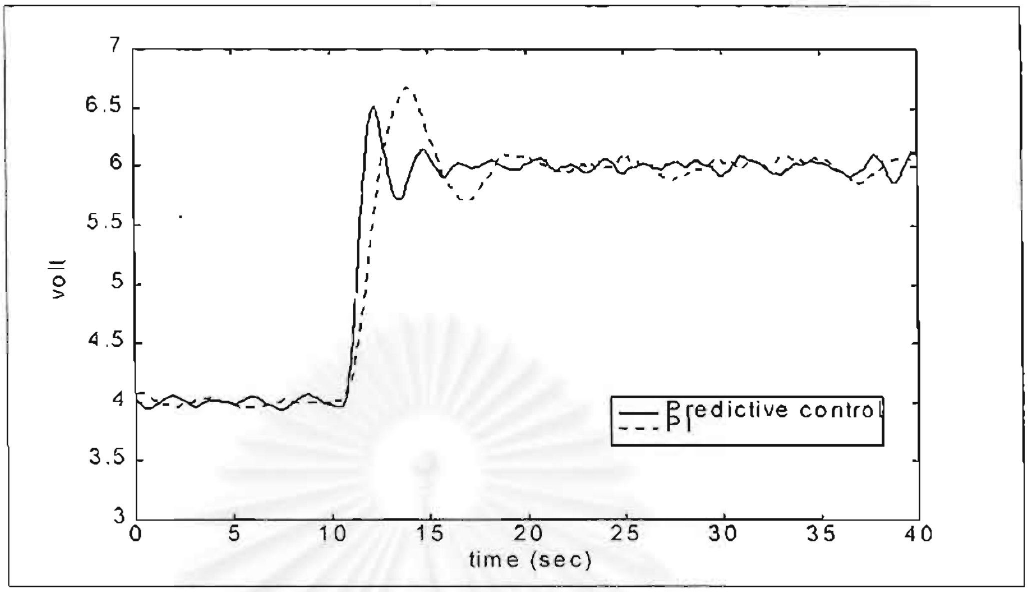


รูปที่ 4.10 การควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานที่ 4 เป็น 7 โวลต์

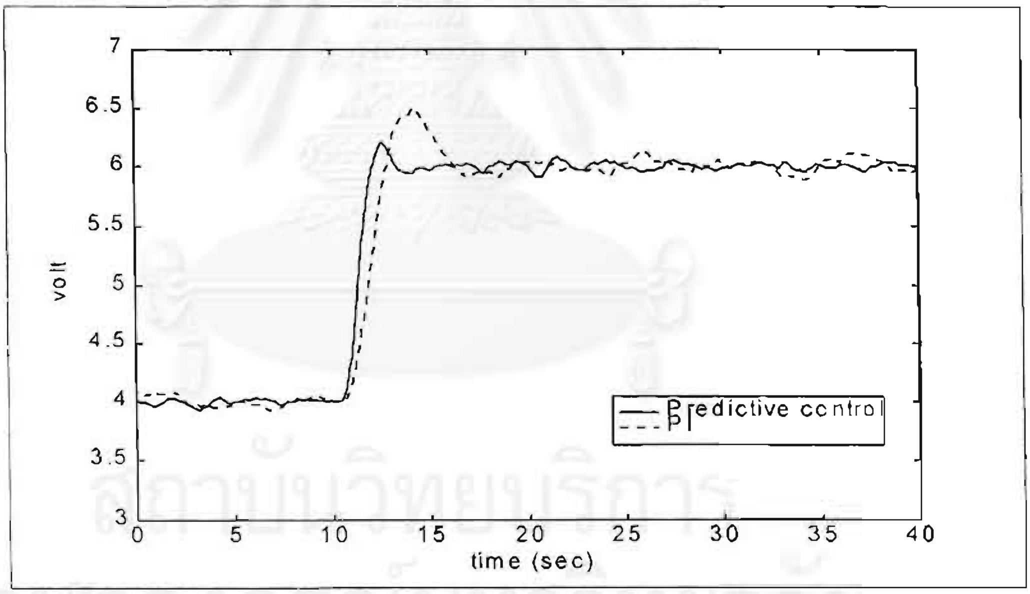


รูปที่ 4.11 การควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานที่ 4 เป็น 8 โวลต์

I 18933 35X



รูปที่ 4.12 ผลการควบคุมเมื่อทำงานที่หล็อตทอล 4



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รูปที่ 4.13 ผลการควบคุมเมื่อทำงานที่หล็อตทอล 6

4.5 สรุปผล

ในส่วนของบทนี้ได้นำเสนอผลการควบคุมด้วยตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี โดยได้นำเสนอทั้งผลของการจำลองระบบด้วยคอมพิวเตอร์และการทดสอบในกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อนในเวลาจริง ซึ่งจากการทดสอบจะเห็นได้ว่าตัวควบคุมสามารถทำการควบคุมในการเปลี่ยนจุดทำงานและการกำจัดสิ่งรบกวนได้ สามารถควบคุมระบบให้ได้ผลตอบที่ดีแม้จะทำงานในช่วงการควบคุมที่กว้าง และคงทนต่อสภาวะของระบบที่เปลี่ยนไป ซึ่งการควบคุมทั้งหมดที่กล่าวมานี้ ตัวควบคุมสามารถทำงานได้ดีกว่าตัวควบคุมแบบดั้งเดิม (PI)

บทที่ 5

การจำลองระบบหอกลั่น

ในบทนี้จะกล่าวถึงการพิจารณาการควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนแบบฐานรัศมีในการควบคุมระบบหลายตัวแปร โดยจะยกตัวอย่างระบบกระบวนการหอกลั่น ซึ่งจะทำการควบคุมความเข้มข้นของสารที่ยอดหอและฐานหอเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงจุดทำงานและอัตราการป้อนสารเข้าที่กลางหอ

5.1 กระบวนการหอกลั่น [24]

หอกลั่นที่ใช้ศึกษานี้เป็นหอกลั่นแบบกลั่นสารสองชนิด ซึ่งทำการกลั่นน้ำกับแอลกอฮอล์ โดยกระบวนการแยกสารจะอาศัยความแตกต่างในการกลายเป็นไอของสารแต่ละชนิด สารผสมที่อยู่ในหม้อต้มและสารที่ป้อนเข้ามาที่กลางหอ จะได้รับความร้อนจากตัวทำความร้อนจนถึงอุณหภูมิที่สูงพอที่จะให้สารเกิดการระเหยกลายเป็นไอ ไอของสารผสมนี้ก็จะผ่านไปยังชั้น (trays) ต่างๆ ซึ่งมีทั้งหมดยี่สิบชั้น เกิดการกลั่นแบบลำดับส่วนภายในแต่ละชั้น โดยไอของสารผสมที่ออกจากชั้นบนสุดของคอลัมน์จะมีความเข้มข้นของสารที่มีจุดเดือดต่ำกว่าอยู่ในปริมาณมาก จากนั้นจะส่งผ่านมาเข้าเครื่องควบแน่นทำให้จากไอกลายเป็นของเหลว ซึ่งของเหลวนี้อาจจะควบคุมให้ไหลย้อนกลับเข้าไปยังหอ เรียกว่าการป้อนกลับยอดหอ (external reflux) เพื่อเป็นการควบคุมความเข้มข้นของผลิตภัณฑ์หรืออาจจะถูกส่งออกไปเพื่อเป็นสารผลิตภัณฑ์ ส่วนสารที่อยู่ในหม้อต้มก็จะมีความเข้มข้นของสารที่มีจุดเดือดสูงอยู่ในปริมาณที่มาก

ในการพิจารณาระบบหอกลั่นต่อไปนี้จะกำหนดให้เป็นระบบที่แยกสารสองชนิดเท่านั้นซึ่งมีการระเหยสัมพัทธ์ (relative volatility) คงที่ตลอดทั้งคอลัมน์ โดยจะทำให้ได้ความสัมพันธ์สมดุลระหว่างไอกับของเหลว

$$y_n = \frac{\alpha x_n}{1 + (\alpha - 1)x_n} \tag{5-1}$$

โดย x_n คือความเข้มข้นของของเหลวบนชั้นที่ n

y_n คือความเข้มข้นของไอในชั้นที่ n

α คือการระเหยสัมพัทธ์

ซึ่งมีการนำสารผสมเข้ามาที่ชั้น N_F ด้วยอัตรา F โมล/นาที ด้วยความเข้มข้น z ซึ่งเป็นอัตราส่วนโมลของสารที่ระเหยง่าย ไอจากชั้นบนสุดจะถูกควบแน่นและผ่านไปที่ถังสารป้อนกลับ (reflux drum) ซึ่งจะบรรจุของเหลวจากการควบแน่นความเข้มข้น x_D ซึ่งมีของเหลวในถังป้อนกลับจำนวน M_D โมล สารในถังจะถูกป้อนกลับที่ชั้นบนสุด (N_T) ของคอลัมน์ด้วยอัตรา R โมล/นาที และส่งออกไปเป็นผลิตภัณฑ์ D

ที่ด้านล่างของหอสารที่มีจุดเดือดสูงกว่าจะถูกปล่อยออกไปด้วยอัตรา B โมล/นาที โดยมีความเข้มข้น x_B ไอที่เกิดจากการต้มสารที่หม้อต้มจะลอยสูงขึ้นไปด้วยอัตรา V โมล/นาที ด้วยความเข้มข้นของไอจากหม้อต้มสู่ชั้นที่หนึ่งเป็น y_B ซึ่งสารที่ด้านล่างของหอจะมีความเข้มข้น x_B จำนวน M_B โมล

จำนวนคอลัมน์ทั้งหมดเป็น N_T มีของเหลวในชั้นที่ n เท่ากับ M_n โมล ของเหลวไหลออกจากชั้นที่ n ด้วยอัตรา L_n โมล/นาที และในแต่ละชั้นมีการผสมกันอย่างสมบูรณ์ด้วยความเข้มข้น x_n และกำหนดให้ไม่มีไอค้างอยู่ในแต่ละชั้น (ข้อกำหนดนี้จะใช้ไม่ได้ในกรณีที่ในหอมีความดันสูงแม้ว่าไอจะมีปริมาตรมากและจำนวนโมลที่ส่วนใหญ่จะน้อยเพราะความหนาแน่นของไอน้อยกว่าความหนาแน่นของของเหลวก็ตาม) ซึ่งจากข้อกำหนดนี้ทำให้สภาวะที่คงตัวอัตราการไหลของไอจะเท่ากันทุกชั้น

$$V = V_1 = V_2 = V_3 = \cdots = V_{NT} \tag{5-2}$$

ซึ่งจากข้อกำหนดทั้งหมดที่ผ่านมานี้ทำให้เขียนสมการของระบบได้โดยแยกเป็น สมการความต่อเนื่องโดยรวม (total continuity equations) และสมการความต่อเนื่องขององค์ประกอบ (component continuity equations)

