การสร้างแบบจำลองและการออกแบบตัวควบคุมแบบข่ายงานนิวรัล ของตัวย่อยเยื่อกระดาษ

นางสาว รดานุช วิเศษสรรโชค

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมเคมี ภาควิชาวิศวกรรมเคมี

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2544

ISBN 974-03-1365-5

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

NEURAL NETWORK MODELING AND CONTROLLER DESIGN OF PULP DIGESTER

Miss Radanuch Visessonchok

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of Master of Engineering in Chemical Engineering

Department of Chemical Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2001

ISBN 974-03-1365-5

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การสร้างแบบจำลองและการออกแบบตัวควบคุมแบบข่ายงานนิวรัลของตัวย่อยเยื่อกระดาษ

โดย นางสาว รดานุช วิเศษสรรโชค

สาขาวิชา วิศวกรรมเคมี

อาจารย์ที่ปรึกษา อาจารย์ ดร.มนตรี วงศ์ศรี

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต

.... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

(ศาสตราจารย์ ดร.สมศักดิ์ ปัญญาแก้ว)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.... ประธานกรรมการ

(ศาสตราจารย์ ดร.ปิยะสาร ประเสริฐธรรม)

.... อาจารย์ที่ปรึกษา

(อาจารย์ ดร.มนตรี วงศ์ศรี)

.... กรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.ไพศาล กิตติศุภกร)

.... กรรมการ

(อาจารย์ ดร.เหมือนเดือน พิศาลพงศ์)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รดานุช วิเศษสรรโชค : การสร้างแบบจำลองและการออกแบบตัวควบคุมแบบข่ายงานนิวรัลของตัวย่อยเยื่อกระดาษ (NEURAL NETWORK MODELING AND CONTROLLER DESIGN OF PULP DIGESTER) อาจารย์ที่ปรึกษา : อาจารย์ ดร.มนตรี วงศ์ศรี, 105 หน้า, ISBN 974-03-1365-5

ในงานวิจัยนี้ ศึกษาการใช้ข่ายงานนิวรัลในการประมาณค่า ออกแบบแบบจำลองและตัวควบคุมสำหรับกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษ โดยใช้ข่ายงานนิวรัลแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้นที่มีแบบจำลองแบบกลับกระแสและใช้อัลกอริธึมแบบการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับในการฝึกข่ายงาน

ในการประมาณค่า ข่ายงานนิวรัลจะถูกฝึกด้วยข้อมูลที่จำลองจากกระบวนการเพื่อประมาณค่าแคปปา ซึ่งเป็นตัวแปรควบคุมที่ไม่สามารถวัดค่าแบบออนไลน์ได้ จากการศึกษาพบว่าตัวประมาณค่าสามารถประมาณค่าแคปปาได้อย่างมีประสิทธิภาพ แม้ว่าจะมีความผิดพลาดของการประมาณค่าเริ่มต้นในกรณีที่มีการเปลี่ยนแปลงค่าของสารป้อนและการลดลงของพลังงานกระตุ้นบางตัว 50%

ในการควบคุม ข่ายงานนิวรัลจะถูกฝึกให้เรียนรู้เพื่อสร้างแบบจำลองและแบบจำลองผกผัน โดยแบบจำลองจะแทนแบบจำลองของกระบวนการและแบบจำลองผกผันใช้เป็นตัวควบคุมแบบเอ็นไอเอ็มซีของกระบวนการ จากการศึกษาพบว่าเมื่อใช้ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัล สามารถควบคุมค่าแคปปาให้เข้าสู่ค่าเป้าหมายได้ในเวลาที่กำหนดและมีสมถรรนะในการควบคุมที่ดี ในกรณีที่มีความผิดพลาดของค่าประมาณเริ่มต้น ค่าของสารป้อนและพารามิเตอร์ของกระบวนการ โดยในบางกรณีพบว่าตัวควบคุมไวต่อความผิดพลาดของพารามิเตอร์บางตัว

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาควิชา……วิศวกรรมเคมี……… ลายมือชื่อนิสิต………………………………………..
สาขาวิชา…...วิศวกรรมเคมี…….. ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา…………………………..
ปีการศึกษา….2544…………….

##4170472221 :MAJOR CHEMICAL ENGINEERING

KEYWORD : NEURAL NETWORK / MODELING / CONTROLLER

RADANUCH VISESSONCHOK : NEURAL NETWORK MODELING AND CONTROLLER DESIGN OF PULP DIGESTER.THESIS ADVISOR : DR.MONTREE WONGSRI, D.Sc,105 pp. ISBN 974-03-1365-5

In this research, the application of recurrent multilayered feed forward neural networks for estimation, modeling and control for pulp digester is studied. Error Back Propagation algorithms are used to train the networks.

For estimation, the neural networks are trained with simulated data of pulp digester to estimate Kappa number, controlled variable which is not on-line measurable. It is shown the estimator gives good estimation.Except for the case of 50% decreasing of certain activation energy parameters.

For control, the neural networks are trained to learn the forward and the inverse model of the pulp digester. The first model is used to simulate the process model and second model is used as an internal model controller (IMC). The results of using neural network estimator with neural network controller are shown that the controller can control the Kappa number at its set point with cooking time with good performance, including the error of initial estimations, feed stock and parameter changing occur. However controller is quite sensitive to some model parameter errors.

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Department……..Chemical Engineering….   Student’s signature……………………….

Field of study…...Chemical Enginering…..   Advisor’s signature………………………..

Academic year….2001…………….

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้ เนื่องจากได้รับความกรุณาจากอาจารย์ ดร. มนตรี วงศ์ศรี ที่ได้ให้เกียรติเป็นอาจารย์ที่ปรึกษา ตลอดจนให้คำแนะนำแนวทางและข้อคิดเห็นต่าง ๆแก่ข้าพเจ้าตลอดมา ข้าพเจ้ารู้สึกซาบซึ้ง และขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอกราบขอบพระคุณ ศาสตราจารย์ ดร.ปิยะสาร ประเสริฐธรรม รองศาสตราจารย์ ดร. ไพศาล กิตติศุภกร และอาจารย์ ดร. เหมือนเดือน พิศาลพงศ์ ที่กรุณามาร่วมเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ซึ่งได้ให้ความสนใจและให้ข้อคิดที่เป็นประโยชน์เพิ่มเติมต่องานวิจัยฉบับนี้

ขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์ทุกท่านที่ได้ประสาทความรู้ให้แก่ข้าพเจ้าตลอดระยะเวลาของการศึกษาจนกระทั่งข้าพเจ้ามีโอกาสประสบความสำเร็จ

ขอขอบคุณพี่ๆ เพื่อนๆและน้องๆสมาชิกห้องควบคุมกระบวนการทุกท่านที่ให้คำแนะนำความช่วยเหลือและเป็นกำลังใจที่ดีตลอดมา

ขอขอบคุณเพื่อนทุกคนและคุณปรีดา ศิลป์วิทยารักษ์ ที่ให้คำปรึกษา แง่คิด ความช่วยเหลือในด้านต่างๆและคอยเป็นกำลังใจที่สำคัญมาโดยตลอด รวมถึงบุคคลที่ผู้วิจัยไม่ได้กล่าวไว้ในที่นี้ ที่ให้การสนับสนุนตลอดจนให้ความช่วยเหลือในด้านต่าง ๆ แก่ผู้วิจัยเสมอมา

สุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดาและทุกคนในครอบครัววิเศษสรรโชค ที่ให้การสนับสนุน และเป็นกำลังใจมาตลอดจนสำเร็จการศึกษา

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย...ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ...จ

กิตติกรรมประกาศ...ฉ

สารบัญ...ช

สารบัญภาพ..ญ

สารบัญตาราง...ฐ

คำอธิบายสัญลักษณ์..ฑ

บทที่

1 บทนำ..1

1.1 ความสำคัญและที่มาของงานวิจัย..1

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย...2

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย...2

1.4 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินการงานวิจัย..2

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ...3

1.6 เนื้อหาวิทยานิพนธ์..3

2 ผลงานวิจัยที่ผ่านมา..4

2.1 ที่มาและผลงานทางด้านข่ายงานนิวรัล..4

2.2 ผลงานทางด้านข่ายงานนิวรัลในวิศวกรรมเคมี.............................5

2.3 ผลงานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย..7

3 ทฤษฎีเกี่ยวกับข่ายงานนิวรัล...8

3.1 ชีววิทยาของข่ายงานนิวรัลและแบบจำลองของข่ายงานนิวรัลในยุคแรกๆ......8

3.2 แบบจำลองของข่ายงานนิวรัลในปัจจุบัน.......................................10

3.2.1 องค์ประกอบและหน้าที่ของนิวรอน.......................................10

3.2.2 พารามิเตอร์ที่สำคัญต่อการทำงานของนิวรอน..........................11

3.2.2.1 น้ำหนัก...11

3.2.2.2 ฟังก์ชันมูลฐาน...11

3.2.2.3 ฟังก์ชันกระตุ้น...12

3.2.2.4 ฟังก์ชันความผิดพลาด..13

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.3 การออกแบบข่ายงานนิวรัล..15
3.3.1 ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกข่ายงาน..16
3.3.2 โครงสร้างของข่ายงานนิวรัล..16
3.3.2.1 การเชื่อมโยงน้ำหนักของข่ายงานนิวรัล..............................19
3.3.2.2 การจำแนกการเรียนรู้ของข่ายงานนิวรัล.............................19
3.3.3 ข่ายงานนิวรัลแบบมีการชี้นำ...21
3.3.3.1 การเรียนรู้แบบเปอร์เซปตรอน..22
3.3.3.2 การเรียนรู้แบบเดลตา..23
3.3.3.3 ข่ายงานนิวรัลแบบกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ...............24
3.3.4 แบบจำลองของกระบวนการข่ายงานนิวรัล..............................37
3.4 บทสรุป...39
4 โครงสร้างของแบบจำลองและโครงสร้างของตัวควบคุม................................40
4.1 โครงสร้างของแบบจำลอง..40
4.1.1 โครงสร้างของแบบจำลองกระบวนการ..................................40
4.1.2 โครงสร้างของแบบจำลองผกผันโดยทางตรง............................41
4.1.3 โครงสร้างของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางอ้อม......................43
4.1.4 โครงสร้างของแบบจำลองโอปะเรเตอร์..................................43
4.2 โครงสร้างของตัวควบคุมแบบนิวรัล...45
4.2.1 โครงสร้างของการควบคุมแบบมีการชี้นำ.................................45
4.2.2 โครงสร้างของการควบคุมแบบผกผันโดยทางตรง.......................45
4.2.3 โครงสร้างของการควบคุมแบบนิวรัลอะแดฟทีฟ........................45
5 กระบวนการที่ใช้ในการศึกษา...48
5.1 ตัวย่อยเยื่อกระดาษ...48
5.2 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของกระบวนการ....................................49
5.3 การปรับค่าพารามิเตอร์เพื่อใช้ในงานวิจัย...54
6 การทดลอง ผลการทดลองและวิเคราะห์ผลการทดลอง...............................59
6.1 การซิมมูเลทกระบวนการ..59
6.2 การออกแบบแบบจำลองข่ายงานนิวรัล...59
6.2.1 แบบจำลองข่ายงานนิวรัลของตัวประมาณค่า..........................60

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

6.2.2 แบบจำลองข่ายงานนิวรัลของกระบวนการ.............................64
6.3 การออกแบบตัวควบคุม...68
6.4 ผลการประมาณค่าและควบคุม...71
6.5 ผลการทดสอบตัวประมาณค่าและตัวควบคุม...................................72
6.5.1 กรณีที่ค่าของสารป้อนของกระบวนการผิดพลาด..........................72
6.5.2 กรณีเมื่อพารามิเตอร์ของแบบจำลองของกระบวนการผิดพลาด.........77
6.6 วิเคราะห์ผลการทดลอง...85
6.6.1 การออกแบบแบบจำลองข่ายงานนิวรัล.................................85
6.6.1.1 แบบจำลองข่ายงานนิวรัลของตัวประมาณค่า......................85
6.6.1.2 แบบจำลองข่ายงานนิวรัลของกระบวนการ.........................85
6.6.2 การออกแบบตัวควบคุมด้วยข่ายงานนิวรัล..................................85
6.6.3 ผลการประมาณค่าและควบคุม...86
6.6.4 ผลการทดสอบตัวประมาณค่าและตัวควบคุม.............................86
6.6.4.1 กรณีที่ค่าของสารป้อนของกระบวนการผิดพลาด...................86
6.6.4.2 กรณีเมื่อพารามิเตอร์ของแบบจำลองของกระบวนการผิดพลาด...86
7 สรุปผลการวิจัยและเสนอแนะ..87
7.1 สรุปผลการวิจัย...87
7.2 บทสรุป..88
7.3 ข้อเสนอแนะ..88
รายการอ้างอิง...89
ภาคผนวก..93
ภาคผนวก ก โปรแกรมแม็ทแลบ...94
ภาคผนวก ข ตัวควบคุมแบบป้อนกลับแบบพีไอ.....................................97
ภาคผนวก ค ตัวอย่างโปรแกรมที่สำคัญ..100
ประวัติผู้เขียน..105

สารบัญภาพ

หน้า

รูปที่ 3.1 โครงสร้างของเซลประสาท..9
รูปที่ 3.2 แบบจำลองการทำงานของนิวรอนเสนอโดย Mcculloh และ Pitts..........................9
รูปที่ 3.3 หน้าที่และการทำงานของนิวรอน...10
รูปที่ 3.4 ฟังก์ชันมูลฐาน..12
รูปที่ 3.5 ฟังก์ชันกระตุ้นเชิงเส้น...14
รูปที่ 3.6 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไม่เชิงเส้น..15
รูปที่ 3.7 องค์ประกอบของอินพุทเวกเตอร์ของแบบจำลอง...18
รูปที่ 3.8 องค์ประกอบของอินพุทเวกเตอร์ของแบบจำลองผกผัน...18
รูปที่ 3.9 โครงสร้างพื้นฐานของข่ายงานนิวรัลที่แสดงการเชื่อมโยงแบบต่างๆ..........................19
รูปที่ 3.10 การเรียนรู้ของข่ายงานนิวรัลในการปรับค่าน้ำหนัก..20
รูปที่ 3.11 การจำแนกข่ายงานนิวรัลตามการเรียนรู้...21
รูปที่ 3.12 ข่ายงานการเรียนรู้แบบเปอร์เซปตรอน...22
รูปที่ 3.13 การปรับหาขอบเขตแยกข้อมูล 2 ประเภทโดยข่ายงานเปอร์เซปตรอนเชิงเส้น..........23
รูปที่ 3.14 ข่ายงานการเรียนรู้แบบเดลตา..24
รูปที่ 3.15 แบบจำลองของนิวรอนในชั้นที่ i...25
รูปที่ 3.16 การเรียนรู้แบบการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับที่มีการรวมค่าแฟกเตอร์......... .33
รูปที่ 3.17 ขั้นตอนการเรียนรู้ของข่ายงานนิวรัล..34
รูปที่ 3.18 แบบจำลองแบบไม่กลับกระแส...38
รูปที่ 3.19 แบบจำลองแบบกลับกระแส..38
รูปที่ 4.1 โครงสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลองกระบวนการ...42
รูปที่ 4.2 โครงสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางตรง..42
รูปที่ 4.3 โครงสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางอ้อม.......................................44
รูปที่ 4.4 โครงสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลองโอปะเรเตอร์...44
รูปที่ 4.5 โครงสร้างการควบคุมแบบผกผันโดยทางตรง..46
รูปที่ 4.6 โครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดฟทีฟแบบเชิงเส้น...47
รูปที่ 4.5 โครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดฟทีฟแบบไม่เชิงเส้น..47
รูปที่ 5.1 ตัวย่อยเยื่อกระดาษแบบกะ...48
รูปที่ 5.2 ผลของกระบวนการเมื่อใช้พารามิเตอร์ทุกค่าของ Lee และ Datta (1994)...................56