พิจารณาที่ถังสารป้อนกลับ

$$\frac{dM_D}{dt} = V - R - D \tag{5-3}$$

$$\frac{d(M_D x_D)}{dt} = V y_{NT} - (R + D) x_D \tag{5-4}$$

พิจารณาที่ชั้นบน ($n = N_T$)

$$\frac{dM_{NT}}{dt} = R - L_{NT} \tag{5-5}$$

$$\frac{d(M_{NT} x_{NT})}{dt} = R x_D - L_{NT} x_{NT} + V y_{NT-1} - V y_{NT} \tag{5-6}$$

พิจารณาที่ชั้น n โดย $n = 1,2,\ldots,N_T$

$$\frac{dM_n}{dt} = L_{n+1} - L_n \tag{5-7}$$

$$\frac{d(M_n x_n)}{dt} = L_{n+1}x_{n+1} - L_n x_n + Vy_{n-1} - Vy_n \tag{5-8}$$

พิจารณาชั้นที่นำสารเข้า (feed tray)

$$\frac{dM_{NF}}{dt} = L_{NF+1} - L_{NF} + F \tag{5-9}$$

$$\frac{d(M_{NF}x_{NF})}{dt} = L_{NF+1}x_{NF+1} - L_{NF}x_{NF} + Vy_{NF-1} - Vy_{NF} + Fz \tag{5-10}$$

พิจารณาที่หม้อต้ม

$$\frac{dM_B}{dt} = L_1 - V - B \tag{5-11}$$

$$\frac{d(M_B x_B)}{dt} = L_1 x_1 - Vy_B - Bx_B \tag{5-12}$$

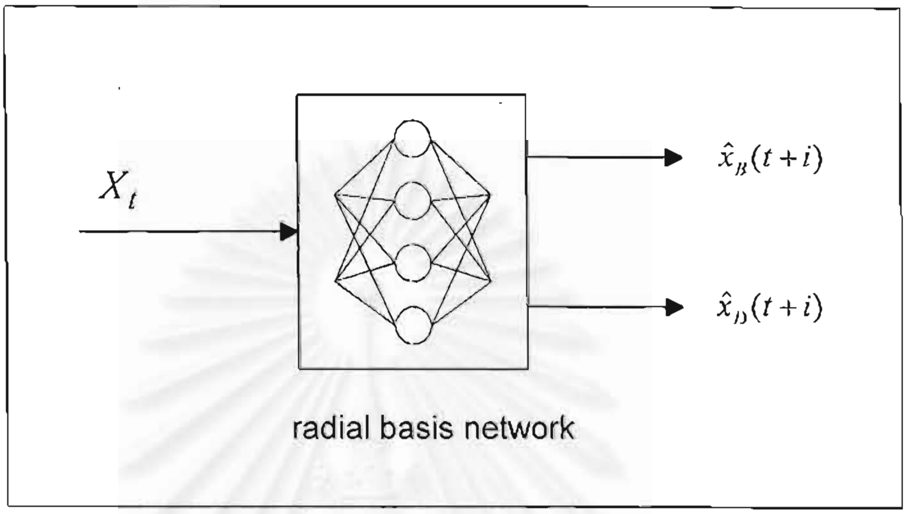
โดยข้อมูลต่างๆ ของระบบหอกลั่นที่ใช้ทำการจำลองระบบในงานวิจัยนี้ สามารถดูได้จาก [24]

การควบคุมหอกลั่นต้องการควบคุมความเข้มข้นของยอดหอและฐานหอกลั่นให้เป็นไปตามที่กำหนด โดยทั่วไปจะทำการควบคุมแบบจับคู่ตัวแปร (pairing) โดยควบคุมคุณภาพของผลิตภัณฑ์ที่ยอดหอและฐานหอ ด้วยอัตราการป้อนกลับยอดหอและพลังงานที่จ่ายให้กับหม้อต้มตามลำดับ ซึ่งตัวควบคุมที่ยอดและฐานหอจะแยกออกจากกัน แต่มีข้อเสียคือไม่ได้คำนึงถึง ปฏิสัมพันธ์ (interaction) ระหว่างการควบคุมยอดหอและฐานหอ ในการพิจารณาการควบคุมหอกลั่นในบทนี้ ตัวควบคุมแบบทำนายด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีจะทำการควบคุมยอดหอและฐานหอไปพร้อมกันทำให้ลดการเกิดปฏิสัมพันธ์ในระหว่างการควบคุม ด้วยการพิจารณาฟังก์ชันจุดประสงค์ทั้งยอดหอและฐานหอรวมกัน

5.2 การพิจารณาสร้างตัวควบคุมสำหรับหอกลั่น

การควบคุมหอกลั่นต้องการควบคุมความเข้มข้นของยอดหอและฐานหอกลั่นให้เป็นไปตามที่กำหนด ดังนั้นจึงสร้างตัวทำนายเพื่อตรวจสอบผลตอบของความเข้มข้นของยอดหอและฐาน

หอล่วงหน้าดังแสดงในรูปที่ 5.1 เพื่อนำไปคำนวณหาสัญญาณควบคุมต่อไป ข้อมูลจากหอกลั่นที่สามารถใช้ในการสร้างตัวทำนายได้แก่ความเข้มข้นในแต่ละชั้นของหอกลั่น อัตราไหลของไอ



รูปที่ 5.1 ตัวทำนายเครือข่ายฐานรัศมี

อัตราการป้อนกลับสาร และอัตราการป้อนสารที่กลางหอ แต่เนื่องจากข้อมูลทั้งหมดมีจำนวนมากทำให้โครงสร้างของเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีมีขนาดใหญ่ จึงพิจารณาเลือกเฉพาะข้อมูลที่มีความสำคัญต่อการควบคุมหอกลั่นในการสร้างตัวทำนายซึ่งได้แก่ ความเข้มข้นที่ยอดหอ ความเข้มข้นที่ฐานหอ อัตราไหลของไอ อัตราการป้อนกลับสาร และอัตราการป้อนสารที่กลางหอเพียงเท่านั้น

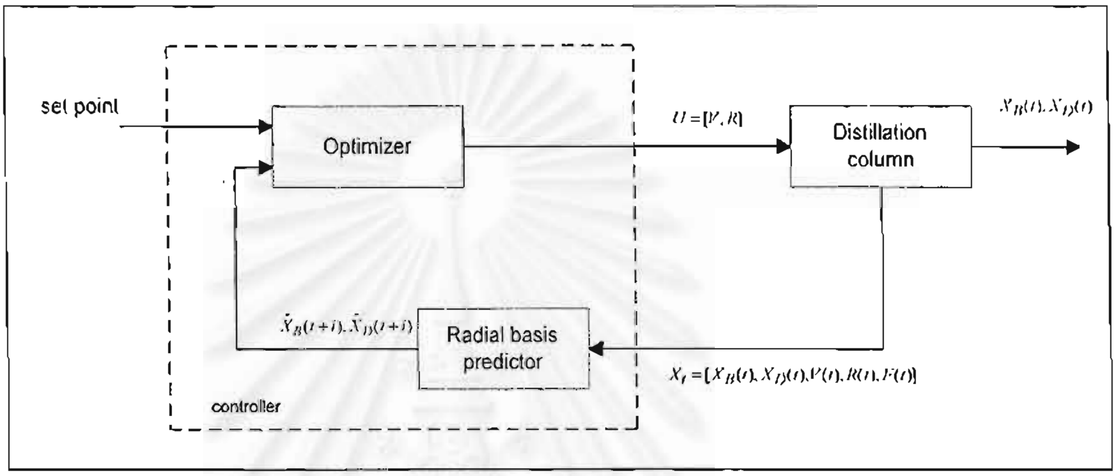
$$X_t = [x_B(t), x_D(t), V(t), R(t), F(t)]$$

ซึ่งได้กำหนดช่วงของข้อมูลโดยพิจารณาจากขอบเขตการทำงานของหอกลั่นดังนี้

ข้อมูล	ขอบเขตของสัญญาณ
ความเข้มข้นของสารที่ฐานหอ X_B	0–0.4 สัดส่วนโมล
ความเข้มข้นของสารที่ยอดหอ X_D	0.6–1 สัดส่วนโมล
อัตราการกลายเป็นไอ V	0–200 โมล/นาที
อัตราการป้อนกลับสารที่ยอดหอ R	0–100 โมล/นาที
อัตราการป้อนสารที่กลางหอ F	80–120 โมล/นาที

ตารางที่ 5.1 ขอบเขตของสัญญาณ

จากข้อมูลทั้งหมดนี้นำมาปรับลดทอนสัญญาณให้อยู่ในช่วงเดียวกันคือ −1 ถึง 1 ก่อนเข้าเครือข่าย (เนื่องจากค่าของข้อมูลมีค่าที่อยู่ในช่วงที่แตกต่างกันมากซึ่งอาจจะทำให้เกิดปัญหาในการสร้างตัวควบคุม) ซึ่งการวางปมก็ให้วางครอบคลุมช่วงของข้อมูลทั้งหมดในช่วง [−1,1]ใน 5 มิติ จำนวนปมของเครือข่ายเท่ากับ 32 ปม ซึ่งสัญญาณออกของเครือข่ายจะเป็นการทำนายผลตอบของความเข้มข้นของยอดและฐานหอในอนาคต



รูปที่ 5.2 โครงสร้างการควบคุม

ส่วนการสอนเครือข่ายนั้น ชุดข้อมูลที่ใช้เป็นผลตอบของการเปลี่ยนแปลงของอัตราไหลของไอ อัตราการป้อนกลับสาร และอัตราการป้อนสารที่กลางหอที่เปลี่ยนแปลงแบบขั้น นำมาสอนแบบออฟไลน์ก่อนแล้วค่อยทำการสอนแบบออนไลน์อีกครั้งหนึ่ง

สำหรับตัวควบคุมจะมีโครงสร้างดังแสดงในรูปที่ 5.2 ตัวทำนายเครือข่ายฐานรัศมีที่ได้จากการสอนจะใช้ทำนายผลตอบของยอดหอและฐานหอล่วงหน้าเพื่อนำมาคำนวนสัญญาณควบคุมซึ่งได้แก่อัตราการกลายเป็นไอ V และอัตราการป้อนกลับสารที่ยอดหอ R ด้วยวิธีการทำเหมาะสมที่สุดดังที่แสดงในบทที่ 3 โดยฟังก์ชันจุดประสงค์ที่พิจารณาที่ยอดหอและฐานหอเป็นดังนี้