สารบัญภาพ (ต่อ)

หน้า

รูปที่ 5.3 ผลของกระบวนการเมื่อปรับค่าพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้ (E_{11}) เป็น 10.5e3 kcal/kmol……………………………………………………57
รูปที่ 5.4 ผลของกระบวนการเมื่อปรับค่าพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้ (E_{11}) เป็น 2.4e3 kcal/kmol……………………………………………………..58
รูปที่ 6.1 ข้อมูลอินพุท-เอาท์พุทในการฝึกข่ายงานของตัวประมาณค่า…………………………..61
รูปที่ 6.2 ข้อมูลอินพุท-เอาท์พุทในการทดสอบข่ายงานของตัวประมาณค่า……………………62
รูปที่ 6.3 ข้อมูลอินพุท-เอาท์พุทในการฝึกข่ายงานของแบบจำลองของกระบวนการ……………65
รูปที่ 6.4 ข้อมูลอินพุท-เอาท์พุทในการทดสอบข่ายงานของแบบจำลองของกระบวนการ…….. .66
รูปที่ 6.5 โครงสร้างโดยทั่วไปของการควบคุมแบบเอ็นไอเอ็มซี…………………………………68
รูปที่ 6.6 แผนภาพโครงสร้างรวมของการควบคุมกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษแบบกะ………69
รูปที่ 6.7 โครงสร้างของตัวควบคุมที่ออกแบบสำหรับงานวิจัย…………………………………..69
รูปที่ 6.8 โครงสร้างการควบคุมของตัวควบคุมพีไอ……………………………………….……..70
รูปที่ 6.9 โครงสร้างของตัวควบคุมพีไอ…………………………………………………………..70
รูปที่ 6.10 ผลการประมาณค่าและควบคุมของตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลร่วมกับ ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล……………………………………………………………..71
รูปที่ 6.11 ผลการประมาณค่าและควบคุมของตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลร่วมกับ ตัวควบคุมพีไอ ……………………………………………………………………71
รูปที่ 6.12 ผลการประมาณค่าและควบคุมของ Belarbi (2000)……………………………… .71
รูปที่ 6.13 ผลการทดสอบการประมาณค่าและการควบคุมของตัวประมาณค่า ข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลเมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้ เป็นไม้เนื้ออ่อน………………………………………………………………………...74
รูปที่ 6.14 ผลการทดสอบการประมาณค่าและการควบคุมของตัวประมาณค่า ข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมพีไอเมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้ออ่อน…………74
รูปที่ 6.15 ผลการทดสอบการประมาณค่าและการควบคุมของ Belarbi (2000) เมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้ออ่อน……………………………………………..74
รูปที่ 6.16 ผลการทดสอบการประมาณค่าและการควบคุมของตัวประมาณค่า ข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลเมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้ เป็นไม้เนื้อแข็ง…………………………………………………………………………..75

สารบัญภาพ (ต่อ)

หน้า

รูปที่ 6.17 ผลการทดสอบการประมาณค่าและควบคุมของตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมพีไอเมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้อแข็ง............75
รูปที่ 6.18 ผลการทดสอบการประมาณค่าและการควบคุมของ Belarbi (2000) เมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้อแข็ง..76
รูปที่ 6.19 ผลการทดสอบการประมาณค่าและการควบคุมของ Lee และ Datta (1994) เมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้อแข็ง..76
รูปที่ 6.20 ผลการทดสอบตัวควบคุมเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้ (E_{11}) เพิ่มขึ้น 50%..78
รูปที่ 6.21 ผลการทดสอบตัวควบคุมเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้ (E_{11}) ลดลง 50%...78
รูปที่ 6.22 ผลการทดสอบตัวควบคุมเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{12}) เพิ่มขึ้น 50%..79
รูปที่ 6.23 ผลการทดสอบตัวควบคุมเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{12}) ลดลง 50%...79
รูปที่ 6.24 ผลการทดสอบตัวควบคุมเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้ (E_{21}) เพิ่มขึ้น 50%..80
รูปที่ 6.25 ผลการทดสอบตัวควบคุมเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้ (E_{21}) ลดลง 50%...80
รูปที่ 6.26 ผลการทดสอบตัวควบคุมเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{22}) เพิ่มขึ้น 50%..81
รูปที่ 6.27 ผลการทดสอบตัวควบคุมเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{22}) ลดลง 50%...81
รูปที่ 6.28 ผลการควบคุมของตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{12}) ลดลง 15%......................................84
รูปที่ 6.29 ผลการควบคุมของตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{22}) ลดลง 40%......................................84
รูปที่ ข.1 ระบบการควบคุมแบบป้อนกลับ (feedback control system)...........................97

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 5.1 แสดงค่าพารามิเตอร์ต่างๆของกระบวนการ...51
ตารางที่ 5.1(ต่อ) แสดงค่าพารามิเตอร์ต่างๆของกระบวนการ......................................52
ตารางที่ 5.2 แสดงค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่สภาวะเริ่มต้น...53
ตารางที่ 5.3 แสดงค่าพารามิเตอร์ในสภาวะปฏิบัติการ..54
ตารางที่ 5.4 แสดงค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในงานวิจัยเทียบกับของ Lee และ Datta....................55
ตารางที่ 6.1 แสดงค่าผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสองของแบบจำลองข่ายงานนิวรัล
ของตัวประมาณค่า...63
ตารางที่ 6.2 แสดงค่าผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสองของแบบจำลองข่ายงานนิวรัล
ของตัวประมาณค่า...67
ตารางที่ 6.3 แสดงค่าผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสองของตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล..............69
ตารางที่ 6.4 ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดสอบตัวประมาณค่าและตัวควบคุม
(Lee และ Datta, 1994)..73
ตารางที่ 6.5 แสดงความคลาดเคลื่อนของตัวควบคุมและประมาณค่าในกรณีต่างๆ................83

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

คำอธิบายสัญลักษณ์

a, b อันดับของปฏิกิริยาของ NaOH และ NaSH ตามลำดับ

A พื้นที่หน้าตัดของการถ่ายเทมวล (m^2)

A_{1i} แฟคเตอร์ความถี่อันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ i ของไม้ (h^{-1} $(kg/m^3)^{-1}$)

A_{2i} แฟคเตอร์ความถี่อันดับสองขององค์ประกอบที่ i ของไม้ (h^{-1} $(kg/m^3)^{-1}$)

C_{ei} ความเข้มข้นขององค์ประกอบที่ i ใน entrapped liquor (kg/m^3)

C_{fi} ความเข้มข้นขององค์ประกอบที่ i ใน free liquor (kg/m^3)

Cp_{ei} ความร้อนจำเพาะขององค์ประกอบที่ i ใน entrapped liquor (kcal/kg.K)

Cp_{fi} ความร้อนจำเพาะขององค์ประกอบที่ i ใน free liquor (kcal/kg.K)

Cp_{ri} ความร้อนจำเพาะขององค์ประกอบที่ i ในสายหมุนเวียน (kcal/kg.K)

Cp_{wi} ความร้อนจำเพาะขององค์ประกอบที่ i ในไม้ (kcal/kg.K)

Cr_i ความเข้มข้นขององค์ประกอบที่ i ในสายหมุนเวียน (kg/m^3)

E_{1i} พลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ i ในไม้ (kcal/mol)

E_{2i} พลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ i ในไม้ (kcal/mol)

Fr อัตราการไหลของสายหมุนเวียน (m^3/h)

G_i อัตราการเกิดรวมขององค์ประกอบที่ i ใน entrapped liquor (kg/h. dry wood mass)

ΔH_i ความร้อนการเกิดของปฏิกิริยา (kcal/kg)

k_{1i} ค่าคงที่การเกิดปฏิกิริยาอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ i ในไม้ (h^{-1} $(kg/m^3)^{-1}$)

k_{2i} ค่าคงที่การเกิดปฏิกิริยาอันดับสองขององค์ประกอบที่ i ในไม้ (h^{-1} $(kg/m^3)^{-1}$)

K_t ความจุความร้อนรวม (kcal/K)

M_i สัมประสิทธิ์การถ่ายเทมวลขององค์ประกอบที่ i ระหว่างเฟสของ entrapped liquor กับ free liquor (m/h)

M_w มวลรวมของไม้แห้ง (kg)

M_{1i} ค่าคงที่การทดลองที่ 1 ขององค์ประกอบที่ i ในไม้ (m/h)

M_{2i} ค่าคงที่การทดลองที่ 2 ขององค์ประกอบที่ i ในไม้ (m/h)

N_e จำนวนองค์ประกอบใน entrapped liquor

N_f จำนวนองค์ประกอบใน free liquor

N_w จำนวนองค์ประกอบในไม้

R ค่าคงที่แก๊สอุดมคติ (kcal/mol.K)

คำอธิบายสัญลักษณ์ (ต่อ)

R_i สัดส่วนมวลของอัตราการเกิดปฏิกิริยาของององค์ประกอบที่ i ในไม้เทียบกับมวลของไม้ (mass fraction/h)

S_{cij} stiochiometric coefficient

T อุณหภูมิของเครื่องย่อย (K)

T_r อุณหภูมิของสายหมุนเวียน (K)

V_e ปริมาตรรวมของ entrapped liquor (m^3)

V_f ปริมาตรรวมของ free liquor (m^3)

X_i ความเข้มข้นขององค์ประกอบที่ i ในไม้ (mass fraction)

X_{ui} ความเข้มข้นขององค์ประกอบที่ i ของไม้ที่ไม่เกิดปฏิกิริยา (mass fraction)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความสำคัญและที่มาของงานวิจัย

ในอุตสาหกรรมผลิตเยื่อกระดาษ มีความต้องการให้ได้ผลิตภัณฑ์เยื่อกระดาษที่มีคุณภาพดีและสม่ำเสมอ โดยใช้เครื่องย่อยเยื่อกระดาษแบบกะ (Batch pulp digester) เพื่อย่อยเนื้อไม้ให้เป็นเยื่อกระดาษโดยผ่านกระบวนการคราฟท์ (Kraft process) เพื่อทำการกำจัดลิกนิน (delignification) ถ้าอัตราการกำจัดลิกนินไม่เหมาะสม จะทำให้ต้องใช้สารเคมีในขั้นตอนการฟอกมากขึ้น ส่งผลให้เพิ่มปริมาณของเสียมีพิษ (Toxic wastes) มากยิ่งขึ้น ฉะนั้นจึงต้องทำการควบคุมอัตราการกำจัดลิกนินซึ่งมีผลต่อคุณภาพของเยื่อกระดาษ โดยสามารถควบคุมจากค่าแคปปาซึ่งเป็นค่าที่บ่งถึงปริมาณลิกนินที่เหลืออยู่ในเยื่อให้มีค่าใกล้เคียงกับค่าแคปปาที่ต้องการมากที่สุด อย่างไรก็ดียังคงมีปัญหาสำคัญ 2 ประการ คือ การขาดความเข้าใจในกระบวนการและค่าแคปปาเป็นค่าที่ไม่สามารถวัดได้ ดังนั้นจึงต้องมีวิธีการในการควบคุมและประมาณค่าที่เหมาะสม ซึ่งก็ได้มีการพัฒนาตัวควบคุมที่ใช้กับกระบวนการนี้มาโดยตลอด

ข่ายงานนิวรัลก็เป็นหนึ่งแนวทางที่นำมาใช้ในการประมาณค่าและควบคุมกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษนี้ ข่ายงานนิวรัลเป็นเครื่องมือทางคณิตศาสตร์ประยุกต์อย่างหนึ่งสำหรับแก้ปัญหาแบบไม่เชิงเส้นได้เป็นอย่างดีโดยไม่จำเป็นต้องรู้ทฤษฎีหรือแบบจำลองคณิตศาสตร์ของระบบโดยใช้เทคนิคด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) เนื่องจากในการสร้างแบบจำลองของข่ายงานใช้เพียงค่าอินพุทและเอาท์พุทเท่านั้น กล่าวคือ ข่ายงานนิวรัลจะได้รับการฝึก (training) โดยป้อนค่าอินพุทที่สอดคล้องกับเอาท์พุท (training set) และเรียนรู้ชุดข้อมูลกลับไปกลับมาเพื่อให้ทำนายค่าเอาท์พุทที่ใกล้เคียงกับค่าเป้าหมายที่ได้ป้อนเข้าไป ระหว่างนั้นข่ายงานจะทำการสร้างแบบจำลองภายใน (internal model) แทนแบบจำลองจริงของกระบวนการ จนกระทั่งข่ายงานได้รับการฝึกจนได้ค่าเอาท์พุทที่เป็นที่ยอมรับแล้ว ก็จะนำข่ายงานนั้นไปใช้เป็นแบบจำลองเพื่อทำนายเอาท์พุทที่จะเกิดขึ้นตามเงื่อนไขของข้อมูลใหม่ที่ป้อนเข้าให้ข่ายงาน

การออกแบบให้ข่ายงานนิวรัลให้เป็นตัวควบคุมระบบ ข่ายงานจะได้รับการฝึกแบบการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ (Error back propagation: EBPT) จากชุดข้อมูลที่ป้อนเข้าไปเพื่อสร้างแบบจำลองภายในให้ใกล้เคียงกับแบบจำลองของกระบวนการ ซึ่ง EBPT นั้นอาศัยพื้นฐานจากกฎการเรียนรู้แบบเกรเดียนท์เดสเซ็นท์ (gradient descent rule) เพื่อให้เกิดความแตกต่างระหว่างผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองของกระบวนการกับข่ายงานนิวรัลน้อยที่สุด เมื่อได้แบบจำลองของกระบวนการแล้ว ทำการหาแบบจำลองผกผันของกระบวนการโดยการฝึกข่ายงานนิวรัลแบบ EBPT เช่นเดียวกับการหาแบบจำลองภายในของระบบ แต่สลับเอาค่าผลลัพธ์ที่ได้จากระบบ

มาเป็นข้อมูลในการฝึกข่ายงานเพื่อให้ได้ค่าผลลัพธ์ที่จะใช้ป้อนให้กับระบบ เมื่อได้แบบจำลองภายในของข่ายงานทั้งสองนี้แล้วจึงนำมาให้เป็นตัวควบคุมกระบวนการของระบบ

ดังนั้นเทคโนโลยีทางข่ายงานนิวรัลจึงมีความเหมาะสมในการนำไปใช้แก้ปัญหาที่อยู่ในรูปแบบสมการเชิงเส้นและไม่เชิงเส้นที่มีความซับซ้อนได้เป็นอย่างดีโดยไม่จำเป็นต้องเข้าใจพื้นฐานของกระบวนการนั้นอย่างละเอียด ทำให้ข่ายงานนิวรัลได้รับความนิยมเนื่องจากสามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้กับงานหลายด้าน เช่น โรงงานอุตสาหกรรม หุ่นยนต์และการแพทย์ เป็นต้น และเป็นที่นิยมในวงการวิจัยทางวิศวกรรมศาสตร์และวิทยาศาสตร์

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.เพื่อพัฒนาแบบจำลองข่ายงานนิวรัลของกระบวนการผลิตเยื่อกระดาษ

2.เพื่อออกแบบตัวควบคุมที่ใช้ข่ายงานนิวรัลสำหรับการควบคุมค่าแคปปา(Kappa Number) ของกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษ

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1.กระบวนการที่ใช้ คือ กระบวนการย่อยเยื่อกระดาษ โดยใช้เครื่องย่อยกระดาษแบบกะ (Batch pulp digester) ซึ่งมีตัวแปรที่ต้องการควบคุม คือ ค่าแคปปา

2. อัลกอริธึมในการฝึกข่ายงานนิวรัล คือ อัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับและศึกษาตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลแบบเอ็นไอเอ็มซี

1.4 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินการงานวิจัย

แบ่งได้เป็น 5 ขั้นตอน ดังนี้

1.ศึกษาและค้นคว้าผลงานวิจัยในช่วงเวลาที่ผ่านมา

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนการศึกษาทฤษฎีเบื้องต้นของข่ายงานนิวรัล รวมถึงการประยุกต์ใช้ข่ายงานนิวรัลในด้านต่างๆ

2. ศึกษาอัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับของข่ายงานนิวรัล

3. จำลองกระบวนการโดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Mathematical models)

3.ออกแบบโครงสร้างของตัวควบคุมสำหรับการควบคุมค่าแคปปาของกระบวนการผลิตเยื่อกระดาษ

4.การทดลองและเก็บข้อมูลจากการทดลอง

5.การวิเคราะห์ผลและจัดทำรายงาน

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. แบบจำลองแบบข่ายงานนิวรัลของกระบวนการผลิตเยื่อกระดาษ
2. ตัวควบคุมแบบนิวรัลที่เหมาะสมสำหรับการควบคุมค่าแคปปาของกระบวนการผลิตเยื่อกระดาษ

1.6 เนื้อหาวิทยานิพนธ์

เนื้อหางานวิจัยแบ่งออกเป็น 6 บท บทที่ 1 กล่าวถึงความสำคัญและที่มาของงานวิจัย วัตถุประสงค์ของงานวิจัย ขอบเขตการวิจัย ขั้นตอนและวิธีการดำเนินการวิจัย ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับและเนื้อหาวิทยานิพนธ์ บทที่ 2 กล่าวถึงผลงานวิจัยที่ผ่านมา บทที่ 3 กล่าวถึงทฤษฎีเกี่ยวกับข่ายงานนิวรัลซึ่งอธิบายถึงโครงสร้างของข่ายงานนิวรัลในยุคแรกๆจนถึงโครงสร้างของข่ายงานนิวรัลในปัจจุบัน อัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ บทที่ 4 กล่าวถึงโครงสร้างของแบบจำลองและตัวควบคุมแบบต่างๆ บทที่ 5 กล่าวถึงกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษที่เป็นกระบวนการที่ใช้ในการวิจัย บทที่ 6 กล่าวถึงการทดลอง ผลการทดลอง การวิเคราะห์ผลการทดลอง บทที่ 7 เป็นการสรุปผลการวิจัยและเสนอแนะ และในบทสุดท้ายเป็นภาคผนวกกล่าวถึงโปรแกรมแม็ทแลบที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 2
ผลงานวิจัยที่ผ่านมา

บทนี้จะกล่าวถึงผลงานวิจัยเกี่ยวกับข่ายงานนิวรัลที่ผ่านมาซึ่งแบ่งออกเป็นที่มาและผลงานทางด้านข่ายงานนิวรัล ผลงานทางด้านข่ายงานนิวรัลในวิศวกรรมเคมี และผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยโดยผลงานเหล่านี้ได้มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง

2.1 ที่มาและผลงานทางด้านข่ายงานนิวรัล

Warren McCulloch และ Walter Pitts (1943) ทำการบุกเบิกการออกแบบข่ายงานนิวรัลแบบแรกโดยใช้ตรรกเทร็สโฮลด์ (threshold logic) ด้วยหลายอินพุทและหนึ่งเอาท์พุท ซึ่งข่ายงานนี้สามารถใช้ได้กับระบบเชิงเส้นเท่านั้นเนื่องจากมีนิวรอนเพียงหน่วยเดียว ไม่มีการเชื่อมโยงกับนิวรอนหน่วยอื่น และค่าน้ำหนักถูกกำหนดให้คงที่

Frank Rosenblatt (1959) พัฒนาแบบจำลองของ McCulloch และ Pitts ได้ข่ายงานที่เรียกว่าเปอร์เซปตรอน (perceptron) ซึ่งจะมีการปรับค่าน้ำหนักระหว่างการเรียนรู้จนกว่าจะได้ค่าน้ำหนักที่ถูกต้อง โดยข่ายงานนี้มีน้ำหนักเพียงชั้นเดียว ใช้ฟังก์ชันเชิงเส้นเป็นฟังก์ชันมูลฐาน และฟังก์ชันแบบขั้นบันไดเป็นฟังก์ชันกระตุ้น

Bernard Widrow และ Marcian Hoff (1962) เสนอแบบจำลองข่ายงานนิวรัลแบบ ADALINE ที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบเดลตา นั่นคือ การลดความแตกต่างระหว่างค่าผลลัพธ์จากข่ายงานกับค่าเป้าหมายโดยการปรับค่าน้ำหนักของข่ายงาน ซึ่งข่ายงานนี้มีน้ำหนักเพียง 1 ชั้น

Werbos (1974) เสนออัลกอริธึมแบบการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ (error backpropagation algorithm) ซึ่งเป็นวิธีการฝึกข่ายงานนิวรอนที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบเดลตาทั่วไป ซึ่งในขณะนั้นยังไม่เป็นที่รู้จัก ต่อมา Rumelhart (1986) และคณะเสนออัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับอีกครั้งจนเป็นที่รู้จักกันอย่างกว้างขวาง

Darpa (1988) ให้คำจำกัดความของข่ายงานนิวรัลว่า คือ “ระบบซึ่งประกอบด้วยหลายๆ องค์ประกอบ มีการดำเนินงานในรูปแบบขนาน ซึ่งฟังก์ชันของมันถูกกำหนดโดยโครงสร้างของข่ายงาน ค่าน้ำหนักและจำนวนนิวรอน”

Leonard และ Kramer (1990) เสนอการเรียนรู้โดยการใช้โมเมนตัมซึ่งช่วยเร่งการเรียนรู้ของข่ายงานเหมื่อใช้ร่วมกับอัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ

2.2 ผลงานทางด้านข่ายงานนิวรัลในวิศวกรรมเคมี

Bhat และ McAvoy (1989) ได้ทำการศึกษากระบวนการปรับสภาพให้เป็นกลาง (pH neutralization process) ด้วยข่ายงานนิวรัลที่มีโครงสร้างแบบไปข้างหน้าและอัลกอริธึมการกระจายย้อนกลับ พบว่าแบบจำลองนิวรัลสามารถเรียนรู้แบบจำลองแบบไม่เชิงเส้นของกระบวนการได้ดีกว่าแบบจำลอง ARMA และยังสามารถถูกฝึกให้เรียนรู้แบบจำลองของกระบวนการแบบย้อนกลับได้

Narenda และ Parthasarathy (1990) เสนอการควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟ (neural adaptive) โดยใช้การเรียนรู้แบบไดนามิกแบบผกผันของแบบจำลองโดยทางอ้อม ข่ายงานนิวรัล 2 ข่ายงานถูกใช้ในวิธีการควบคุมซึ่งข่ายงานแรกเป็นแบบจำลองและอีกข่ายงานเป็นตัวควบคุม มีขั้นตอนการเรียนรู้ 2 ขั้นตอน คือ การฝึกข่ายงานให้เรียนรู้ไดนามิกของกระบวนการและฝึกข่ายงานนิวรัลที่เป็นตัวควบคุมเพื่อเรียนรู้การควบคุมที่ต้องการ โดยให้ค่าผิดพลาดกระจายย้อนกลับผ่านแบบจำลอง ผลการทดสอบพบว่าตัวควบคุมแบบนิวรัลอะแดพทีฟสามารถควบคุมกระบวนการแบบไม่เชิงเส้นได้เป็นอย่างดี

Thibault, Breusegem และ Cheruy (1990) ใช้ข่ายงานนิวรัลในการทำนายค่าตัวแปรในการหมัก โดยใช้ถังหมักแบบกวนต่อเนื่อง พบว่าแบบจำลองของข่ายงานนิวรัลสามารถทำนายค่าได้แม้ในสภาวะที่มีการรบกวน

Willis, Massimo, Montague,Tham และ Morris (1991) ศึกษาการสร้างแบบจำลองโดยใช้ข่ายงานนิวรัล โดยใช้กระบวนการที่จะสร้างแบบจำลอง 2 กระบวนการคือ กระบวนการหมักซึ่งจะใช้ข่ายงานนิวรัลทำการประมาณค่าความเข้มข้นมวลของจุลินทรีย์ (biomass concentration) และกระบวนการที่ 2 คือ หอกลั่น ซึ่งจะประมาณค่าขององค์ประกอบของผลผลิตที่ยอดหอ

Dawson และ Schopflocher (1992) ศึกษาฟังก์ชันกระตุ้นแบบเกาส์เสียนและศึกษาการเรียนรู้ที่เร็วกว่าการใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์

Nahas และคณะ (1992) ฝึกข่ายงานนิวรัลให้เรียนรู้แบบไดนามิกแบบผกผันของกระบวนการโดยใช้ตัวควบคุมแบบเอ็นไอเอ็มซี (nonlinear internal model control) ซึ่งประกอบด้วยตัวควบคุมและฟิลเตอร์ พบว่าโครงสร้างการควบคุมแบบเอ็นไอเอ็มซีรับประกันว่าจะไม่เกิดออฟเซตแต่ใช้ได้กับกระบวนการที่มีการผกผันที่คงตัว

Pollard และคณะ (1992) ใช้ข่ายงานแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้นในการแก้ปัญหากระบวนการในอุตสาหกรรม โดยนำไปใช้ทำนายอุณหภูมิของชั้นเทรย์ในหอกลั่น โดยป้อนอัตราการไหลย้อนกลับเป็นอินพุท

Fan, Nikolaou และ White (1993) ศึกษาการผลิตโทลูอีนจากเฮปเทนที่สภาวะคงตัวโดยใช้ข่ายงานนิวรัลที่มีอัลกอริธึมแบบกระจายย้อนกลับโดยเพิ่มจำนวนฟังก์ชันในชั้นอินพุท (input layer)

สุรพล คำภา (1995) ศึกษาการสร้างแบบจำลองของข่ายงานนิวรัล โดยศึกษาโครงสร้างของข่ายงานนิวรอนแบบกลับกระแสและไม่กลับกระแส พบว่าแบบจำลองแบบกระแสเป็นโครงสร้างที่ข่ายงานเรียนรู้ได้เร็วกว่า เนื่องจากมีค่าเป้าหมายในอดีตเป็นตัวช่วยกำหนดแนวทางในการเรียนรู้ทำให้หาคำตอบได้รวดเร็ว โดยใช้พารามิเตอร์ต่างๆ คือ อัตราการเรียนรู้ ค่าโมเมนตัมและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน และพบว่าการเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนของโครงสร้างมิได้ทำให้การเรียนรู้เร็วขึ้น เพราะต้องเสียเวลาในการคำนวณค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างนิวรอนมากขึ้น แต่อย่างไรก็ดีโครงสร้างที่มีชั้นซ่อนมากกว่า 1 ชั้น อาจเหมาะสมกับกระบวนการที่ซับซ้อนกว่านี้

Dirion และคณะ (1995) พัฒนาตัวควบคุมแบบจำลองย้อนกลับของข่ายงานนิวรัลและใช้ในการควบคุมอุณหภูมิของเซมิแบทช์ในระดับปฏิบัติการปรากฏว่าผลที่ได้จะมีสมรรถนะดียิ่งขึ้นเมื่อพิจารณาถึงค่าไทม์ดีเลย์ด้วย

K.W.Lee และ H.N.Lam (1995) วิจัยว่าข่ายงานแบบป้อนไปข้างหน้าที่มีฟังก์ชันซิกมอยด์ซึ่งเป็นฟังก์ชันต่อเนื่องเป็นฟังก์ชันกระตุ้นจะให้ค่าความถูกต้องสูง

Kim และคณะ (1997) ใช้แบบแผนการควบคุมนิวรัลเชิงเส้นในการควบคุมกระบวนการเคมีที่เป็นแบบไม่เชิงเส้น โดยใช้โครงสร้างฟังก์ชันมูลฐานแบบรัศมี ในการ linearize ความสัมพันธ์ระหว่างค่าเอาท์พุทของตัวควบคุมเชิงเส้นกับค่าเอาท์พุทของกระบวนการ โดยทำการศึกษากระบวนการจากถังปฏิกรณ์แบบกวนอย่างต่อเนื่องและค่า pH เพื่อประเมินแผนการควบคุม

Krothapally และ Palanki (1997) ทำการพัฒนาข่ายงานนิวรัลเพื่อช่วยในการคำนวณสภาวะที่เหมาะสมในการปฏิบัติการโดยขึ้นกับสภาวะตั้งต้นกับค่าพารามิเตอร์ของกระบวนการแบบแบทช์ศึกษาโดยใช้กระบวนการการผลิตสารโพลิเมอร์ 2 ชนิด คือ กระบวนการผลิตสไตรีนและกระบวนการผลิต เมทิลเมทาไคเลท

Srdjan Nesic และ Miran Vrhovac (1997) ศึกษาและพัฒนาแบบจำลองการกัดกร่อนของคาร์บอนไดออกไซด์โดยการใช้ข่ายงานนิวรัล และทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยข้อมูลจากการทดลองและมีการแสดงให้เห็นถึงการเลียนแบบข้อมูลโดยการเปรียบเทียบกับแบบ semi-empirical models

Vora และคณะ (1997) ใช้ข่ายงานนิวรัลที่มีอัลกอริธึมแบบกระจายไปข้างหน้า (countercurrent propagation) ในการตรวจสอบความผิดพลาดที่เกิดขึ้นของกระบวนการจากถังปฏิกรณ์แบบกวนต่อเนื่อง พบว่ามีความสามารถในการเรียนรู้เพื่อตรวจสอบความผิดพลาดได้รวดเร็วกว่าการกระจายความผิพพลาดย้อนกลับ (Error back propagation)

H.H.Chen และคณะ (1999) เสนอการใช้เปอร์เซปตรอนแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น (Feedforward Multilayer Perceptrons) เพื่อใช้ตรวจสอบการหาตำแหน่งโดยใช้ข้อมูลจากเครื่องมือตรวจสอบอนุภาค

นงลักษณ์ พลรักษา (2001) ศึกษากระบวนการอุตสาหกรรมโพลีเอทิลีนโดยใช้ข่ายงานนิวรัลในการทำนายค่า โดยใช้ข้อมูลที่ได้จากการวัดค่าอุณหภูมิ ความดัน อัตราการไหล องค์ประกอบของก๊าซและตัวแปรอื่นแบบออนไลน์ในการเรียนรู้แบบการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับแบบ Levenberg-Marquardt พบว่าสามารถทำนายค่าอัตราการไหลและความหนาแน่นได้ดีทั้งการฝึกข่ายงานและการทดสอบข่ายงาน รวมทั้งสามารถทำนายค่าแบบออนไลน์ได้

2.3 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย

Lee และ Datta (1994) ทำการควบคุมกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษด้วยตัวควบคุม MPC (Model predictive controller) ร่วมกับคาลมานฟิลเตอร์เพื่อควบคุมค่าแคปปา พบว่าสามารถควบคุมค่าแคปปาได้อย่างมีประสิทธิภาพ และประมาณค่าแคปปาได้ใกล้เคียงกับค่าแคปปาของกระบวนการ แต่ความสามารถในการประมาณค่าลดต่ำลงเมื่อพารามิเตอร์ของกระบวนการผิดพลาด

Belarbi, Bettou และ Mezaache (2000) ทำการศึกษากระบวนการย่อยเยื่อกระดาษโดยใช้ข่ายงานนิวรัลฟัซซีที่มีอัลกอริธึมแบบกระจายย้อนกลับในการประมาณค่าและใช้ฟัซซีเป็นตัวควบคุมค่าแคปปา พบว่าสามารถควบคุมกระบวนการได้ดี และประมาณค่าแคปปาได้ใกล้เคียงกับค่าแคปปาของกระบวนการ เมื่อพารามิเตอร์ของกระบวนการผิดพลาด ตัวประมาณค่าก็ยังสามารถประมาณค่าได้แม้ประสิทธิภาพจะลดลง