ที่ยอดหอ

$$J_{X_D} = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N_p}[ref_{X_D}(t+i) - \hat{y}_{X_D}(t+i)]^2 + \frac{1}{2}\gamma_R\left[\Delta R^T \Delta R\right] - \beta_R \log(R - \underline{R}) - \beta_R \log(\overline{R} - R)$$

ที่ฐานหอ

$$J_{X_B} = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N_p}[ref_{X_B}(t+i) - \hat{y}_{X_B}(t+i)]^2 + \frac{1}{2}\gamma_V\left[\Delta V^T \Delta V\right] - \beta_V \log(V - \underline{V}) - \beta_V \log(\overline{V} - V)$$

โดย ref_{X_B}, ref_{X_D} คือสัญญาณอ้างอิง $\hat{y}_{X_B}, \hat{y}_{X_D}$ คือสัญญาณของการทำนาย $\underline{V}, \underline{R}$ คือค่าขอบเขตต่ำสุดของสัญญาณควบคุม $\overline{V}, \overline{R}$ คือค่าขอบเขตสูงสุดของสัญญาณควบคุม γ_V และ γ_R คือน้ำหนักถ่วงสัญญาณควบคุมที่ฐานหอและยอดหอ β_V และ β_R คือพารามิเตอร์แบร์เรียร์ของสัญญาณควบคุมที่ฐานหอและยอดหอซึ่ง β_V และ β_R โดยฟังก์ชันลอการิทึมเป็นเงื่อนไขบังคับไม่ให้ค่าของสัญญาณควบคุมเกินขอบเขต

ในการควบคุมแบบจับคู่ตัวแปรจะแยกวงรอบของการควบคุมของเป็นสองส่วนออกจากกัน โดยจะมีตัวควบคุมสองตัวที่อิสระต่อกันทำการควบคุมความเข้มข้นของยอดหอและฐานหอ ซึ่งจะเกิดปฏิสัมพันธ์ในระหว่างการควบคุมมาก เพื่อเป็นการลดการเกิดปฏิสัมพันธ์ระหว่างการควบคุม ดังนั้นในการพิจารณาตัวควบคุมแบบทำนายจึงทำการควบคุมความเข้มข้นทั้งยอดหอและฐานหอไปพร้อมกัน ด้วยการพิจารณาฟังก์ชันจุดประสงค์รวมกัน

$$J = J_{X_B} + J_{X_D} \tag{5-13}$$

ซึ่งจะทำการคำนวณหาสัญญาณควบคุมที่ยอดหอและฐานหอด้วยการทำเหมาะสมที่สุดสมการที่ (5-13)

$$U(t) = \arg\min J(U(t)) \tag{5-14}$$

โดย $U(t) = [V(t) \quad R(t)]^T$ ซึ่งกฎการควบคุมที่ได้จากการหาค่าน้อยที่สุดของฟังก์ชันจุดประสงค์ในแต่ละครั้งของการสุ่มจะได้

$$U_{k+1}(t) = U_k(t-1) + \lambda_k s_k \tag{5-15}$$

s^t คือ ทิศทางในการหาคำตอบ ซึ่งใช้วิธีของ Broyden, Fletcher, Goldfard และ Shanno หรือ BFGS ซึ่งสามารถหาคำตอบได้เร็วและใช้ได้ดีกับการหาคำตอบแบบเส้นทางไม่แม่นยำ [26] λ_k คือช่วงก้าว (step length) ซึ่งใช้ตัวเลขแรกของลำดับ $1, \frac{1}{2}, \frac{1}{4}, \frac{1}{8}, \ldots, 2^{-i}, \ldots$ ที่ไม่ทำให้สัญญาณควบคุมมีค่าเกินขอบเขตที่กำหนดไว้และสอดคล้องเงื่อนไขของ อามิโฮ (ดู (3-9) ประกอบ)

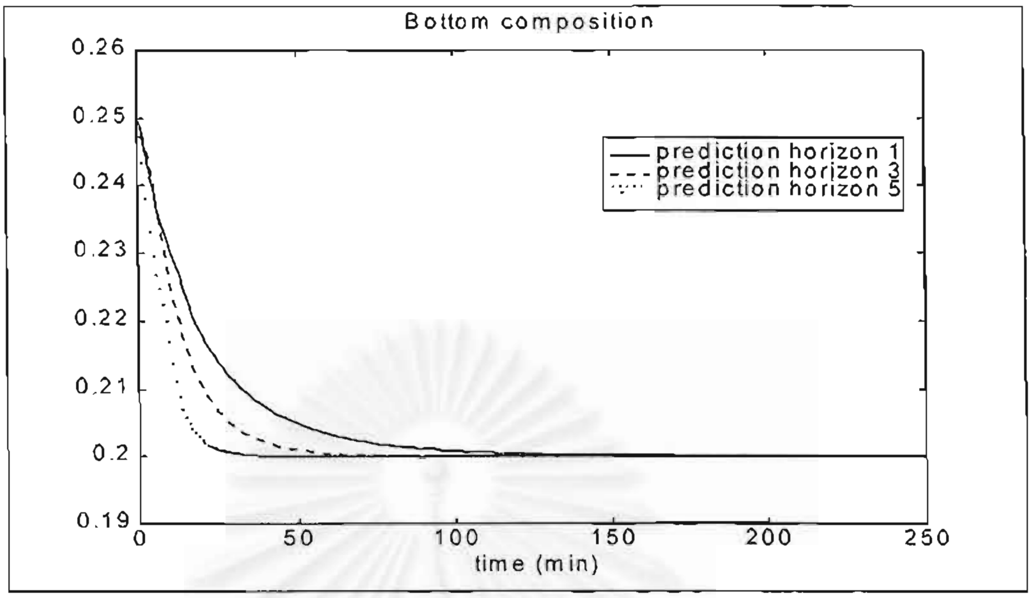
5.3 ผลการจำลองระบบ

ผลการจำลองระบบต่อไปนี้ประกอบด้วยส่วนของผลการควบคุมเมื่อเส้นขอบของการทำนายค่าต่างๆกัน ส่วนของการเปรียบเทียบการพิจารณาตัวควบคุมด้วยการคิดฟังก์ชันจุดประสงค์ของยอดหอและฐานหอรวมกันหรือแบบ MIMO เพื่อเป็นการลดปฏิสัมพันธ์ในการควบคุมกับวิธีการคิดฟังก์ชันจุดประสงค์ของยอดหอและฐานหอแยกกันหรือแบบจับคู่ตัวแปร และสุดท้ายจะเป็นการเปรียบเทียบผลการควบคุมกับตัวควบคุม PI โดยจะพิจารณาผลการควบคุมการเปลี่ยนจุดทำงานของยอดหอและผลการกำจัดสัญญาณรบกวนเนื่องจากการเปลี่ยนอัตราการป้อนสารเข้าที่กลางหอ

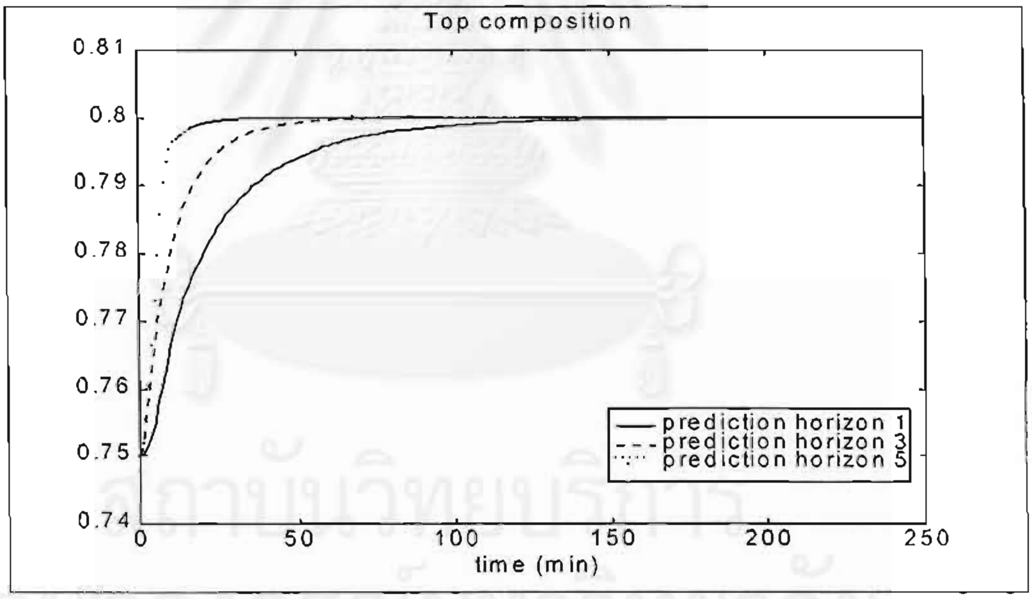
ในส่วนของศึกษาการเปลี่ยนเส้นขอบการทำนายของตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายฐานรัศมี เพื่อเป็นแนวทางในเลือกค่าเส้นขอบการทำนายเมื่อไปประยุกต์ควบคุมระบบหอกลั่นจริง โดยจะเป็นการพิจารณาผลการควบคุมเปลี่ยนจุดทำงาน โดยจะควบคุมเพิ่มความเข้มข้นของยอดหอให้สูงขึ้นจาก 0.75 เป็น 0.80 เพื่อเป็นการเพิ่มคุณค่าของผลิตพันธ์และลดความเข้มข้นของฐานหอจาก 0.25 เป็น 0.20 เพื่อเป็นการประหยัดสารวัตถุดิบ โดยในลำดับแรกจะพิจารณาผลของเส้นขอบการทำนายที่ค่าต่างๆ กัน ในรูปที่ 5.3 และ 5.4 เป็นผลตอบและสัญญาณควบคุมในการเปลี่ยนเส้นขอบการทำนาย ซึ่งจะเห็นว่าเส้นขอบการทำนายที่ยาวขึ้นจะให้ผลตอบมีช่วงเวลาเข้าที่สั้นลง แต่เส้นขอบการทำนายที่มากขึ้นก็จะทำให้ต้องใช้เวลาการคำนวณมากขึ้นเช่นกัน ในกรณีนี้จะเลือกเส้นขอบการทำนายเท่ากับห้าซึ่งเป็นตัวควบคุมที่มีช่วงเวลาเข้าที่สั้นที่สุดในการทดลองลำดับต่อไป