บทที่ 3
ทฤษฎีเกี่ยวกับข่ายงานนิวรัล

บทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีเกี่ยวกับข่ายงานนิวรัลโดยแบ่งหัวข้อตามลำดับดังนี้ คือ หัวข้อ 3.1 กล่าวถึงชีววิทยาของนิวรอนและแบบจำลองของข่ายงานนิวรัลในยุคแรกๆถึงที่มาของแนวคิดของข่ายงานนิวรัล ส่วนหัวข้อ 3.2 กล่าวถึงแบบจำลองของข่ายงานนิวรัลในปัจจุบัน และในหัวข้อ 3.3 กล่าวถึงการออกแบบข่ายงานนิวรัลและองค์ประกอบพื้นฐานที่ใช้ในการออกแบบรวมถึงอัลกอริธึมการกระจายย้อนกลับและการเรียนรู้โดยการใช้โมเมนตัมซึ่งช่วยเร่งการเรียนรู้ให้เกิดได้เร็วขึ้น

3.1 ชีววิทยาของข่ายงานนิวรัลและแบบจำลองของข่ายงานนิวรัลในยุคแรก ๆ

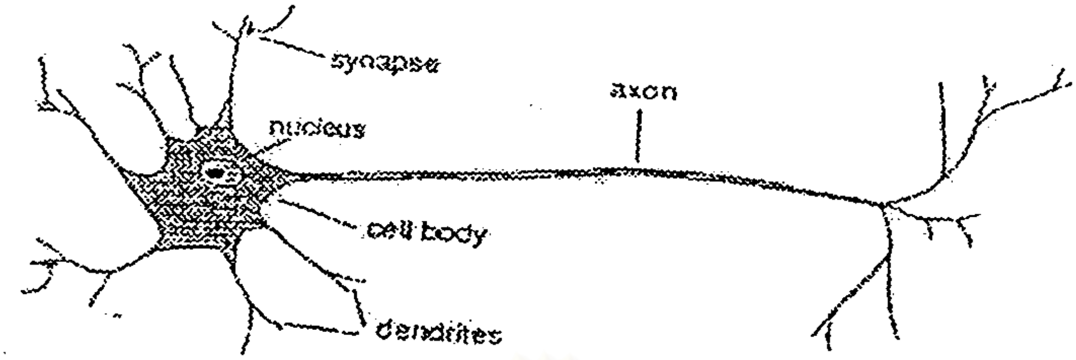
ข่ายงานนิวรัลได้แนวคิดมาจากการเลียนแบบโครงสร้างระบบประสาทของมนุษย์ ซึ่งประกอบด้วยกลุ่มของนิวรอนจำนวนมากที่เชื่อมต่อกันที่เรียกว่า ข่ายงานนิวรัล (neural network) โดยสามารถติดต่อกับนิวรอนหน่วยอื่นๆด้วยแอกซอน (axon) และซินแนพส์ (synapes) ข้อสมมติฐานเกี่ยวกับแบบจำลองของระบบประสาทคือนิวรอนจะทำการติดต่อกันโดยอาศัยการกระตุ้นทางไฟฟ้า (electrical impulse) แต่การทำงานของนิวรอนนั้นเกิดจากกระบวนการทางชีวเคมีในทางชีววิทยา นิวรอนจะประกอบด้วย 3 ส่วนดังรูปที่ 3.1

1. เดนไดรท์ (dendrite) แตกแขนงออกจากตัวเซลเพื่อรับสัญญาณจากแอกซอนของนิวรอนตัวอื่นเข้ามาและส่งต่อไปยังตัวเซลนิวรอน

2. ตัวเซลนิวรอน (cell body) ทำหน้าที่รวบรวมสัญญาณจากเดนไดรท์และส่งไปให้แก่แอกซอน

3.แอกซอน (axon) ทำหน้าที่นำสัญญาณที่ออกจากตัวเซลนิวรอน และส่งไปยังเดนไดรท์ของนิวรอนถัดไป

เดนไดรท์จะรับสัญญาณจากแอกซอนของนิวรอนอื่นเข้ามาและส่งต่อไปให้ตัวเซลนิวรอน ตัวเซลนิวรอนจะรวมสัญญาณที่ได้รับส่งต่อไปให้แอกซอนจนถึงรอยต่อซินแนพส์ ซึ่งเป็นรอยต่อระหว่างแอกซอนของนิวรอนตัวปัจจุบันและเดนไดรท์ของนิวรอนตัวถัดไป โดยแอกซอนจะนำสัญญาณผ่านไปตามลดับของคลื่อนกระแสไฟฟ้า ซึ่งขึ้นกับค่าแรงดันต่างศักย์ของนิวรอนกับเนื้อเยื่อของนิวรอน (membrane) ที่สร้างแรงดันต่างศักย์กระจายผ่านแอกซอนไปจนถึงรอยต่อของซินแนพส์ จากแนวความคิดพื้นฐานดังกล่าวนี้มีนักวิจัยสนใจที่จะศึกษากลไกและโครงสร้างของระบบประสาทของมนุษย์ซึ่งนำไปสู่การพัฒนาแบบจำลองสำหรับการแก้ปัญหาที่ซับซ้อนซึ่งได้แก่การแก้ปัญหาแบบไม่เชิงเส้น

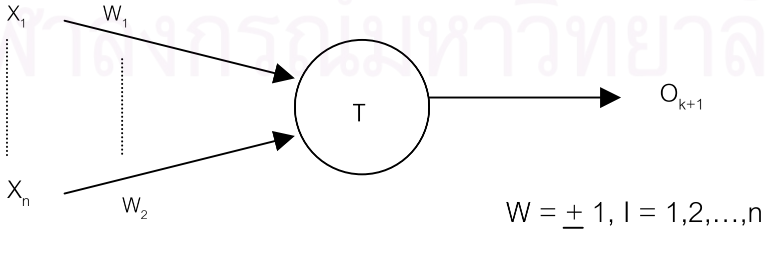


รูปที่ 3.1 โครงสร้างของเซลประสาท

โดยในปี ค.ศ. 1943 McCulloh และ Pitts ได้เป็นผู้บุกเบิกการจำลองการทำงานของเซลประสาทสมองโดยใช้สมการคณิตศาสตร์อย่างง่าย โดยมีข้อจำกัดว่าใช้ได้กับปัญหาทางตรรกศาสตร์อย่างง่ายเท่านั้น ต่อมาทั้งสองได้เสนอตรรรกเทร็สโฮลด์ (threhold logic) ดังแสดงในรูป 3.2 แบบจำลองนี้มีข้อจำกัดคือ ค่าอินพุทและเอาท์พุทเป็น 0 กับ 1 เท่านั้น และค่าน้ำหนักมีค่าคงที่อีกทั้งไม่มีการติดต่อถึงกันระหว่างนิวรอนหน่วยอื่นเพราะมีนิวรอนเพียงหน่วยเดียวเท่านั้น แบบจำลองนี้จึงใช้ได้กับระบบเชิงเส้น สัญญาณที่ออกจากนิวรอนกำหนดด้วยเงื่อนไขดังสมการ (3.1)

$$O_{k+1} = \begin{cases} 1 \;\; if \;\; \sum_{i=1}^{n} w_i x_{ik} \geq T \\ 0 \;\; if \;\; otherwise \end{cases} \qquad (3.1)$$

ในปี ค.ศ. 1958 Rosenblatt ได้เสนอแบบจำลองเปอร์เซปตรอนซึ่งเป็นแบบจำลองข่ายงานแบบตัดสินใจเพื่อใช้ในการแยกข้อมูล 2ระดับออกจากกัน ต่อมาในปี ค.ศ. 1969 Minsky และ Papert ทำการพิสูจน์คุณสมบัติของเปอร์เซปตรอนและชี้ให้เห็นถึงข้อจำกัดของแบบจำลองนี้ซึ่งสามารถแก้ปัญหาเฉพาะระบบที่เป็นเชิงเส้นเท่านั้น

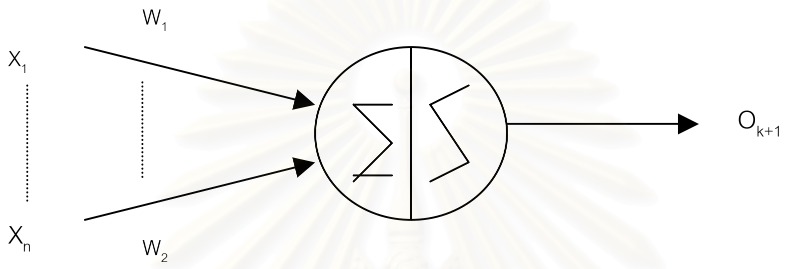


รูปที่ 3.2 แบบจำลองการทำงานของนิวรอนเสนอโดย Mcculloh และ Pitts

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

3.2 แบบจำลองของข่ายงานนิวรัลในปัจจุบัน

แบบจำลองของข่ายงานนิวรัลในปัจจุบันประกอบด้วยชั้นของนิวรอนและส่วนเชื่อมโยงระหว่างอินพุทกับเอาท์พุทที่เรียกว่า น้ำหนัก (weight) อินพุทของนิวรอนจะถูกนำมารวมกันโดยใช้ฟังก์ชันมูลฐาน (basis function) และส่งเอาท์พุทที่ออกจากฟังก์ชันมูลฐานไปแปลงด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) ซึ่งจะได้เอาท์พุทของนิวรอนและส่งเอาท์พุทของนิวรอนนี้ไปเป็นอินพุทของนิวรอนถัดไปเป็นทอดๆ ดังนั้นองค์ประกอบและหน้าที่ของนิวรอนมีดังต่อไปนี้



รูปที่ 3.3 หน้าที่และการทำงานของนิวรอน

3.2.1 องค์ประกอบและหน้าที่ของนิวรอน

นิวรอนประกอบด้วย 3 ส่วนสำคัญ ดังนี้

1. หน่วยประมวลผล (processing elements) ที่เรียกว่า node

2. การเชื่อมต่อแบบซินแนพส์ (synaptic connection) เป็นส่วนที่เชื่อมต่อระหว่างนิวรอนในแต่ละชั้นสำหรับการส่งข้อมูลที่ประมวลผลได้จากนิวรอนหนึ่งไปยังอีกนิวรอนหนึ่ง

3. ค่าน้ำหนัก (weight) และค่าไบแอส (bias) ทำหน้าที่ในการขยายหรือลดขนาดของสัญญาณที่เข้าสู่นิวรอนโดยผ่านการเชื่อมต่อแบบซินแนพส์

การเชื่อมโยงของข่ายงานนิวรอนแต่ละนิวรอนจะเชื่อมโดยกันโดยใช้ค่าน้ำหนัก และในนิวรอนหนึ่งๆจะแปลงค่าอินพุทที่รับเข้ามาให้เป็นเอาท์พุทโดยการใช้ฟังก์ชันมูลฐานและฟังก์ชันกระตุ้น และค่าเอาท์พุทที่ได้นั้นจะถูกส่งไปเป็นอินพุทให้กับนิวรอนในชั้นถัดไปดังนี้

แต่ละนิวรอน y จะได้รับอินพุทจากชั้นก่อนหน้า ซึ่งอินพุท คือ $x_1, x_2, ..., x_n$ และค่าน้ำหนักเชื่อมระหว่าง x_1 กับ y คือ w_1 จากนั้นทำการหาเอาท์พุทของนิวรอน y ซึ่งก็คือ หาผลรวมของอินพุทคูณกับน้ำหนัก หากมีเทอมของไบแอสก็นำไปรวมด้วย

$$y_{in} = b + w_1 x_1 + w_2 x_2 + ... + w_n x_n \qquad (3.2)$$

ค่า y_{in} มาคำนวณผ่านฟังก์ชันกระตุ้น ตัวอย่างเช่น ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเชิงเส้น จะได้

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

$$\text{เอาท์พุท} = y = f(y_{in}) = y_{in} \quad (3.3)$$

หรือถ้าเป็นฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์จะได้

$$\text{เอาท์พุท} = y = f(y_{in}) = 1/(1+e^{-y_{in}}) \quad (3.4)$$

ซึ่งเอาท์พุทที่ได้นี้จะถูกส่งไปเป็นอินพุทให้กับนิวรอนในชั้นถัดไปต่อไป

โดยสรุปแล้วนิวรอนแต่ละหน่วยมีหน้าที่ดังนี้ (แสดงในรูปที่ 3.3)

1.รับสัญญาณจากนิวรอนหน่วยอื่นๆ

2.รวมสัญญาณจากนิวรอนหน่วยอื่นเข้าด้วยกันโดยใช้ฟังก์ชันมูลฐาน

3.แปลงสัญญาณที่รวมได้โดยใช้ฟังก์ชันกระตุ้น

4.ส่งผลลัพธ์ที่ได้จากฟังก์ชันกระตุ้นไปยังนิวรอนถัดไป

3.2.2 พารามิเตอร์ที่สำคัญต่อการทำงานของนิวรอน

3.2.2.1 น้ำหนัก (weight)

น้ำหนักหรือที่เรียกว่าสัญญาณที่เชื่อมโยงระหว่างนิวรอนจะถูกปรับค่าตลอดเวลา ในระหว่างการเรียนรู้ข่ายงานสร้างแบบจำลองภายในขึ้นมาเพื่อให้มีค่าใกล้เคียงกับระบบแบบจำลองของข่ายงานนิวรัลซึ่งสามารถใช้แทนแบบจำลองของกระบวนการได้ก็ต่อเมื่อค่าผลลัพธ์ที่ออกจากระบบมีค่าใกล้เคียงกับค่าผลลัพธ์ที่ออกจากข่ายงาน โดยมีความแตกต่างของผลลัพธ์ในระดับที่ยอมรับได้

3.2.2.2 ฟังก์ชันมูลฐาน (Basis Function)

ฟังก์ชันมูลฐาน คือ การแมพพิงก์(mapping) ทางคณิตศาสตร์ด้วยฟังก์ชัน $u(w, x)$ เมื่อ w คือ เมทริกซ์ของน้ำหนักและ x คือ อินพุทเวกเตอร์ ฟังก์ชันมูลฐานทำหน้าที่ในการรวมสัญญาณที่ได้รับมาจากนิวรอนหน่วยอื่นๆเข้าด้วยกัน แล้วฟังก์ชันกระตุ้นจึงแปลงสัญญาณนี้เป็นเอาท์พุทของนิวรอน ฟังก์ชันมูลฐานแบ่งออกเป็น 2 ประเภท ดังรูปที่ 3.4 คือ

ก. ฟังก์ชันมูลฐานเชิงเส้น (Linear basis function, LBF)

ฟังก์ชันมูลฐานเชิงเส้นเป็นฟังก์ชันไฮเปอร์แพลน (hyperplane) โดยเป็นฟังก์ชันมูลฐานอันดับที่ 1 ค่า net ที่ได้เป็นผลรวมเชิงเส้นของค่าอินพุทดังสมการ

$$u_i(w,x) = \sum_{j=1}^{n} w_{ij} x_{ij} \quad (3.5)$$

ข. ฟังก์ชันมูลฐานเชิงรัศมี (Radial basis function, RBF)

ฟังก์ชันมูลฐานเชิงรัศมีเป็นฟังก์ชันไฮเปอร์สเฟียร์ (hypersphere) โดยเป็นฟังก์ชันมูลฐานอันดับที่ 2 ค่า net ที่ได้จะแทนระยะทางไปยังชุดข้อมูลอ้างอิง แสดงดังสมการ

$$u_i(w,x) = \sqrt{\sum_{j=1}^{n}(x_i - w_{ij})^2} \qquad (3.6)$$

ทั้งนี้ฟังก์ชันอันดับที่ 2 ยังสามารถขยายไปเป็นฟังก์ชันมูลฐานอิลิปติค (eliptic basis function) ได้อีกด้วย

(ก) ฟังก์ชันมูลฐานเชิงเส้น (hyperplane) (ข) ฟังก์ชันมูลฐานรัศมี (hypersphere)

รูปที่ 3.4 ฟังก์ชันมูลฐาน

3.2.2.3 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function)

ฟังก์ชันกระตุ้นทำหน้าที่แปลงค่า net ที่อยู่ในรูปของฟังก์ชันมูลฐานให้เป็นเอาท์พุทของนิวรอน ซึ่งฟังก์ชันกระตุ้นสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ

ก. ฟังก์ชันกระตุ้นเชิงเส้น (Linear Activation Function)

ฟังก์ชันกระตุ้นเชิงเส้นที่นิยมได้แก่ ฟังก์ชันขั้นบันได (step function) และฟังก์ชันแรมพ์(ramp function) โดยมีสมการดังนี้

- ฟังก์ชันขั้นบันได (Step Function)

$$f(net) = \begin{cases} 1, & if\ net \geq 0 \\ 0, & otherwise \end{cases} \qquad (3.7)$$

- ฟังก์ชันแรมพ์ (Ramp Function)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

$$f(net) = \begin{cases} 1 & if \ net \geq 1 \\ net & if \ |net| < 1 \\ -1 & if \ net \leq -1 \end{cases} \quad (3.8)$$

ข. ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไม่เชิงเส้น (Nonlinear Activation Function)

ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไม่เชิงเส้น ได้แก่ ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) และฟังก์ชันเกาส์เสียน (Gaussain Function) ซึ่งโดยส่วนใหญ่นิยมใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ ซึ่งจะมีการแปลค่าอินพุทที่มีค่าบวกมากๆให้เข้าใกล้ 1 หรือค่าลบมากๆให้เข้าใกล้ 0 ดังสมการ 3.9 ดังนั้นช่วงของฟังก์ชันซิกมอยด์จะมีค่าระหว่าง [0,1]

- ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function)

$$f(net) = \frac{1}{1+e^{-net}} \quad (3.9)$$

- ฟังก์ชันเกาส์เสียน (Gaussain Function)

$$f(a) = ce^{-net^2} \quad (3.10)$$

3.2.2.4 ฟังก์ชันความผิดพลาด (error function)

ในการฝึกข่ายงานนิวรัลมีจุดประสงค์เพื่อลดค่าผิดพลาดรวมของข่ายงานให้มีค่าน้อยที่สุด ดังนั้นการบ่งชี้ถึงความสำเร็จในการฝึกข่ายงานจึงขึ้นอยู่กับประเภทของความผิดพลาดที่เลือกมาศึกษา เพราะฟังก์ชันความผิดพลาดเป็นการวัดค่าความแตกต่างของค่าเป้าหมายกับค่าเอาท์พุทที่ได้จากข่ายงาน ตัวอย่างของฟังก์ชันความผิดพลาดมีดังต่อไปนี้

ก.ความผิดพลาดรวมยกกำลังสอง (sum square error)

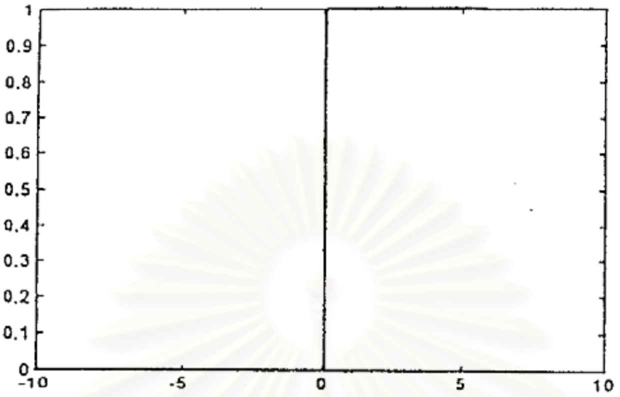
$$E(y,p) = (y-p)^2 \quad (3.11)$$

โดย E คือ ค่าความผิดพลาด , y คือ ค่าเอาท์พุท และ p คือค่าเป้าหมาย ส่วนใหญ่แล้วนิยมใช้ค่าของความผิดพลาดยกกำลังสองของข้อมูลทั้งชุดรวมกัน เรียกว่า ผลรวมความผิดพลาดยกกำลังสอง (Total sum square error)

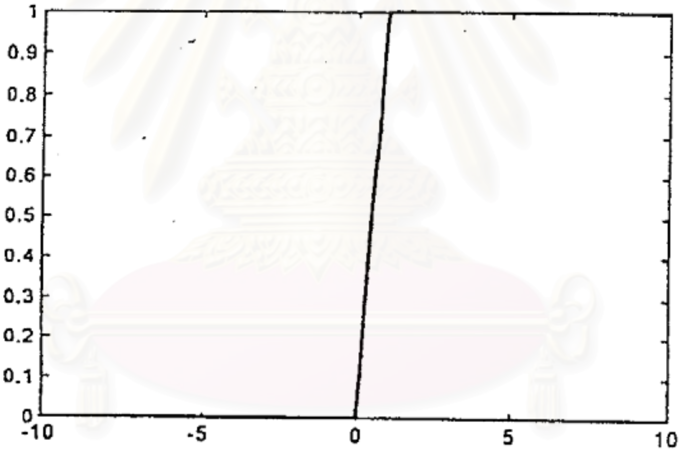
ข. ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยยกกำลังสอง (Mean square error)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

การใช้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองจะใช้กับการแบ่งประเภทความผิด หรือข้อมูลไบนารี ซึ่งเมื่อใช้รวมกับอัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับแล้ว จะให้อัตราการเรียนรู้ไม่ค่อยเร็วกับข้อมูลในการฝึกได้



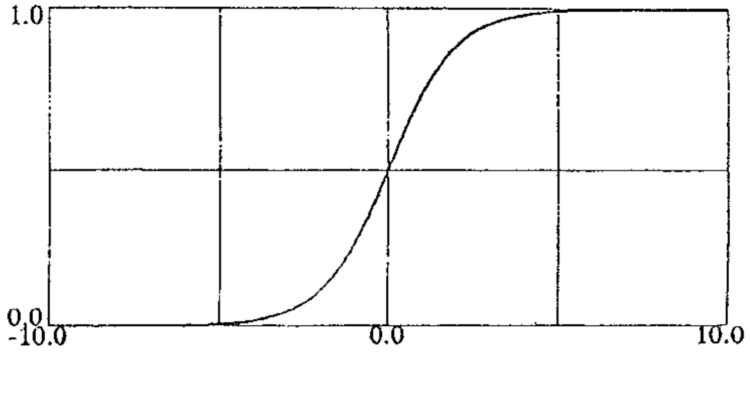
(ก) ฟังก์ชันขั้นบันได (Step Function)



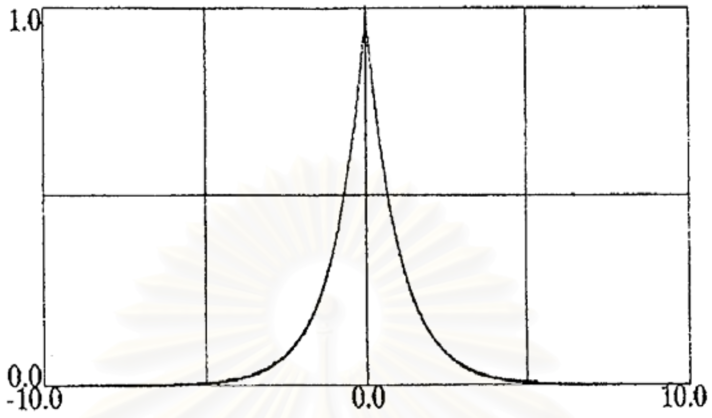
(ข) ฟังก์ชันแรมพ์ (Ramp Function)

รูปที่ 3.5 ฟังก์ชันกระตุ้นเชิงเส้น

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



(ค) ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Fuction)



(ง) ฟังก์ชันเกาส์เสียน (Guassion Function)

รูปที่ 3.6 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไม่เชิงเส้น

3.3 การออกแบบข่ายงานนิวรัล

องค์ประกอบพื้นฐานที่สำคัญต่อการออกแบบข่ายงานนิวรัล คือ ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกข่ายงานนิวรัล และความรู้เกี่ยวกับกระบวนการสร้างแบบจำลองซึ่งได้แก่โครงสร้างของข่ายงานนิวรัล ชนิดของการเชื่อมโยงและการเรียนรู้ของข่ายงานนิวรัล และแบบจำลองของกระบวนการ

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

3.3.1 ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกข่ายงาน (Training data)

ในกรณีที่แบบจำลองอยู่ในสภาวะคงที่ การเลือกชุดข้อมูลอินพุทเข้าสู่ข่ายงานนิวรัลจะเลือกอินพุทที่มีผลกระทบต่อค่าเป้าหมาย แต่หากแบบจำลองที่เป็นพลศาสตร์ (dynamics) นอกจากการพิจารณาตัวแปรที่มีผลต่อกระทบต่อค่าเป้าหมายแล้ว ยังต้องคำนึงถึงอนุกรมเวลาของช่วงข้อมูลอินพุทและเอาท์พุทอีกด้วย ส่วนการเลือกชุดข้อมูลเอาท์พุท คือ เลือกชุดข้อมูลที่ต้องการในการทำนาย

เมื่อเลือกชุดข้อมูลอินพุทและเอาท์พุทที่เหมาะสมได้แล้ว จะแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ชุด นั่นคือ ชุดที่ 1 จะใช้ในการฝึกข่ายงานเพื่อสร้างแบบจำลองภายในของข่ายงาน โดยมีการปรับค่าน้ำหนักของข่ายงานจนความผิดพลาดระหว่างค่าเป้าหมายกับค่าเอาท์พุทมีค่าน้อยจนอยู่ในระดับที่ยอมรับได้ และข้อมูลชุดที่ 2 ใช้ในการทดสอบแบบจำลอง (cross validation data set) เพื่อทดสอบว่าข่ายงานสามารถทำนายค่าเอาท์พุทได้ถูกต้องหรือไม่

3.3.2 โครงสร้างของข่ายงานนิวรัล

ข่ายงานจะประกอบไปด้วยชั้นนิวรอนอย่างน้อย 3 ชั้น เพื่อทำหน้าที่รับและส่งสัญญาณเอาท์พุท ได้แก่

1. ชั้นอินพุท (input layer) ทำหน้าที่รับข้อมูลที่ใช้ในการฝึกข่ายงานนิวรัลและส่งไปให้กับนิวรอนในชั้นซ่อนต่อไป

2. ชั้นซ่อน (hidden layer) ทำหน้าที่ประมวลผลโดยการรวมสัญญาณจากชั้นอินพุทโดยใช้ฟังก์ชันมูลฐานและแปลงค่าโดยใช้ฟังก์ชันกระตุ้น จากนั้นส่งสัญญาณที่ได้ให้แก่นิวรอนในชั้นเอาท์พุท ซึ่งข้อมูลที่ประมวลได้จะถูกเก็บอยู่ในรูปค่าน้ำหนักและค่าไบแอส ลักษณะการทำงานดังกล่าวจะทำซ้ำกันไปจนถึงชั้นเอาท์พุท โดยชั้นซ่อนมีได้มากกว่าหนึ่งชั้น

3.ชั้นเอาท์พุท (output layer) ทำหน้าที่รวมสัญญาณจากชั้นซ่อนและแปลงค่าโดยใช้ฟังก์ชันกระตุ้น จากนั้นจึงส่งสัญญาณที่ได้เพื่อเป็นผลลัพธ์ออกจากข่ายงานนิวรัล

โครงสร้างของข่ายงานจะแตกต่างกันขึ้นกับการใช้งาน จำนวนตัวแปรในกระบวนการที่ศึกษาและการออกแบบของผู้วิจัย ซึ่งความแตกต่างของโครงสร้างก็มีผลต่อการเลือกใช้อัลกอริธึมในการฝึกข่ายงาน โดยการออกแบบโครงสร้างข่ายงานนิวรัล จำเป็นต้องพิจารณาถึงองค์ประกอบต่างๆของโครงสร้าง นั่นคือ จำนวนชั้นต่างๆและจำนวนนิวรอนในชั้นนั้นๆดังนี้

- ชั้นอินพุท

จำนวนนิวรอนในชั้นอินพุทของข่ายงานนิวรัลจะมีค่าเท่ากับจำนวนตัวแปรที่ใช้เป็นอินพุทในแบบจำลอง หรืออินพุทเวกเตอร์ที่ป้อนให้ข่ายงาน โดยอินพุทเวกเตอร์ของแบบจำลองและแบบจำลองผกผันมีความแตกต่างกันดังนี้

ก.อินพุทเวกเตอร์ของแบบจำลอง

อินพุทเวกเตอร์ของแบบจำลองประกอบด้วยค่าอินพุทของกระบวนการในปัจจุบัน ค่าอินพุทของกระบวนการในอดีต, n_u และเอาท์พุทของกระบวนการในอดีต, n_y ซึ่งแสดงดังรูปที่ 3.7 โดยค่าเหล่านี้จะเป็นอินพุทให้แก่ข่ายงาน ดังนั้นในชั้นอินพุทจึงมีนิวรอน, $N_1 = n_u + n_y + 1$

หน่วย เพื่อง่ายต่อการเข้าใจ ในรูปที่ 3.7 จะใช้สัญลักษณ์อินพุทเวกเตอร์ (I) ซึ่งมีสมาชิก N_1 ตัว โดยกำหนดเป็นสัญลักษณ์ดังนี้

$$I(k) = f\{u(k),...,u(k-n_u), y(k-n_u), y(k-\theta-1),..., y(k-\theta-n_y)\}$$

เมื่อ $u(k)$ คือค่าอินพุทของกระบวนการที่เวลา k $y(k)$ คือเอาท์พุทของกระบวนการที่เวลา k และ θ คือเดดไทม์

ข.อินพุทเวกเตอร์ของแบบจำลองผกผัน

อินพุทเวกเตอร์ของแบบจำลองแบบผกผันประกอบด้วยค่าเอาท์พุทของกระบวนการที่มีและไม่มีเดดไทม์ในอดีต, n_y และค่าอินพุทของกระบวนการในอดีต, n_u ซึ่งแสดงดังรูปที่ 3.8 โดยค่าเหล่านี้จะเป็นอินพุทให้แก่ข่ายงาน ดังนั้นในชั้นอินพุทของข่ายงานจึงมีนิวรอน, $N_2 = n_u + n_y + 1$ หน่วย และเพื่อง่ายต่อการเข้าใจ ในรูปที่ 3.8 จะใช้สัญลักษณ์อินพุทเวกเตอร์ (I) ซึ่งมีสมาชิก N_2 ตัว โดยกำหนดเป็นสัญลักษณ์ดังนี้

$$I(k) = f\{y(k), y(k-\theta-1),..., y(k-\theta-n_y), u(k-1),..., u(k-n_u)\}$$

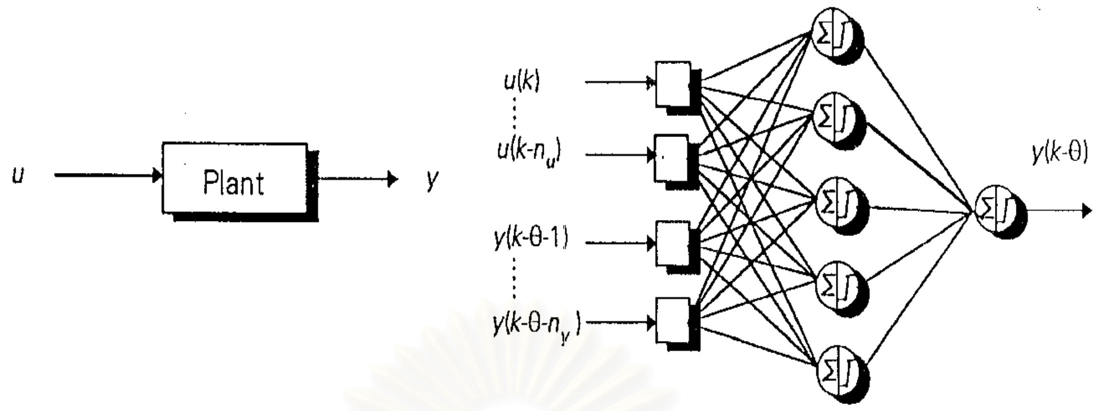
เมื่อ $u(k)$ คือค่าอินพุทของกระบวนการที่เวลา k $y(k)$ คือเอาท์พุทของกระบวนการที่เวลา k และ θ คือเดดไทม์