รูปที่ 5.5 และ 5.6 เป็นผลตอบและสัญญาณควบคุมของการเปรียบเทียบตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าโดยพิจารณาฟังก์ชันจุดประสงค์ที่ยอดหอและฐานหอรวมกันหรือแบบ MIMO กับการพิจารณาฟังก์ชันจุดประสงค์ที่ยอดหอและฐานหอแยกกันหรือการจับคู่ตัวแปร ซึ่งจะเห็นได้ว่า การพิจารณาฟังก์ชันจุดประสงค์ที่ยอดหอและฐานหอรวมกันให้ผลตอบที่ฐานหอและยอดหอมีช่วงเวลาเข้าที่สั้นกว่าการควบคุมแบบจับคู่ตัวแปร

ในการทดลองเปรียบเทียบผลการควบคุมกับตัวควบคุมแบบดั้งเดิมหรือ PI จะพิจารณาผลการควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานและผลการกำจัดสิ่งรบกวนเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงอัตราการป้อนสารที่กลางหอ ซึ่งในรูปที่ 5.7 และ 5.8 เป็นผลตอบและสัญญาณควบคุมของการเปรียบเทียบตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายฐานรัศมีและตัวควบคุมแบบ PI โดยตัวควบคุมแบบตัวสอบล่วงหน้าสามารถควบคุมตามรอยสัญญาณอ้างอิงได้และให้ผลตอบมีช่วงเวลาเข้าที่สั้นกว่าการควบคุมแบบ PI และในรูปที่ 5.9 และ 5.10 เป็นผลตอบและสัญญาณควบคุมของการขจัดผลของสัญญาณรบกวนเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงอัตราป้อนสารเข้าที่กลางหอ โดยจะควบคุมความเข้มข้นของยอดหอและฐานหอไว้ที่ 0.75 และ 0.25 ตามลำดับ โดยอัตราการป้อนสารเข้าที่กลางหอเปลี่ยนแปลงจาก 100 โมล/นาที เป็น 110 โมล/นาที และ 120 โมล/นาที ที่วินาทีที่ 10 และ 90 ตามลำดับและเปลี่ยนแปลงลดลงมาที่ 110 โมล/นาที และ 100 อีกครั้งในนาทีที่ 160 และ 260 ตามลำดับ ซึ่งเห็นได้ว่าตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายฐานรัศมีสามารถรักษาความเข้มข้นของหอกลั่นได้ตามที่กำหนดและให้ผลตอบที่ยอดหอและฐานหอมีช่วงเวลาเข้าที่สั้นและค่าพุ่งเกินของความเข้มข้นน้อยกว่าการควบคุมแบบ PI



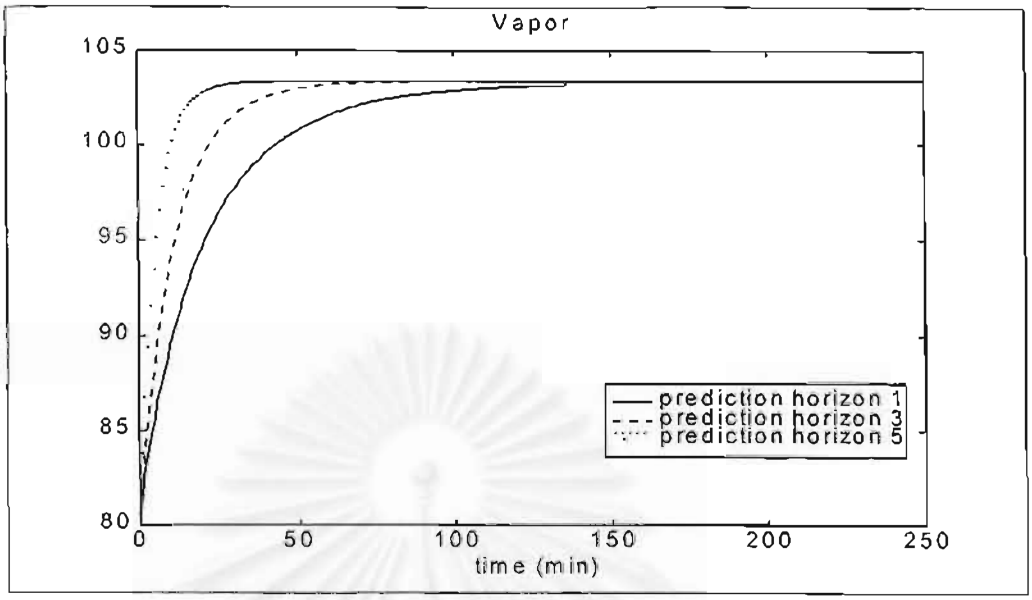
(ก)



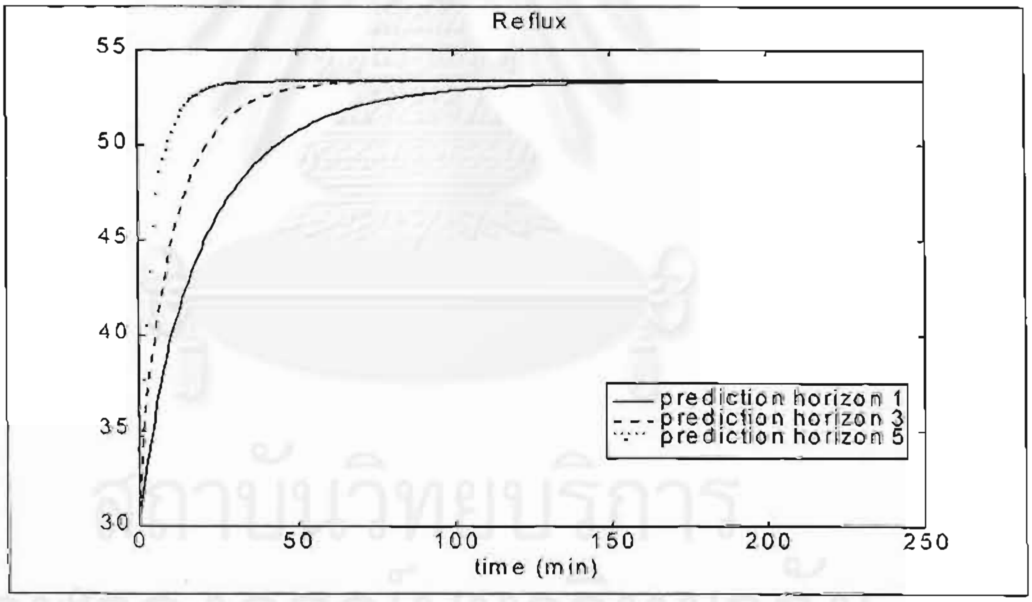
(ข)

รูปที่ 5.3 เปรียบเทียบผลตอบที่เส้นขอบการทำนายต่างๆ

(ก) ความเข้มข้นฐานหอ (ข) ความเข้มข้นยอดหอ



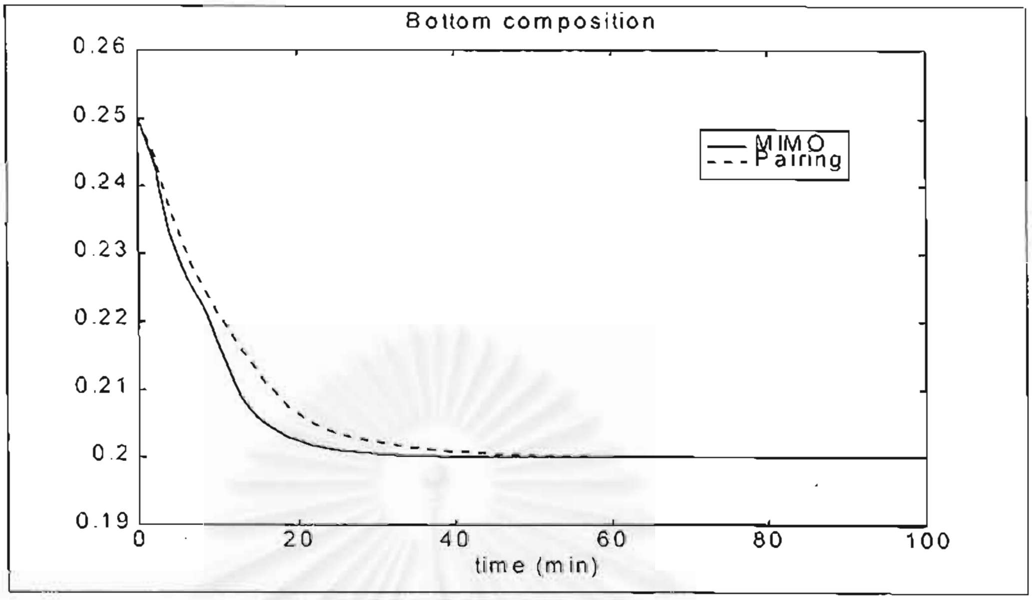
(ก)



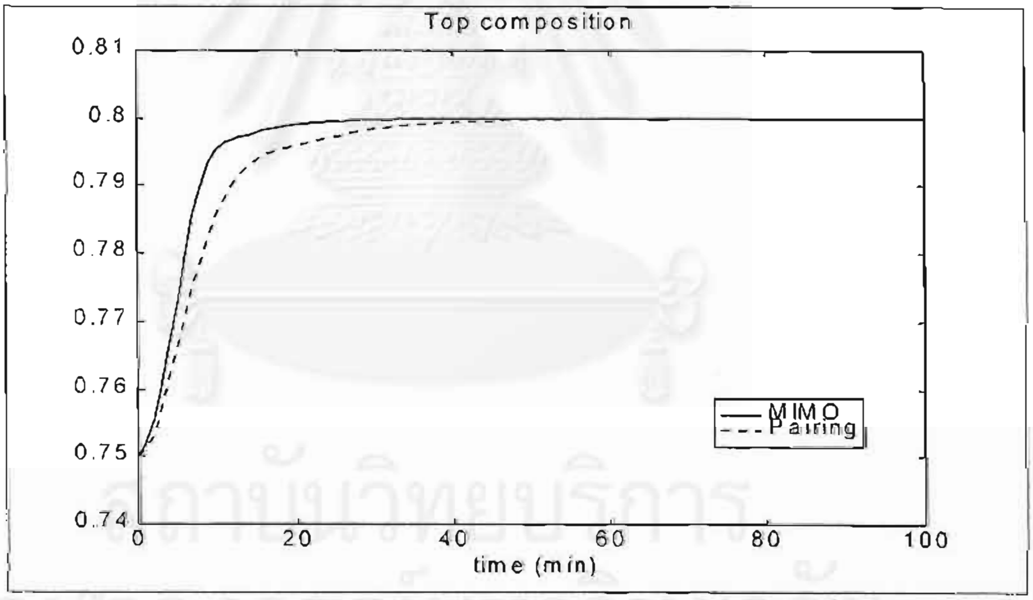
(ข)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รูปที่ 5.4 แสดงสัญญาณควบคุมของการเปลี่ยนเส้นขอบการทำนาย
(ก) อัตราการกลายเป็นไอที่ฐานหอ (ข) อัตราการป้อนกลับสารที่ยอดหอ