- ชั้นซ่อน

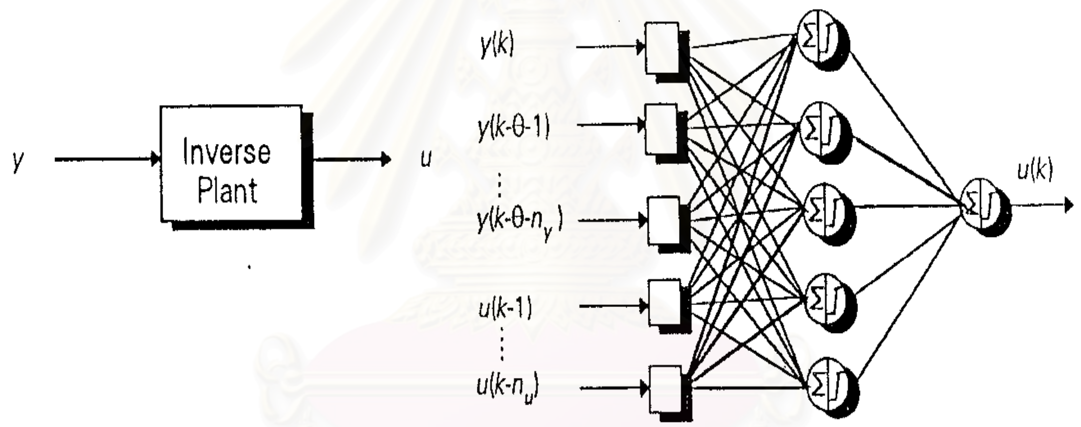
จำนวนของชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนขึ้นกับปัจจัยต่างๆ เช่น จำนวนชุดข้อมูลที่ฝึกข่ายงาน จำนวนนิวรอนในชั้นอินพุทและเอาท์พุท และความสัมพันธ์ระหว่างอินพุทกับเอาท์พุท โดยการเริ่มต้นออกแบบโครงสร้างข่ายงานที่ดี ควรเริ่มการกำหนดจำนวนของชั้นซ่อนและ จำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนให้มีค่าน้อยๆก่อน แล้วจึงค่อยเพิ่มความซับซ้อนของข่ายงานขึ้นเมื่อความสัมพันธ์ที่ได้ยังไม่ดีพอ

-ชั้นเอาท์พุท

จำนวนนิวรอนในชั้นเอาท์พุทจะเท่ากับจำนวนตัวแปรที่ต้องการทำนาย



รูปที่ 3.7 องค์ประกอบของอินพุทเวกเตอร์ของแบบจำลอง



รูปที่ 3.8 องค์ประกอบของอินพุทเวกเตอร์ของแบบจำลองผกผัน

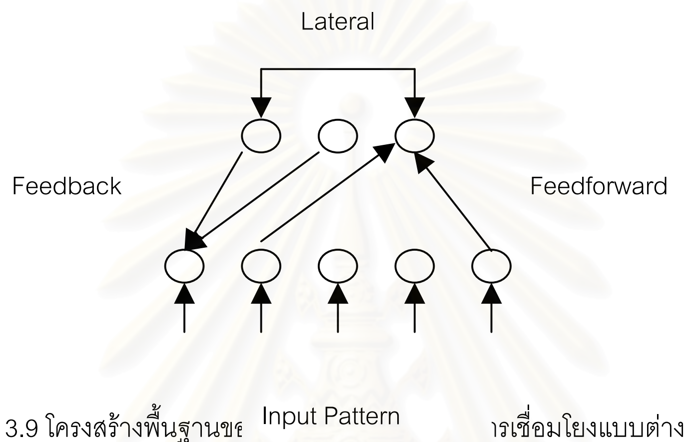
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

3.3.2.1 การเชื่อมโยงน้ำหนักของข่ายงานนิวรัล

ข่ายงานนิวรัลประกอบด้วยนิวรอนและเมทริกซ์ของน้ำหนัก พฤติกรรมของข่ายงานขึ้นกับการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอนสองชั้นซึ่งติดต่อกันโดยผ่านข่ายงานเชื่อมต่อที่เรียกว่า น้ำหนัก ซึ่งการเชื่อมโยงระหว่างชั้นแบ่งได้เป็น 4 ประเภท คือ

1. การเชื่อมโยงแบบป้อนไปข้างหน้า (feedforward connection) เป็นการนำข้อมูลของนิวรอนจากชั้นที่ต่ำกว่าและนำไปใช้ในชั้นที่อยู่เหนือกว่า

2. การเชื่อมโยงแบบป้อนกลับ (feedback connection) เป็นการนำข้อมูลจากชั้นที่อยู่เหนือกว่าและส่งกลับมายังชั้นที่อยู่ต่ำกว่า
3. การเชื่อมโยงภายในชั้น (lateral connection) เป็นการนำข้อมูลภายในชั้นเดียวกันและกระจายกลับมาใช้ในชั้นเดิม
4. การเชื่อมโยงแบบหน่วงเวลา (time-delayed connection) เป็นการนำข้อมูลมาหน่วงเวลาแล้วนำเข้าไปรวมกับการเชื่อมโยงของข้อมูล เพื่อให้ได้แบบจำลองเป็นไดนามิก(temporal dynamics) ซึ่งนำมาประยุกต์ใช้กับการจดจำรูปแบบเชิงเวลา (temporal pattern recognization)



รูปที่ 3.9 โครงสร้างพื้นฐานข ... ารเชื่อมโยงแบบต่างๆ

3.3.2.2 การจำแนกการเรียนรู้ของข่ายงานนิวรัล

ข่ายงานนิวรัลสามารถจำแนกตามการเรียนรู้ได้เป็น 2 ประเภท คือ ของข่ายงานได้เป็น 2 ประเภทได้แก่

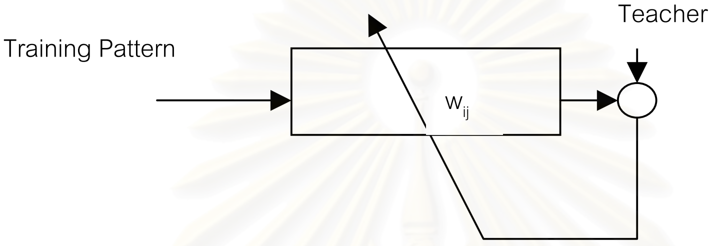
ก. ข่ายงานนิวรัลแบบมีการชี้นำ (supervised neural network)

การเรียนรู้แบบที่มีการชี้นำเป็นการฝึกข่ายงานนิวรัลโดยใช้ชุดคู่ลำดับของอินพุทและค่าเป้าหมายที่สอดคล้องกัน โดยค่าอินพุทจะใช้เป็นอินพุทของข่ายงาน และใช้เอาท์พุทเป็นผู้สอน ดังแสดงในรูปที่ 3.10(ก) และฝึกข่ายงานให้เลียนแบบชุดข้อมูลตามที่กำหนดจนสามารถส่งสัญญาณเอาท์พุทได้คล้ายกับชุดข้อมูลที่ป้อนให้เรียนรู้ ซึ่งเป็นข้อดีของการเรียนรู้วิธีนี้เพราะมีเป้าหมายที่ต้องการเป็นผู้สอน โดยความแตกต่างของค่าเอาท์พุทที่ออกจากข่ายงานกับค่าเป้าหมายที่ต้องการจะเป็นข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้เพื่อลดความแตกต่างของค่าเอาท์พุทของข่ายงานกับค่าเป้าหมายให้น้อยที่สุด

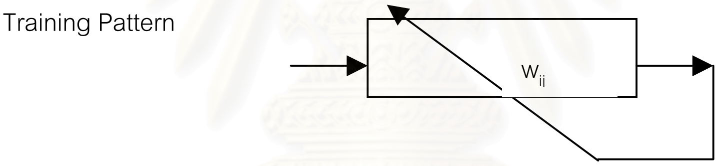
การเรียนรู้จะทำโดยการปรับค่าน้ำหนักของข่ายงานเพื่อให้ข่ายงานนิวรัลเรียนรู้และจดจำข้อมูลสัญญาณอินพุทและสร้างสัญญาณได้สอดคล้องกับข้อมูลสัญญาณเป้าหมายตามที่กำหนดในชุดของข้อมูลที่ใช้ฝึก เพื่อทำให้เกิดความแตกต่างระหว่างเอาท์พุทที่ต้องการและเอาท์พุทของข่ายงานให้มีค่าน้อยที่สุด กระบวนการนี้อาจทำซ้ำจนกระทั่งค่าผิดพลาดเป็นค่าน้อยที่ยอมรับได้ ตัวอย่างของข่ายงานประเภทนี้ได้แก่ เปอร์เซปตรอน (perceptron) อะดาไลน์ (adaline) และการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ (Error Back Propagation) ซึ่งแสดงดังรูปที่ 3.11

ข. ข่ายงานนิวรัลแบบไม่มีการชี้นำ (Unsupervised neural network)

การเรียนรู้แบบไม่มีการชี้นำต้องการใช้เพียงค่าอินพุทในการฝึกข่ายงานโดยไม่มีผู้สอนหรือค่าเป้าหมาย ซึ่งแสดงในรูปที่ 3.10(ข) ในระหว่างการฝึกค่าน้ำหนักของข่ายงานจะถูกปรับโดยอินพุทที่คล้ายกันและสร้างเอาท์พุทที่คล้ายกัน ซึ่งการปรับมีหลายวิธีซึ่งแต่ละวิธีจะมีการเรียนรู้จะเป็นการปรับตัวบนพื้นฐานของประสบการณ์เพื่อจัดกลุ่มให้เข้ากับชุดข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ที่ผ่านมาโดยไม่มีผู้สอน ตัวอย่างของข่ายงานนิวรัลประเภทนี้ ได้แก่ AG (Additive grossberg) และ ART(Adaptive resonance theory) ดังแสดงในรูปที่ 3.11

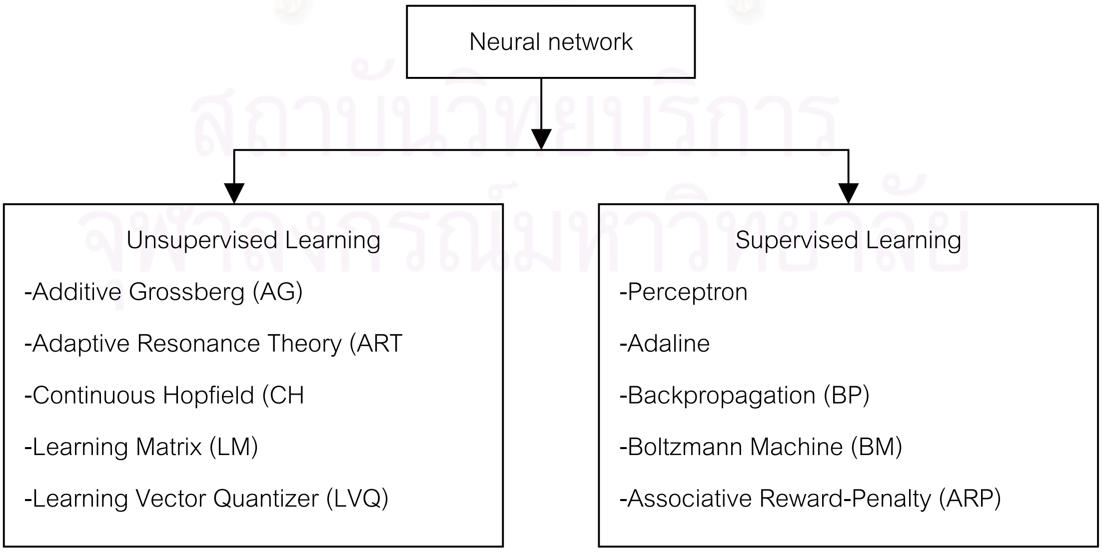


(ก) ข่ายงานนิวรัลแบบมีการชี้นำ (supervised neural network)



(ข) ข่ายงานนิวรัลแบบไม่มีการชี้นำ (unsupervised neural network)

รูปที่ 3.10 การเรียนรู้ของข่ายงานนิวรัลในการปรับค่าน้ำหนัก



รูปที่ 3.11 การจำแนกข่ายงานนิวรัลตามการเรียนรู้

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

3.3.3 **ข่ายงานนิวรัลแบบมีการชี้นำ** (supervised neural network)

ข่ายงานนิวรัลแบบมีการชี้นำ ได้แก่ ข่ายงานเปอร์เซปตรอน ข่ายงานแบบอะดาไลน์ และข่ายงานแบบการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ ข่ายงานเปอร์เซปตรอนและข่ายงานแบบอะดาไลน์เป็นข่ายงานที่มีชั้นของน้ำหนักเพียงชั้นเดียว ดังนั้นสองข่ายงานนี้จึงสามารถแก้ปัญหาได้เฉพาะแบบเชิงเส้นเท่านั้น ส่วนข่ายงานแบบการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับเป็นข่ายงานที่มีชั้นของน้ำหนักตั้งแต่ 2 ชั้นขึ้นไป จึงสามารถใช้แก้ปัญหาแบบไม่เชิงเส้นได้อย่างดี

ข่ายงานนิวรัลแบบมีการชี้นำจะใช้ชุดข้อมูลที่ประกอบไปด้วยค่าอินพุทและเอาท์พุทที่เป็นคู่ที่สอดคล้องกัน

$$[u, O] = \{[u_1, O_1], [u_2, O_2], [u_3, O_3], ..., [u_n, O_n]\} \qquad (3.12)$$

เมื่อ n คือจำนวนชุดของข้อมูลที่ใช้ในการฝึก วัตถุประสงค์ในการฝึกข่ายงาน คือหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมและทำให้ค่าแตกต่างระหว่างค่าเป้าหมายกับค่าที่ออกจากข่ายงานน้อยที่สุด ข้อกำหนดของค่าความแตกต่างคือผลรวมระหว่างค่าเป้าหมายกับเอาท์พุทของข่ายงานกำลังสอง (sum square error ,SSE) ฟังก์ชันของผลต่างกำลังสอง คือ

$$E = [t - f(u,w)^2] \qquad (3.13)$$

โดย E คือฟังก์ชันพลังงานหรือฟังก์ชันต้นทุน (energy function or cost function) ของระบบ แบบจำลองของข่ายงานเป็นฟังก์ชันของอินพุทและเมทริกซ์ของน้ำหนัก, $y = f(u, w)$ เมทริกซ์ของน้ำหนักสามารถปรับค่าได้เพื่อให้ฟังก์ชันพลังงานมีค่าต่ำลงจนเหลือน้อยที่สุดไปในทิศทางลดลงของเกรเดียนท์ (gradient)

3.3.3.1 ข่ายงานการเรียนรู้แบบเปอร์เซปตรอน (Perceptron)

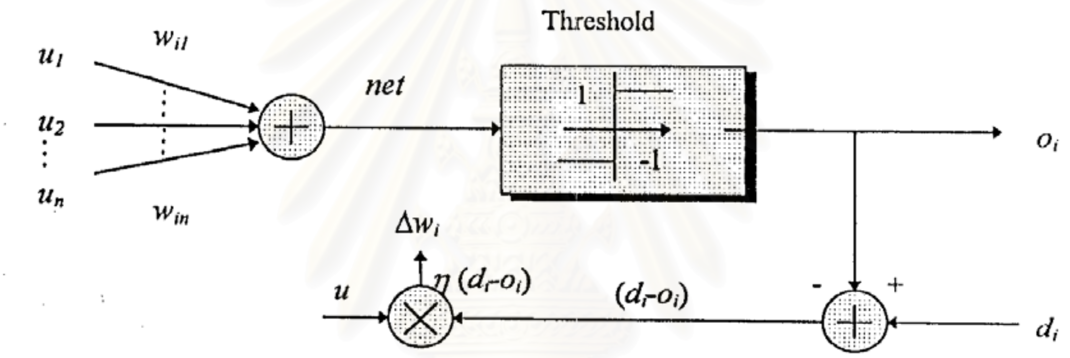
Rosenblatt (1958) ได้เสนอข่ายงานเปอร์เซปตรอนซึ่งเป็นแบบจำลองข่ายงานนิวรัลแบบตัดสินใจเพื่อใช้ในการแยกข้อมูล 2 ระดับออกจากกัน โดยมีขอบเขตการตัดสินเป็นแบบเชิงเส้น(linear decision) ดังแสดงในรูปที่ 3.12 และ 3.13 ข่ายงานจะอาศัยสัญญาณเรียนรู้จากค่าแตกต่างระหว่างค่าเป้าหมายกับค่าเอาท์พุทที่ออกจากข่ายงานนิวรัลและวนซ้ำจนกระทั่งได้ค่าน้ำหนักที่ถูกต้อง จึงเป็นการเรียนรู้แบบมีการชี้นำ เปอร์เซปตรอนใช้ฟังก์ชันมูลฐานเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นและฟังก์ชันกระตุ้นเป็นฟังก์ชันแบบไบโพลาสเต็พ โดยสัญญาณการเรียนรู้แสดงสมการที่ 3.14

$$r = d_i - o_i \tag{3.14}$$

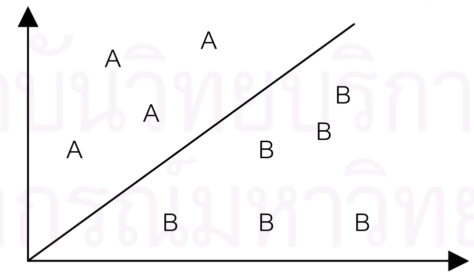
เมื่อ $o_i = f(u, w)$ และ d_i คือค่าเป้าหมายโดยการปรับค่าน้ำหนักแสดงดังสมการ 3.15

$$\Delta w_{ij} = \eta[d_I - f(w_{ij}^T u)]x_j \qquad \text{เมื่อ } j = 1,2,3,\ldots,n \tag{3.15}$$

ซึ่งการเรียนรู้แบบเปอร์เซปตรอนสามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้กับระบบตัวเลขไบนารีเท่านั้น ดังนั้นแบบจำลองนี้จึงสามารถนำไปใช้ในแยกข้อมูล 2 ระดับออกจากกัน ซึ่งการปรับค่าน้ำหนักจะถูกกระทำก็ต่อเมื่อค่าเอาท์พุทจากข่ายงานนิวรัลไม่ตรงกับค่าเป้าหมาย



รูปที่ 3.12 ข่ายงานการเรียนรู้แบบเปอร์เซปตรอน



รูปที่ 3.13 การปรับหาขอบเขตแยกข้อมูล 2 ประเภท โดยข่ายงานเปอร์เซปตรอนเชิงเส้น

3.3.3.2 การเรียนรู้แบบเดลตา

McClelland และ Rumelhart (1986) เสนอแบบจำลองของข่ายงาน ADALINE (ADAaptive LINear Element) ที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบเดลตาในการหาค่าน้ำหนัก

สถาบันวิทยบริการ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

กฎการเรียนรู้แบบเดลตา (delta learning rule) เป็นการเรียนรู้แบบชี้นำเพียงชนิดเดียวที่ใช้กับฟังก์ชันกระตุ้นแบบต่อเนื่อง ฟังก์ชันมูลฐานเป็นฟังก์ชันมูลฐานเชิงเส้น โครงสร้างการเรียนรู้ของข่ายงานอะดาไลน์มีชั้นของน้ำหนักเพียง 1 ชั้น ดังรูปที่ 3.14 โดยมีนิยามการเรียนรู้ (learning signal,r) ดังนี้

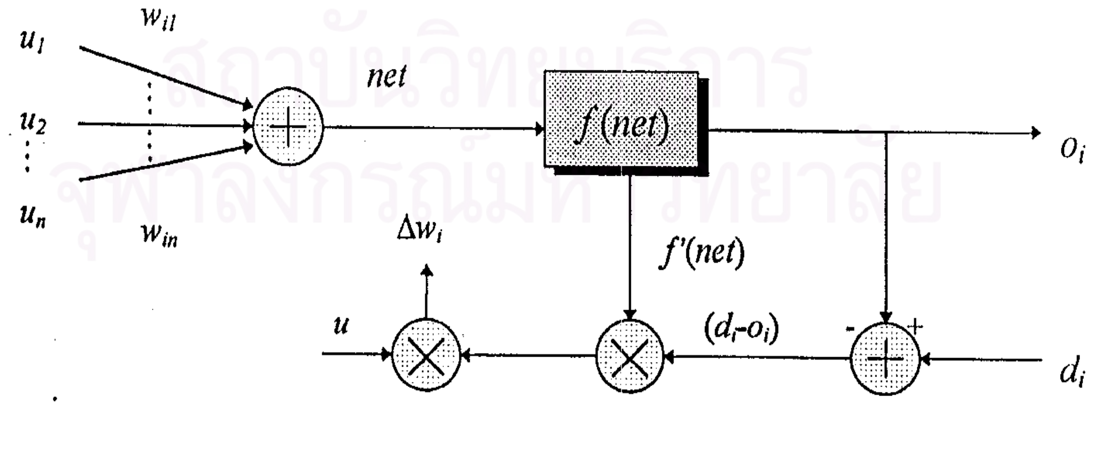
$$r = [d_i - f(net)]f'(net) \tag{3.16}$$

เมื่อ $f'(net)$ คืออนุพันธ์ของฟังก์ชันกระตุ้น ,$f(net)$ ซึ่งคำนวณจาก $net = w_{ij}u$

กฎการเรียนรู้สามารถหาได้จากค่าผิดพลาดระหว่าง o_i และ d_i ยกกำลังสอง การคำนวณเกรเดียนท์เวกเตอร์ (gradient vector) ได้จากการหาค่าอนุพันธ์ของค่าผิดพลาดเทียบกับ w_i เพื่อปรับค่าน้ำหนักซึ่งการเรียนรู้อยู่บนพื้นฐานการลดค่ากำลังสองของค่าแตกต่างให้น้อยที่สุด โดยมีนิยามดังนี้

$$\text{minimize} \qquad e = \frac{1}{2}\left(\sum (d_i o_i)^2\right) \tag{3.17}$$

เมื่อเปรียบเทียบการเรียนรู้ของข่ายงานแบบเดลตากับเปอร์เซปตรอนพบว่ากฎการเรียนรู้แบบเดลตาใช้ค่าความแตกต่างของค่าเป้าหมาย, d_i เอาท์พุทของข่ายงาน, o_i ป้อนกลับโดยใช้การออพติไมซ์ ส่วนการเรียนรู้แบบเปอร์เซปตรอนใช้ค่าความแตกต่างระวห่างค่าเป้าหมายกับค่าเอาท์พุทของข่ายงานนิวรัลโดยตรงเพื่อใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก



รูปที่ 3.14 ข่ายงานการเรียนรู้แบบเดลตา

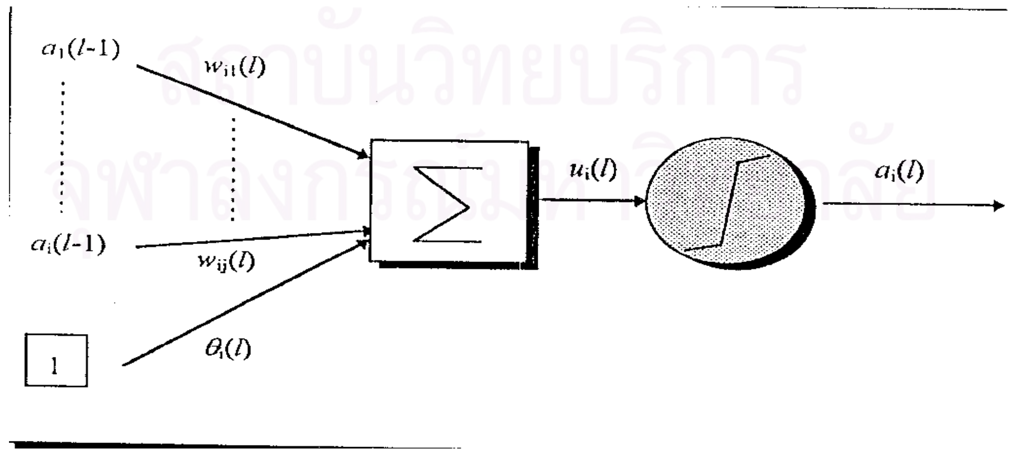
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

3.3.3.3 ข่ายงานนิวรัลแบบกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ (Error Back propagation neural network)

Werbos (1974) พัฒนาอัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ (Error Back propagation algorithm) ต่อมา Rumelhert (1986) ได้เสนออัลกอริธึมนี้อีกครั้งจึงทำให้อัลกอริธึมนี้เป็นที่รู้จักกันอย่างกว้างขวางและเป็นอัลกอริธึมมาตรฐานที่ใช้ในการฝึกข่ายงานแบบมีการชี้นำ อัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับนี้เป็นวิธีที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการหาจุดเหมาะสมสำหรับฟังก์ชันพลังงานเพื่อทำการหาค่าเกรเดียนท์อย่างได้ผล (Kung, 1993)

ข่ายงานนิวรัลแบบการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับมีฟังก์ชันมูลฐานเป็นฟังก์ชันมูลฐานเชิงเส้น และมีฟังก์ชันซิกมอยด์เป็นฟังก์ชันกระตุ้น มีสมการไดนามิกดังสมการ (3.18) และ (3.19) ตามลำดับ และแสดงดังในรูปที่ 3.15

ข่ายงานนิวรัลแบบกระจายความผิดพลาดย้อนกลับจะทำการประมวลผลเป็นชั้นๆโดยนำข้อมูลที่ต้องการใช้ในการฝึกเครือข่าย (Training set) ป้อนข้อมูลเข้าที่ชั้นอินพุท (Input layer) ผ่านชั้นซ่อน (Hidden layer) จนถึงชั้นเอาท์พุท (Output layer) สัญญาณที่ออกจากชั้นเอาท์พุทจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับสัญญาณเป้าหมาย (Target signal) ซึ่งได้จากชุดของข้อมูลที่นำมาใช้ฝึกข่ายงาน จากนั้นค่าแตกต่างระหว่างสัญญาณทั้งสองจะถูกย้อนกลับเข้าสู่ข่ายงานอีกครั้ง โดยผ่านทางชั้นเอาท์พุทและชั้นซ่อนจนถึงชั้นอินพุท เพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ ซึ่งได้แก่ น้ำหนัก ไบแอส และพารามิเตอร์ต่างๆของกฎที่ใช้ในการเรียนรู้ของข่ายงานในแต่ละชั้น ทำให้ข่ายงานสามารถเรียนรู้ชุดข้อมูลในรูปของพารามิเตอร์ และสร้างสัญญาณที่สอดคล้องกับข้อมูลที่ใช้ในการฝึกข่ายงาน



รูปที่ 3.15 แบบจำลองของนิวรอนในชั้นที่ i

โดย $a_i(l-1)$ = ค่าอินพุทที่ i ของชั้นอินพุท

O_i = ค่าเอาท์พุทที่ต้องการในชั้นเอาท์พุทตัวที่ i

$a_i(l) = f(a_i) =$ ค่าเอาท์พุทจริงของนิวรอน i

$u_i(l)$ = ค่าผลรวมของค่าน้ำหนักกับอินพุทโดยใช้การคำนวณแบบฟังก์ชันมูลฐาน

w_{ij} = ค่าน้ำหนักที่เชื่อมต่อระหว่างนิวรอน i ในชั้นที่ $i-1$ กับนิวรอน j ในชั้นที่ i

E = ค่าความผิดพลาด (global error)

η = ค่าอัตราการเรียนรู้

$b_i(l)$ = ค่าไบแอสของชั้นที่ i

$$u_i(l) = \sum_{j=1}^{N} w_{ij}(l)a_j(l-1) + \theta_i\ (l) \tag{3.18}$$

$$a_i(l) = f(u_i(l)) \qquad 1 \le i \le N_i;\ 1 \le l \le L \tag{3.19}$$

ข่ายงานนิวรัลแบบกระจายย้อนกลับจะประกอบไปด้วยนิวรอนหลายๆนิวรอนที่เชื่อมโยงกันแบบป้อนไปข้างหน้า โดยโครงสร้างของข่ายงานนิวรัลจะประกอบด้วยชั้นอินพุท ชั้นซ่อนและชั้นเอาท์พุท ซึ่งชั้นอินพุทประกอบด้วยนิวรอนที่ไม่มีการคำนวณใดๆ แต่จะกระจายค่าอินพุทให้กับนิวรอนในชั้นถัดไป ส่วนชั้นซ่อนซึ่งอยู่ระหว่างชั้นอินพุทและชั้นเอาท์พุทสามารถมีได้หลายชั้น แต่ในกรณีนี้จะพิจารณาเพียงชั้นเดียวเท่านั้น และชั้นเอาท์พุททำหน้าที่ส่งค่าเอาท์พุทสุดท้ายของข่ายงานนิวรัล โดยนิวรอนในชั้นอินพุทรับค่าอินพุทเป็น $i_1,...i_N$ และมีน้ำหนักเป็น $W_{1j},...,W_{Nj}$ และในแต่ละชั้นแทน $i=0$ เป็นชั้นอินพุท $i=1$ เป็นชั้นซ่อนและ $i=2$ เป็นชั้นเอาท์พุท
ผลรวมน้ำหนักของอินพุทของนิวรอนลำดับที่ j ในชั้นซ่อน คือ

$$u_j(1) = \sum_{i=1}^{N_1} w_{ij}(1)a_i(0) + b_i(1) \qquad 1 \le j \le N_2 \tag{3.20}$$

เอาท์พุทของนิวรอนลำดับที่ j ในชั้นซ่อน คือ

$$a_j(1) = f(u_j(1)) \qquad 1 \le j \le N_2 \tag{3.21}$$

เอาท์พุทของนิวรอนในชั้นซ่อนใช้เป็นอินพุทให้แก่นิวรอนในชั้นเอาท์พุทอีกทอดหนึ่ง

$$u_j(2) = \sum_{j=1}^{N_2} w_{ij}(2) a_j(1) + b_j(2) \qquad 1 \leq j \leq N_3 \tag{3.22}$$

นิวรอนในชั้นเอาท์พุทสร้างเอาท์พุทของกระบวนการที่ถูกทำนายในช่วงหนึ่งคาบการเก็บตัวอย่าง (one sampling period) หรือช่วงหนึ่งรอบที่วนในการคำนวณจากชั้นอินพุทจนถึงชั้นเอาท์พุท ดังแสดงในสมการ

$$a_j(2) = f(u_j(2)) \tag{3.23}$$

เมื่อ $b_i(1)$ และ b_j เป็นเทอมไบแอส (bias term) ซึ่งเป็นน้ำหนักโดยใช้ค่าอินพุทมีค่าเป็น 1 และ a_2 หมายถึงค่าเอาท์พุทจากข่ายงานนิวรัล

เมื่อ f แทนด้วยฟังก์ชันกระตุ้นซึ่งมักเป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function) โดยมีสมการดังนี้