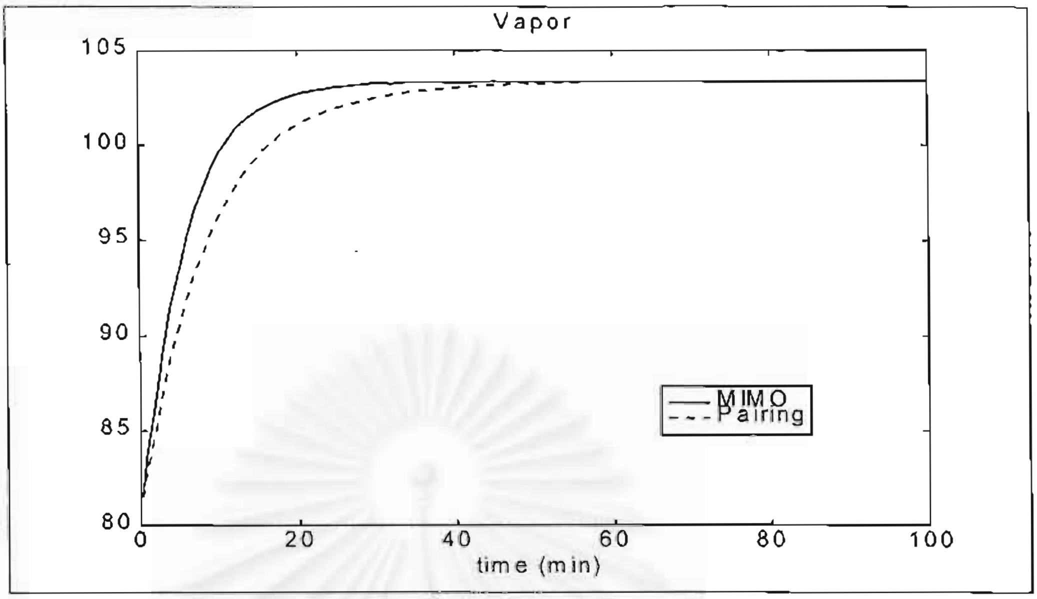
(ก)



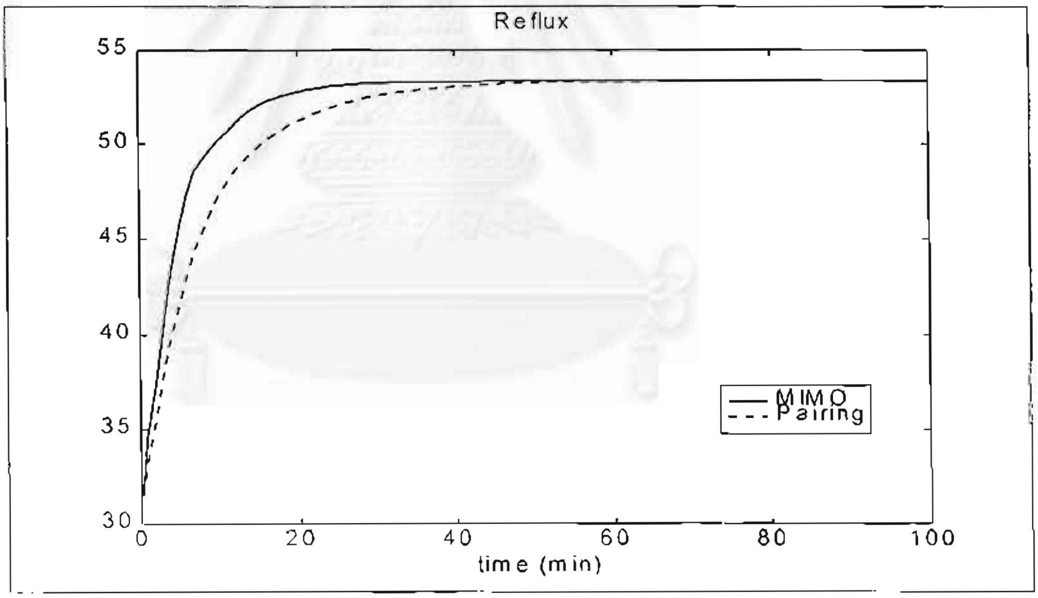
(ข)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รูปที่ 5.5 เปรียบเทียบการควบคุมแบบทำนายในการพิจารณาแบบ MIMO และจับคู่ตัวแปร
(ก) ความเข้มข้นที่ฐานหอ (ข) ความเข้มข้นที่ยอดหอ

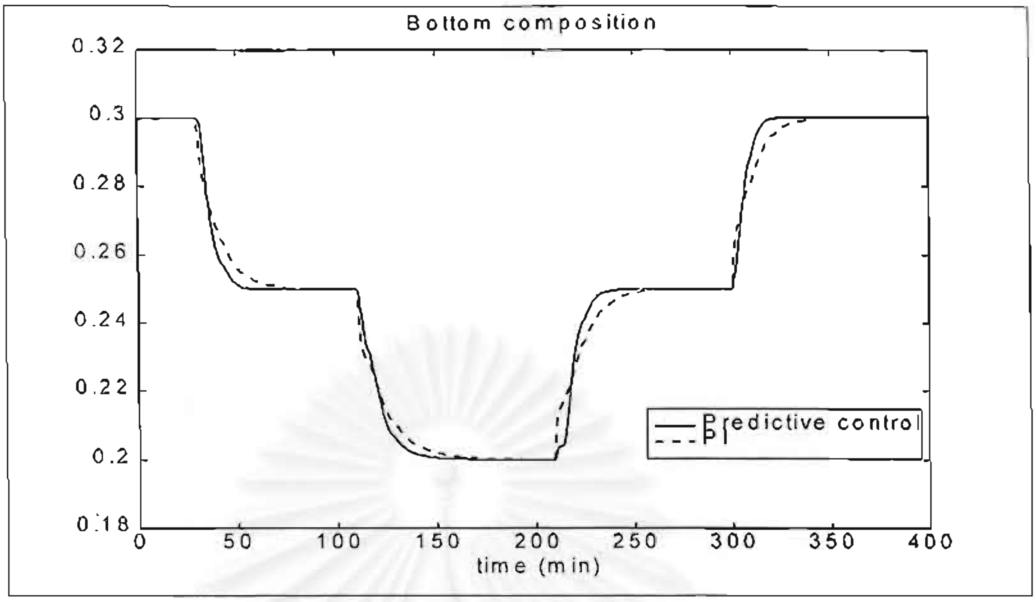


(ก)

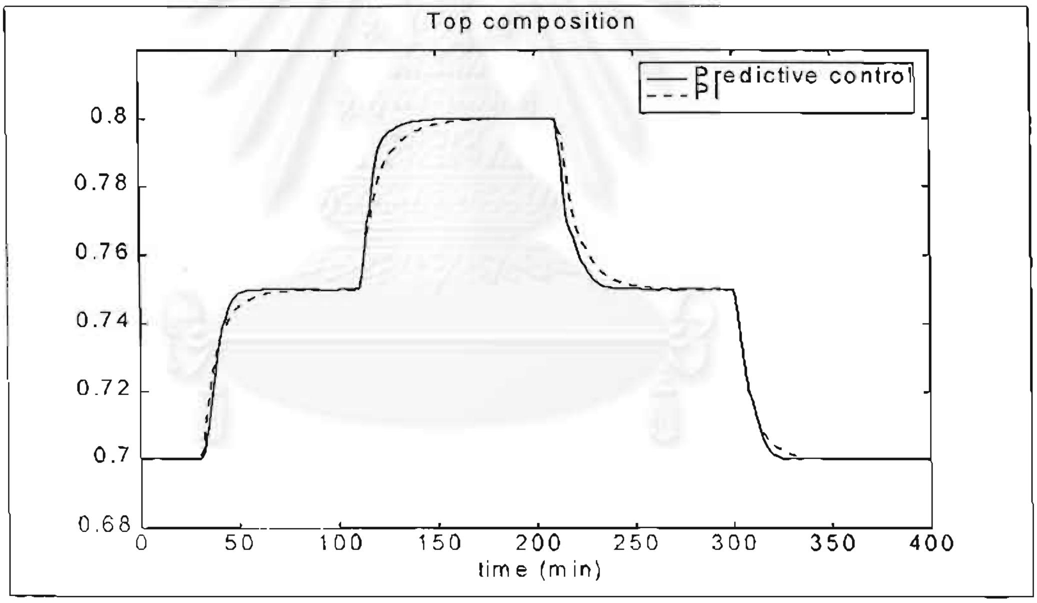


(ข)

รูปที่ 5.6 แสดงสัญญาณควบคุมของการควบคุมแบบ MIMO และการจับคู่ตัวแปร
(ก) อัตราการกลายเป็นไอที่ฐานหอ (ข) อัตราการป้อนกลับสารที่ยอดหอ