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{3.24}$$

และอนุพันธ์ของฟังก์ชันซิกมอยด์ คือ

$$f'(x) = x(1-x) \tag{3.25}$$

โดยค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันซิกมอยด์จะนำไปใช้ในอัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับที่จะกล่าวถึงในหัวข้อถัดไป

<u>วิธีการออพติไมซ์ (Optimization method)</u>

อัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับเป็นอัลกอริธึมที่ต้องการลดค่าผิดพลาดกำลังสองระหว่างค่าเป้าหมายกับผลลัพธ์จากข่ายงาน โดยใช้วิธีการออพติไมซ์แบบเกรเดียนท์เดสเซนท์ซึ่งเป็นวิธีการลดความผิดพลาด ซึ่งแสดงในสมการ (3.26) เพื่อหาค่าน้ำหนักที่ถูกต้องเพื่อที่สามารถจำลองแบบกระบวนการให้สามารถทำนายค่าเอาท์พุทจากค่าอินพุทที่รับเข้าไปได้อย่างถูกต้อง

สำหรับข้อมูลแต่ละชุด

$$\text{minimize} \qquad E = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N_1}(t_i - a_i(L))^2 \tag{3.26}$$

$$\text{subject to :} \qquad t_{\max} > t_i > t_{\min}$$

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

$$a_{\max} > a_i(L) > a_{\min}$$

เมื่อ E คือค่าความผิดพลาด (global error)ที่ชั้นเอาท์พุท ได้มาจากผลรวมกำลังสองของความแตกต่างของเอาท์พุทที่ได้จากการคำนวณกับค่าเป้าหมายในชั้นเอาท์พุท

t_i คือ ค่าเป้าหมาย

$t_{\max}$ คือค่าสูงสุดของเป้าหมาย

$t_{\min}$ คือค่าต่ำสุดของเป้าหมาย

$a_i(L)$ คือ ค่าเอาท์พุทของข่ายงาน

$a_{\max}$ คือค่าสูงสุดของเอาท์พุทของข่ายงาน

$a_{\min}$ คือค่าต่ำสุดของเอาท์พุทของข่ายงาน

เพราะเกรเดียนท์เดสเซ็นท์ คือการลดค่าผิดพลาดให้ต่ำที่สุดโดยการปรับค่าน้ำหนัก ดังนั้นจะทราบทิศทางที่น้ำหนักไปในทิศทางที่ลดค่าความผิดพลาดเมื่อทราบค่าอนุพันธ์ย่อย(partial derivative) ของค่าผิดพลาดเทียบกับค่าน้ำหนักแต่ละค่า นั่นคือ $\partial E / \partial w_{ij}$ สำหรับอัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับจะทำการปรับค่าน้ำหนัก(w_{ij}) เพื่อให้มีค่า E ต่ำที่สุด สมการการเรียนรู้แบบเกรเดียนท์แสดงในสมการ (3.27)

$$w_{ij}^{new}(l) = w_{ij}^{old}(l) + \Delta w_{ij}(l) \tag{3.27}$$

อนุพันธ์ของค่าผิดพลาดจะใช้วิธีการตามเทคนิคของกฎลูกโซ่ (Chain Rule) ของชุดข้อมูลการฝึก (iteration)

$$\begin{aligned} \Delta w_i(l) &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_i(l)} \\ &= -\eta \frac{\partial E}{\partial a_i(l)} \frac{\partial a_i(l)}{\partial w_i(l)} \end{aligned} \tag{3.28}$$

จากสมการ 3.28 นำมาแยกพิจารณาทีละเทอมจะได้

$$\frac{\partial a_i(l)}{\partial w_{ij}(l)} = \frac{\partial f(u_i(l))}{\partial w_{ij}(l)}$$

$$= \frac{\partial f(\sum_{j=1}^{N} w_{ij}(l)a_j(l-1) + \theta_i(l))}{\partial w_{ij}(l)} \quad (3.29)$$

$$= f'(u_i(l))a_j(l-1)$$

กำหนดให้สัญญาณความผิดพลาด $\delta_i(l)$ เป็น

$$\delta_i(l) = -\frac{\partial E}{\partial a_i(l)} \quad (3.30)$$

แทน (3.29) และ (3.30) ใน (3.28) จะได้

$$\Delta w_{ij}(l) = \eta \delta_i(l) f'(u_i(l)a_i(l-1) \quad (3.31)$$

ก.ค่าสัญญาณความแตกต่างในชั้นเอาท์พุทสามารถหาได้จากการแทนค่า E ลงในสมการ (3.30)

$$\delta_i(L) = -\frac{\partial E}{\partial a_i(L)}$$

$$= -\frac{\partial(\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N} t_i - a_i(L))^2)}{\partial a_i(L)} \quad (3.32)$$

$$= -\frac{1}{2}(2)(t_i - a_i(L))(-1)$$

$$\delta_i(L) = t_i - a_i(L)$$

ข.ค่าสัญญาณความแตกต่างในชั้นซ่อน คือ

$$\delta_i(l) = -\frac{\partial E}{\partial a_i(l)}$$

$$= -\sum_{j=1}^{N} \frac{\partial E}{\partial u_i(l+1)} \frac{\partial u_i(l+1)}{\partial a_i(l)} \quad (3.33)$$

นำมาแยกทีละเทอมโดยพิจารณาเทอมแรกจะได้

$$-\frac{\partial E}{\partial u_i(l+1)} = -\frac{\partial(\frac{1}{2}(t_i - a_i(L))^2)}{\partial u_i(l+1)}$$

$$= (t_i - a_i(L))\frac{\partial a_i(L)}{\partial u_i(l+1)}$$

สมการ (3.14) แทนค่าลงใน $a_i(L)$ จะได้

$$-\frac{\partial E}{\partial u_i(l+1)} = (t_i - a_i(L))\frac{\partial f(u_i(L))}{\partial u_i(l+1)}$$

ในกรณีนี้ $L = l+1$ ดังนั้น

$$-\frac{\partial E}{\partial u_i(l+1)} = (t_i - a_i(L))\, f'(u_i(l+1))$$

สมการ (3.32) แทนค่าใน $(t_i - a_i(L))$ จะได้

$$-\frac{\partial E}{\partial u_i(l+1)} = \delta_i(l+1)\, f'(u_i(l+1)) \qquad (3.34)$$

สมการ (3.33) เทอมที่ 2 ที่ได้จากการแทนสมการ (3.13) คือ

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

$$\frac{\partial u_i(l+1)}{\partial a\ (L)} = \frac{\partial(w_{ij}(l+1)a_i(l)+\theta_i(l+1)}{\partial a_i(l)} \qquad (3.35)$$

$$= w_{ij}(l+1)$$

สมการ (3.34) และ (3.35) แทนใน (3.33) โดย $l = L-1,...1$จะได้สัญญาณความแตกต่างในชั้นซ่อน คือ

$$\delta_i(l) = \sum_{j=1}^{N_{i+1}} \delta_i(l+1) f'(u_i(l+1)w_{ij}(l+1) \qquad (3.36)$$

ถ้ามีชั้นซ่อนจำนวน n ชั้นต้องคำนวณหาค่าสัญญาณความแตกต่างใน (3.36) จำนวน n ครั้งเพื่อนำไปใช้เป็นแฟคเตอร์ในการปรับค่าน้ำหนัก

แทนค่า (3.31) ลงใน (3.27) ค่าน้ำหนักเชื่อมโยงระหว่างชั้นที่ l กับชั้นที่ $l-1$ สามารถปรับค่าโดยความสัมพันธ์ดังนี้(ตามลำดับของ $l = L-1,...1$)

$$w_{ij}^{new}(l) = w_{ij}^{old}(l) + \eta\delta_i(l) f'(u_i(l))a_i(l-1) \qquad (3.37)$$

สำหรับการเรียนรู้ที่ใช้อัลกอริธึมการกระจายย้อนกลับ สัญญาณความแตกต่างของชั้นที่ต่ำกว่า $\delta_i(l)$ สามารถคำนวณได้โดยการรวมสัญญาณความแตกต่างของชั้นที่อยู่เหนือกว่า $\delta_i(l+1)$ ดังนั้นสัญญาณความแตกต่างจึงสามารถกระจายย้อนกลับผ่านชั้นทั้งหมดจากชั้นบนลงสู่ชั้นล่าง ซึ่งหมายถึงว่าชั้นอยู่เหนือกว่าจะมีอิทธิพลต่อชั้นที่อยู่ต่ำกว่า

<u>ขั้นตอนของอัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ</u>

การเรียนรู้ของอัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับสำหรับข่ายงานนิวรัลแสดงดังรูปที่ 3.15 ต้องกำหนดรูปแบบ (pattern) ของข้อมูลการเรียนรู้ ซึ่งเป็นกลุ่มข้อมูลของคู่ลำดับของอินพุท u_i และค่าเป้าหมาย t_i จำนวน p คู่ โดยชุดของข้อมูลสามารถเขียนแทนได้ดังนี้

$$P = \{(u_1,t_1),(u_2,t_2),(u_3,t_3),.......,(u_p,t_p)\} \qquad (3.38)$$

โดย P คือชุดของข้อมูลที่ใช้ในการฝึกเครือข่าย (Training set)

p คือจำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกเครือข่าย (Training pair)

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดค่าเริ่มต้นของพารามิเตอร์ของข่ายงานนิวรัล

กำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate, η) ให้มีค่ามากกว่าศูนย์ กำหนดค่าผิดพลาดต่ำสุด $(E_{\min})$ และกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับน้ำหนัก(weight)ที่เชื่อมต่อระหว่างนิวรอนแต่ละชั้น $W_{ij}(l)$ โดยใช้ตัวเลขสุ่มค่าน้ำหนักที่มีค่าน้อยๆ กำหนดข้อมูลคู่แรกเข้ามา $p=1$ ให้ค่าผิดพลาดเริ่มต้น $E=0$ และเริ่มการเรียนรู้ด้วยการวนรอบครั้งที่ 1 ($q=1$) เพื่อเริ่มต้นกระบวนการประมวลของข่ายงาน

ขั้นตอนที่ 2 กระบวนการประมวลผล

กระบวนการประมวลผลของข่ายงานนิวรัลแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ

2.1 การคำนวณไปข้างหน้า (Feedforward Calculation)

การคำนวณเริ่มจากชั้นอินพุท ผ่านชั้นซ่อนภายในจนถึงชั้นเอาท์พุท ซึ่งแสดงดังสมการ (3.39) ส่งอินพุทและค่าเป้าหมายที่สอดคล้องกันให้นิวรอนของชั้นอินพุทเพื่อรับข้อมูลซึ่งก็คือ $u=u_p, t=t_p$ และคำนวณค่าผลลัพธ์ให้นิวรอนในชั้นซ่อนและชั้นเอาท์พุทโดยใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์เป็นฟังก์ชันกระตุ้น

$$u_i(l) = \sum_{j=1}^{N} w_{ij}(l)a_j(l-1) + \theta_i\ (l)$$

$$a_i(l) = f(u_i(l)) \qquad 1 \le i \le N_i;\ 1 \le l \le L \tag{3.39}$$

เมื่ออินพุทคือ $x_i = a_j(0)$ และเอาท์พุทคือ $y_i = a_i(l)$ และ l l คือจำนวนชั้นทั้งหมดของข่ายงานนิวรัล ส่วน i คือนิวรอนที่ i ในชั้น j

2.2 การคำนวณและแผ่ความคลาดเคลื่อนย้อนกลับ (Backpropagation of Error)

ทำการคำนวณค่าความผิดพลาดเพื่อใช้ในการปรับค่าน้ำหนักของข่ายงานนิวรัลเพื่อลดค่าความคลาดเคลื่อนหรือค่าแตกต่างระหว่างค่าเป้าหมาย t_i กับสัญญาณที่ออกจากข่ายงานนิวรัลในชั้นเอาท์พุท a_i โดยการออพติไมซ์แบบเกรเดียนท์ โดยให้ E คือค่าผิดพลาดระหว่างค่าเป้าหมาย (t_i) กับผลลัพธ์จากข่ายงาน $(a_i(L))$

$$E^{new} = E^{old} + \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N_3}\{t_i - a_i(L)\}^2 \tag{3.40}$$

เมื่อ N_L คือ จำนวนนิวรอนในชั้นเอาท์พุท t_i คือค่าเป้าหมายของนิวรอนในชั้นเอาท์พุทตัวที่ i และ o_i คือเอาท์พุทของนิวรอนในชั้นเอาท์พุทตัวที่ i

ทำการคำนวณค่าเวคเตอร์สัญญาณความผิดพลาดโดยสัญญาณความผิดพลาดสำหรับชั้นเอาท์พุท คือ

$$\delta_i(L) = (t_i - a_i(L)) \qquad \text{เมื่อ } i = 1,2,..., N_L \quad (3.41)$$

และสัญญาณความผิดพลาดสำหรับชั้นซ่อน คือ

$$\delta_i(l) = \sum_{j=1}^{N_{i+1}} (\delta_i(l+1) W_{ij}(l+1) a_i(l+1)(1 - a_i(l+1))) \qquad \text{เมื่อ } i = 1,2,..., N_i \quad (3.42)$$

ในกรณีที่มีจำนวนชั้นซ่อน n ชั้น ต้องหาค่าสัญญาณความผิดพลาด n ครั้งด้วย

***ขั้นตอนที่** 3* ปรับค่าน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้น

เป็นการปรับค่าน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นเอาท์พุทกับชั้นซ่อนและระหว่างชั้นอินพุทกับชั้นซ่อน โดยเมื่อข่ายงานนิวรอนผ่านการประมวลผลจากขั้นตอนที่ 2 แล้ว ข่ายงานจะทำการปรับค่าน้ำหนักและไบแอสในแต่ละชั้นใหม่เพื่อให้สอดคล้องกับชุดข้อมูลความรู้ใหม่ที่ได้เรียนรู้ ทำให้ฟังก์ชันความคลาดเคลื่อนดังสมการ (3.43) มีค่าลดลง

$$W_{ij}(l)^{new} = W_{ij}(l)^{old} + \eta\delta_i(l)a\ (l-1) \quad (3.43)$$

เมื่อ $i = 1,2,..., N_l$ $j = 1,2,..., N_{l-1}$ และ w_{ij} คือน้ำหนักของ node ที่ i ใน layer ชั้นที่ j

***ขั้นตอนที่** 4* ตรวจสอบชุดข้อมูลการเรียนรู้

ในการฝึกข่ายงานนิวรัล ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกจะถูกป้อนเข้ามาทีละ 1 คู่ลำดับของข้อมูลอินพุทและข้อมูลเป้าหมายและเนื่องจากชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกมีจำนวนมากจึงต้องทำการตรวจสอบจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกข่ายงานได้รับมาครบหรือไม่ ถ้าชุดข้อมูลยังไม่ถูกทำงานจนครบรอบ $(p < P)$ ให้ส่งข้อมูลของชุดถัดไป ไปยังนิวรอนในชั้นอินพุท โดยที่ $p = p+1$ และ $q = q+1$ แล้วจึงกลับไปทำขั้นตอนที่ 2 แต่ถ้าชุดข้อมูลได้ถูกเรียนรู้จนครบแล้ว ให้ไปดำเนินการขั้นตอนที่ 5

***ขั้นตอนที่** 5* ตรวจสอบค่าความผิดพลาดกับค่าต่ำสุดที่ตั้งไว้

ขั้นตอนการเรียนรู้จะเสร็จสมบูรณ์เมื่อค่าความผิดพลาดในการเรียนรู้มีค่าน้อยกว่าค่าความผิดพลาดต่ำสุดที่ตั้งไว้ $(E < E_{\min})$ เพราะวัตถุประสงค์ของการฝึกข่ายงานนิวรัลก็คือ การลดค่าความผิดพลาดระหว่างข้อมูลที่