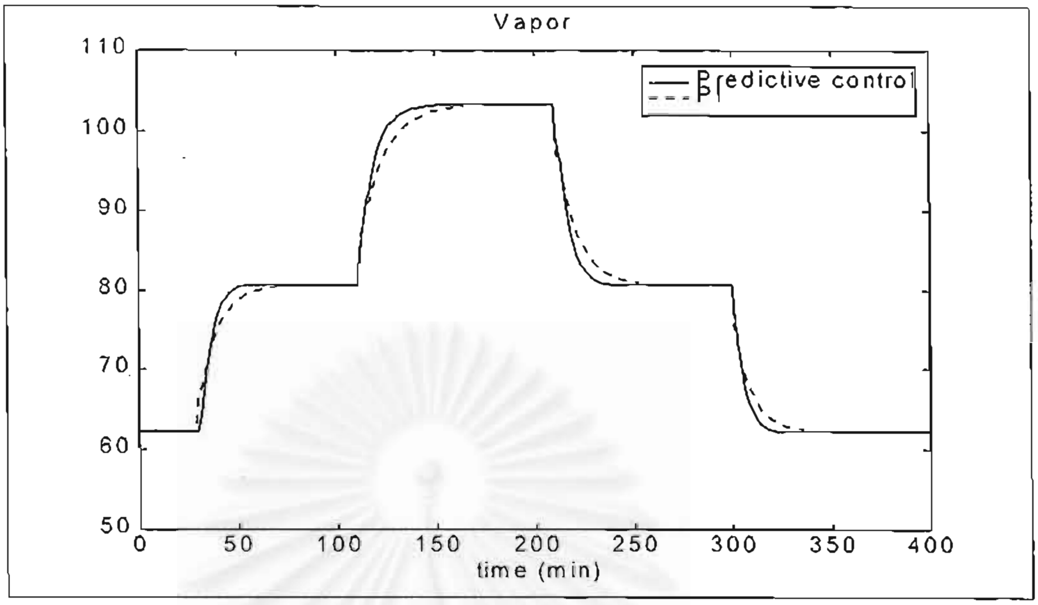
(ก)



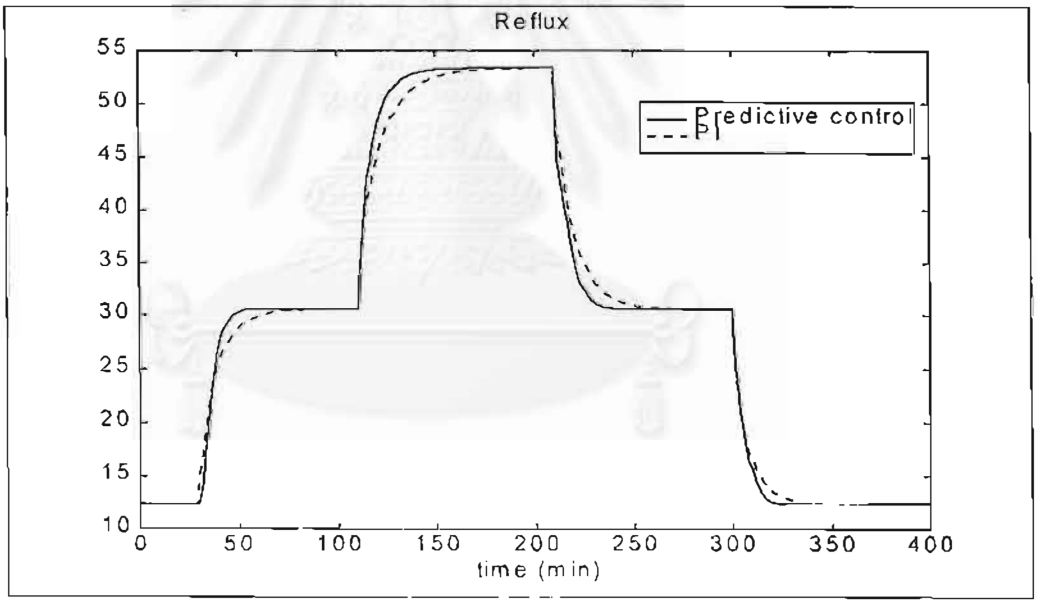
(ข)

รูปที่ 5.7 เปรียบเทียบการควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานกับตัวควบคุมแบบ PI

(ก) ความเข้มข้นฐานหอ (ข) ความเข้มข้นยอดหอ

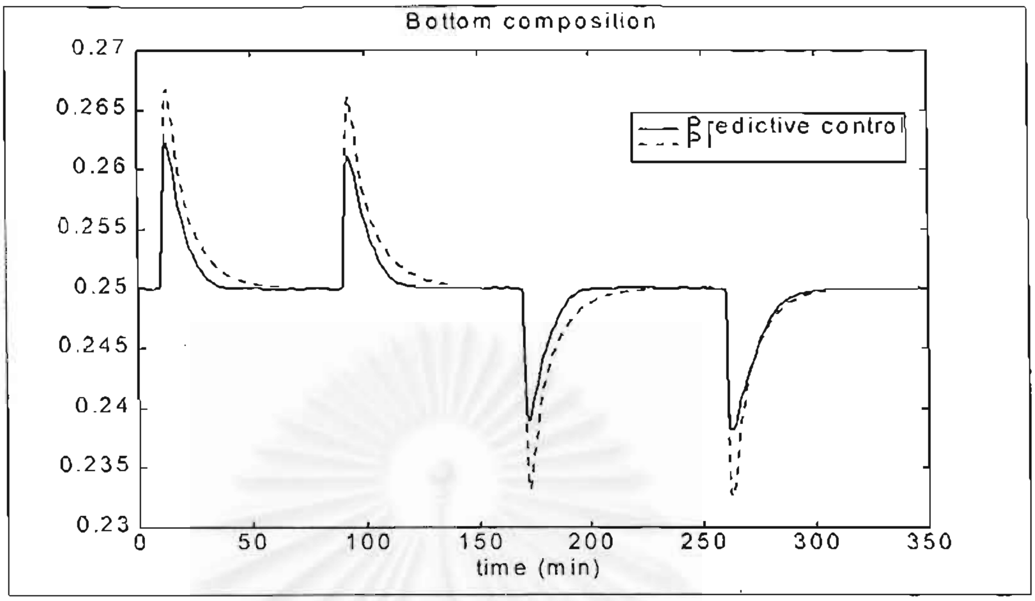


(ก)

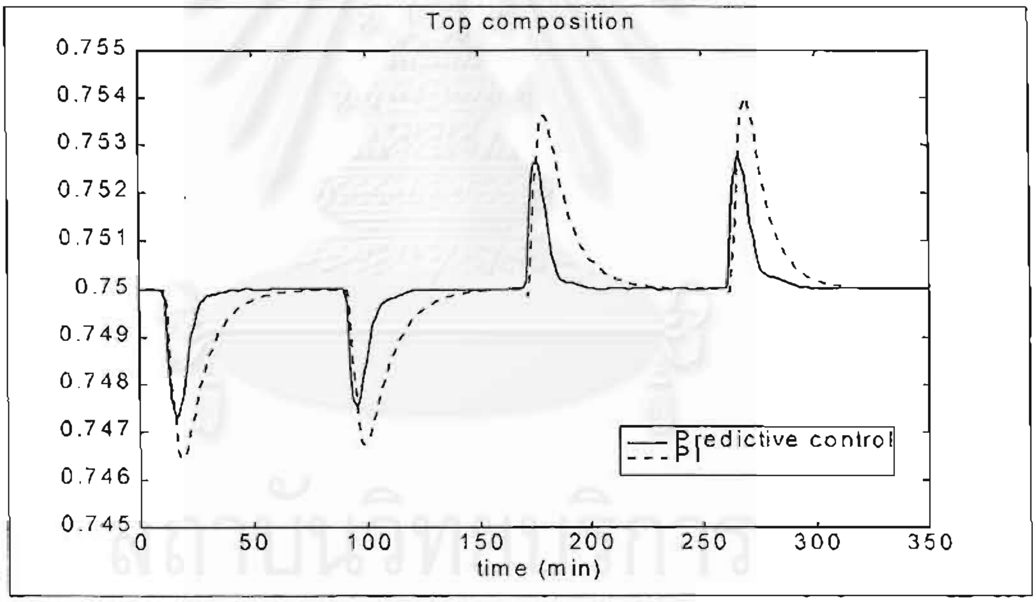


(ข)

รูปที่ 5.8 สัญญาควบคุมของการควบคุมเปรียบจุดทำงาน
(ก) อัตราการกลายเป็นไอที่ฐานหอ (ข) อัตราการป้อนกลับสารที่ยอดหอ



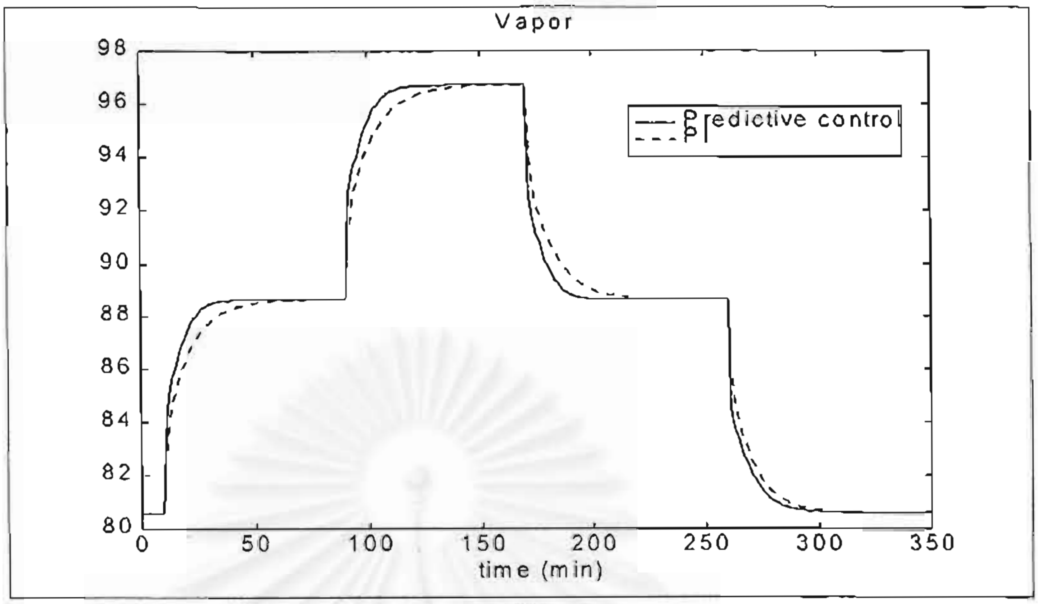
(ก)



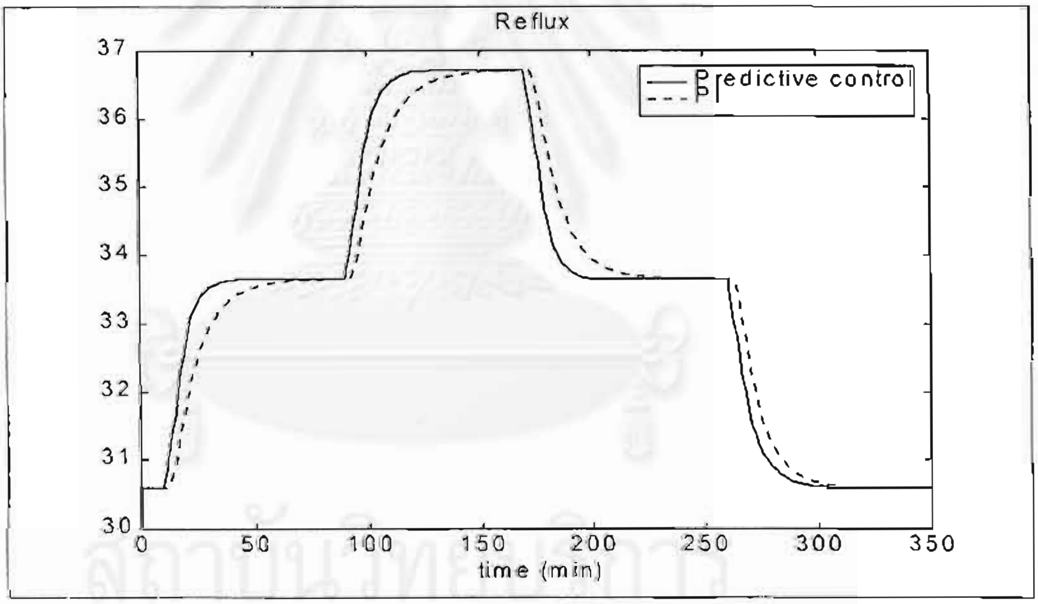
(ข)

รูปที่ 5.9 การลดผลของสัญญาณรบกวนเนื่องจากการเปลี่ยนอัตราป้อนสารเข้ากลางหอ

(ก) ความเข้มข้นฐานหอ (ข) ความเข้มข้นยอดหอ



(ก)



(ข)

รูปที่ 5.10 สัญญาณของการลดผลของสัญญาณรบกวนเนื่องจากอัตราการป้อนเข้าสารที่กลางหอ
(ก) อัตราการกลายเป็นไอที่ฐานหอ (ข) อัตราการป้อนกลับสารที่ยอดหอ

5.4 สรุป

ในบทนี้ได้กล่าวถึงการประยุกต์การควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีนำมาควบคุมระบบกระบวนการหอกลั่นซึ่งเป็นระบบหลายตัวแปร โดยส่วนแรกจะเป็นการพิจารณาเปรียบเทียบผลการควบคุมเมื่อเปลี่ยนเส้นขอบการทำนายเพื่อเลือกค่าที่เหมาะสมในการควบคุม โดยเส้นขอบการทำนายที่ยาวขึ้นจะทำให้ผลตอบมีช่วงเวลาเข้าที่สั้นลงแต่การคำนวณเครือข่ายก็จะเพิ่มมากขึ้นด้วย ซึ่งถ้าเส้นขอบการทำนายยาวมากก็จะเกิดปัญหาในการคำนวณเมื่อนำไปใช้ในระบบเวลาจริง ดังนั้นในการเลือกเส้นขอบการทำนายที่จะนำไปใช้งานก็ต้องคำนึงถึงผลตอบที่ต้องการและการใช้เวลาในในการคำนวณที่ไม่มากจนเกินไป ต่อมาเป็นการเปรียบเทียบผลการควบคุมเมื่อพิจารณาฟังก์ชันจุดประสงค์ที่ยอดหอและฐานหอรวมกันเพื่อเป็นการลดปฏิสัมพันธ์ของการควบคุมระหว่างยอดหอและฐานหอกับการพิจารณาฟังก์ชันจุดประสงค์แยกกันหรือการจับคู่ตัวแปร โดยการพิจารณาทั้งสองวิธีนี้จะมีการกำหนดฟังก์ชันจุดประสงค์และการทำเหมาะสมที่สุดแตกต่าง โดยการพิจารณาแบบแรกจะกำหนดฟังก์ชันจุดประสงค์ที่ฐานหอและยอดหอรวมกัน และทำเหมาะสมที่สุดทั้งยอดหอและฐานหอไปพร้อมๆกัน ส่วนการพิจารณาแบบที่สองจะทำการเหมาะสมที่สุดในแต่ละส่วนแยกกันโดยไม่คำนึงถึงผลตอบของอีกส่วน ซึ่งจากผลการจำลองระบบปรากฏว่าการพิจารณาแบบฟังก์ชันจุดประสงค์รวมกันให้ผลตอบที่มีช่วงเวลาเข้าที่สั้นกว่าการพิจารณาแบบฟังก์ชันจุดประสงค์แยกกัน เมื่อเปรียบเทียบการควบคุมเปลี่ยนจุดทำงานกับตัวควบคุมแบบดั้งเดิมหรือ PI ตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีสามารถให้ผลตอบที่มีช่วงเวลาเข้าที่สั้นกว่าตัวควบคุมแบบ PI และเมื่อเปรียบเทียบการควบคุมกำจัดสิ่งรบกวนเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงอัตราการป้อนสารเข้าที่กลางหอ ตัวควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีให้ผลตอบที่มีช่วงเวลาเข้าที่สั้นกว่าและค่าพุ่งเกินของความเข้มข้นน้อยกว่าการควบคุมแบบ PI

5.5 แนวทางการนำไปประยุกต์กับหอกลั่นในระบบเวลาจริง

การประยุกต์ใช้ตัวควบคุมกับหอกลั่นในเวลาจริงนั้น จะต้องคำนึงถึงข้อจำกัดต่างๆของระบบ เช่น ข้อมูลของความเข้มข้นที่ฐานหอและยอดหอนั้นไม่สามารถวัดได้โดยตรง แต่สามารถวัดได้เฉพาะอุณหภูมิเท่านั้นซึ่งอุณหภูมิจะมีความสัมพันธ์กับความเข้มข้น ดังนั้นจะทำการควบคุมอุณหภูมิที่ยอดหอและฐานหอแทน ซึ่งเครือข่ายจะทำหน้าที่เป็นตัวทำนายอุณหภูมิที่ยอดหอและฐานหอ แต่การควบคุมอุณหภูมิแทนการควบคุมความเข้มข้นของสารนั้น จำเป็นจะต้องควบคุมและ

ตรวจสอบตัวแปรอื่นๆ ในระหว่างการทำงานเพื่อให้ความเข้มข้นของสารที่กลั่นได้เป็นไปตามความต้องการ โดยจะต้องควบคุมระดับของสารในฐานหอและในถังป้อนกลับสารให้มีค่าคงที่ตลอดการทำงาน และตรวจสอบความดันในหอไม่ให้มีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว โดยจะต้องไม่ให้ความดันตกคร่อมหอกลั่นเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว ซึ่งถ้าความดันตกคร่อมหอกลั่นมีค่าลดลงอย่างรวดเร็วจะทำให้เกิดการแห้งของชั้นได้ และถ้าความดันตกคร่อมของหอกลั่นมีค่าเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วจะเกิดการท่วมของชั้นได้ ซึ่งการเกิดการแห้งและการท่วมของชั้นในหอกลั่นจะทำให้ประสิทธิภาพของการกลั่นสารลดลง

สำหรับอัตราการกลายเป็นไอซึ่งเป็นสัญญาณควบคุมของหอกลั่นที่ไม่สามารถควบคุมได้โดยตรงแต่จะมีความสัมพันธ์กับพลังงานที่ให้กับหม้อต้ม ดังนั้นจึงใช้พลังงานที่ให้กับหม้อต้มแทนข้อมูลของอัตราการกลายเป็นไอ ส่วนอัตราการป้อนกลับสารที่ยอดหอซึ่งเป็นสัญญาณควบคุมอีกสัญญาณหนึ่งแต่สามารถควบคุมได้โดยตรงจึงนำข้อมูลของสัญญาณมาใช้โดยไม่ต้องผ่านตัวแปรอื่น แต่ในระหว่างการควบคุมปริมาณของสารที่ยอดหอจะต้องมีมากพอที่จะใช้ป้อนกลับได้อย่างต่อเนื่องตลอดการควบคุม สำหรับอัตราการป้อนสารที่กลางหอสามารถควบคุมได้โดยตรงจึงใช้ข้อมูลนี้ได้โดยตรง

ส่วนการฝึกเครือข่ายจะแบ่งเป็นสองช่วงคือ ช่วงแรกเป็นการเก็บข้อมูลจากระบบจริงมาทำการฝึกแบบออฟไลน์ก่อนแล้วจึงนำค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้มาทำการฝึกแบบออนไลน์อีกครั้งหนึ่ง ข้อมูลที่นำมาฝึกเครือข่ายนั้นได้จากการทดลองโดยจะฝึกอยู่ในบริเวณช่วงการทำงานปกติซึ่งจะให้ผลตอบในการควบคุมได้ดีกว่าการฝึกในช่วงบริเวณที่กว้าง โดยในระหว่างการฝึกจะต้องควบคุมและตรวจสอบไม่ให้ตัวแปรใดๆ อยู่นอกเหนือขอบเขตหรือข้อกำหนดที่ได้ตั้งไว้

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 6

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการควบคุมแบบตรวจสอบล่วงหน้าโดยอาศัยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี โครงสร้างของตัวควบคุมจะประกอบไปด้วยส่วนของการหาคำตอบด้วยวิธีการทำเหมาะสมที่สุดและส่วนของแบบจำลองที่ใช้ทำนายผลตอบล่วงหน้าด้วยเครือข่ายนิวรอนฐานรัศมี โดยศึกษาผลการควบคุมทั้งระบบสัญญาณเข้าออกแบบเดียวและระบบหลายตัวแปร ซึ่งใช้ระบบกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อนเป็นตัวอย่างในการทดลองควบคุมระบบสัญญาณออกและเข้าแบบเดียว และกระบวนการหอกลั่นเป็นตัวอย่างในการควบคุมระบบหลายตัวแปร โดยได้ทำการทดลองทั้งจำลองระบบด้วยคอมพิวเตอร์และควบคุมในเวลาจริงกับกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน ส่วนการควบคุมหอกลั่นทดสอบด้วยการจำลองด้วยคอมพิวเตอร์เท่านั้น โดยผลการควบคุมที่ได้จะนำมาเปรียบเทียบกับวิธีการควบคุมแบบดั้งเดิมคือตัวควบคุมพีไอ

การสอนเครือข่ายขั้นแรกจะต้องกำหนดข้อมูลที่จะเข้าเครือข่ายและค่าขอบเขตของข้อมูลเพื่อจะกำหนดขอบเขตในการวางปมของเครือข่าย ขั้นต่อมาก็นำข้อมูลมาลดทอนสัญญาณทั้งหมดให้มีค่าของสัญญาณอยู่ในช่วงเดียวกันคือ –1 ถึง 1 ส่วนสุดท้ายก็เป็นการนำข้อมูลที่ได้จากการทดลองมาทำการสอนระบบ โดยจะทำการสอนแบบออฟไลน์ก่อนแล้วนำค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้จากการสอนออฟไลน์มาทำการสอนแบบออนไลน์อีกครั้งหนึ่ง เนื่องจากตัวควบคุมมีการหาคำตอบด้วยการทำเหมาะสมที่สุดโดยอาศัยการทำนายล่วงหน้าของเครือข่าย ซึ่งประสิทธิภาพการควบคุมจะขึ้นอยู่กับเครือข่ายของตัวทำนาย ดังนั้นจึงจำเป็นจะต้องฝึกสอนเครือข่ายให้สามารถทำหน้าที่เป็นตัวทำนายที่ดีก่อนโดยทำการฝึกจนกระทั่งค่าผิดพลาดในการทำนายน้อยที่สุด

ในการควบคุมกระบวนการแลกเปลี่ยนความร้อน ตัวควบคุมสามารถทำงานได้ดีทั้งในการจำลองระบบด้วยคอมพิวเตอร์และการควบคุมในระบบเวลาจริง ซึ่งให้ผลการควบคุมที่มีช่วงเวลาเข้าที่สั้นกว่าการควบคุมแบบ PI ส่วนการทดสอบตัวควบคุมในระบบหลายตัวแปรด้วยการจำลองระบบหอกลั่นด้วยคอมพิวเตอร์นั้น การพิจารณาตัวควบคุมแบบฟังก์ชันจุดประสงค์รวมกันเพื่อเป็นการลดปฏิสัมพันธ์ระหว่างยอดหอและฐานหอจะให้ผลตอบในการควบคุมมีช่วงเวลาเข้าที่สั้นกว่าการพิจารณาแบบจับคู่ตัวแปร และให้ผลการควบคุมที่ดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับตัวควบคุมแบบ PI

ข้อดีของโครงสร้างการควบคุมวิธีนี้ในแง่ของการควบคุมแบบทำนายคือไม่จำเป็นต้องอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบ วิธีการนี้อาศัยชุดข้อมูลมาสอนให้เครือข่ายเพื่อให้สามารถทำหน้าที่เป็นตัวทำนายล่วงหน้าโดย มีการกำหนดโครงสร้างของเครือข่ายอย่างมีหลักและ

เครือข่ายสามารถปรับตัวตามสภาวะจริงของระบบได้ ทำให้สามารถทำงานได้ดีอยู่แม้พลวัตของระบบจะเปลี่ยนไปก็ตาม

ส่วนข้อเสียของโครงสร้างแบบนี้คือ ในการใช้เครือข่ายนิวรอนแบบฐานรัศมี ตัวควบคุมจะไม่สามารถทำงานนอกขอบเขตที่กำหนดไว้ได้ ดังนั้นการกำหนดขอบเขตเพื่อวางปมของเครือข่ายจะต้องครอบคลุมขอบเขตการทำงานทั้งหมด และในกรณีที่จำเป็นต้องนำชุดข้อมูลที่ประกอบด้วยสมาชิกจำนวนมากมาใช้สร้างเครือข่าย จะทำให้โครงสร้างของเครือข่ายจำเป็นต้องเพิ่มจำนวนปมให้มาก โดยจะเพิ่มขึ้นอย่างทวีคูณเพื่อให้เป็นไปตามข้อกำหนดในการสร้างเครือข่าย ดังนั้นในการคำนวณจึงใช้เวลานานมากขึ้น ทำให้ในการใช้เครือข่ายนิวรอนแบบฐานรัศมีในกรณีที่จะต้องใช้ข้อมูลจำนวนมากเข้าเครือข่ายนั้นไม่เหมาะสมในการประยุกต์ใช้ในระบบเวลาจริง และโครงสร้างตัวควบคุมแบบนี้จะต้องใช้เวลาในการคำนวณมาก เนื่องจากการหาคำตอบของสัญญาณควบคุมจะต้องทำเหมาะสมที่สุดแบบออนไลน์ ดังนั้นโครงสร้างการควบคุมแบบนี้จึงไม่เหมาะกับระบบที่มีพลวัตเร็ว เพราะจะเกิดปัญหาการคำนวณที่ทันคาบการสุ่ม

ในการพัฒนาส่วนของโครงสร้างตัวควบคุมนั้น เครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีแม้จะได้พัฒนามาจากเครือข่ายป้อนไปข้างหน้าโดยแก้จุดบกพร่องของการกำหนดโครงสร้างและกฎการปรับตัวที่มีการรับรองเสถียรภาพ แต่เครือข่ายนิวรอนฐานรัศมีไม่ใช่เครือข่ายแบบพลวัต ดังนั้นส่วนที่จะพัฒนาต่อไปได้คือนำเครือข่ายนิวรอนที่มีคุณสมบัติแบบพลวัต เช่น เครือข่ายป้อนกลับ นำมาประยุกต์เป็นตัวทำนายระบบ

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รายการอ้างอิง

1. C.R. Cutler and B.C. Ramaker. Dynamic Matrix Control-a Computer Control Algorithm. In Automatic Control Conference San Francisco. 1980.
2. D.W. Clarke, C. Mohtadi and P.S. Tuffs. Generalized Predictive Control- Part I. The Basic Algorithm. Automatica. 23 (1987):137-148.
3. D.W. Clarke, C. Mohtadi and P.S. Tuffs. Generalized Predictive Control- Part II. Extensions and Interpretations. Automatica. 23 (1987):149-160.
4. K. S. Narendra and K. Parthasarathy. Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks. IEEE Trans. Neural Networks. 1 (1990): 4-27.
5. S. Tan, J. Hao and J. Vandewalle. Stable and Efficient Neural Network Modeling of Discrete Time Multichannel Signals. IEEE Trans. Circuits and Systems. 41 (1994): 829 - 840.
6. R.M. Sanner and J.J. E. Slotine. Gaussian Networks for Direct Adaptive Control. IEEE Trans. on Neural Networks. 3 (1992) :837-863.
7. B.E. Ydstie. Extended Horizon Adaptive Control. In Proc. 9th IFAC World Congress Budapest. (1984): 574-588.
8. R.M.C De Keyser and A.R. Van Cauwenberghe. Extended Prediction Self-adaptive Control. In IFAC Symp. on Identification and System Parameter Estimation. 1985.
9. R.M.C De Keyser, G.A. Velde and F.A.G. Dumortier. A Comparative Study of Self-adaptive Long-range Predictive Control Methods. Automatica. 24 (1988): 149-163.
10. M. M'Saad, L. Dugard and S.H. Hammad. A Suitable Generalized Predictive Adaptive Controller Case Study: Control of a Flexible Arm. Automatica. 29 (1993):589-608.
11. S. Claquin, A. Carriere, F. Rocaries. Modelling and Application of Adaptive Control to a Gas Heater. Proc. 3rd IEEE Conf. in Contr. 2 (1994): 927 -932.
12. T.H. Lee, C.C. Hang , S. Nungam and K.K. Tan. A Knowledge-Based Predictive Process Controller-Development and Implementation. Control Eng. Practice. 2 (1994) : 577-589.
13. A. Draeger, S. Engell and H. Ranke. Model Predictive Control Using Neural Networks. IEEE Control Systems Magazine. 15 (1995) :61-66.

รายการอ้างอิง (ต่อ)

14. W. Fuli, L. Mingzhong and W. Jin. Adaptive Generalized Predictive Control for Nonlinear Systems Using Neural Networks. IEEE International Conference on Industrial Technology. (1996): 806-810.

15. Y. Tan and R. De Keyser. Neural Network Based Adaptive Predictive Control. In Advances in Model-Based Predictive Control. Edited by D. Clarke. Oxford University Press. 1994. :358-369.

16. H. Kolvisto, P. Kimplmaki and H. Koivo. Neural Predictive Control - A Case Study. Proc. 1991 IEEE International Symposium on Intelligent Control. 1991:405-410.

17. G.A. Montague, M.J. Willis, M.T. Tham and A.J. Morris. Artificail Neural Network Based Multivariable Predictive Control. Second International Conference on Artificial Neural Networks. 1991 :119-123.

18. E. Brizuela, M. Uria and R. Lamanna. Predictive Control of a Multi-Component Distillation Column Based on Nerural Networks. Proc. Inter. Workshop on Neural Net., Contr., Robot. and Signal. 1996 :270-278.

19. G.P. Liu, V. Kadirkamanathan and S.A. Billings. Nonlinear Predictive Control Via Neural Networks. UKACC International Conference on Control. 1996 :746-751.

20. E.F. Camacho and C. Bordons. Model Predictive Control in the Process Industry. Springer-Verlag.1995.

21. M. Morari. Model Predictive Control: Multivariable Control Technique of choice in the 1990s?. In Advances in Model-Based Predictive Control. edited by D. Clarke. Oxford University Press.1994 :22-37.

22. G. De Nicolao, R.Scattolini. Stability and output terminal constraints in predictive control. In Advances in Model-Based Predictive Control. edited by D. Clarke. Oxford University Press. 1994 :105-121.

23. D. Dumur, P. Boucher. Predictive control application in the machine-tool field. In Advances in Model-Based Predictive Control. edited by D. Clarke. Oxford University Press. 1994 :471-482.

24. L. Luyben. Process Modeling, Simulation and Control for Chemical Engineers. Second edition. McGraw-Hill. 1990.

รายการอ้างอิง (ต่อ)

25. H.T. Su, R.J. McAvoy, and P.J. Werbos. Long-term predictions of chemical processes using recurrent neural networks: A parallel training approach. Industrial and Engineering Chemistry Research. 31 (1992) :1338-1352.

26. S.G. Nash and A. Sofer. Linear and Nonlinear Programming. McGraw-Hill. 1996.

27. Process Trainer:PT326. Manual.326, Rev. 0977. Feedback Instruments Limited.

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ประวัติผู้เขียน

นาย อรรถสิทธิ สิริมงคล เกิดเมื่อวันพฤหัสบดี ที่ 24 มิถุนายน พ.ศ. 2519 ที่กรุงเทพมหานคร เป็นบุตรของนาย สมศักดิ์ สิริมงคล และ นางวีณา นิติพงศ์สกุล สำเร็จการศึกษาปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต จากภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ เมื่อ พ.ศ. 2539 และศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาระบบควบคุม ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อ พ.ศ. 2540 โดยในการศึกษาในระดับปริญญาโท ได้รับทุนสนับสนุนจากโครงการศิษย์ก้นกุฏิ

หอสมุดกลาง สถาบันวิทยบริการ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย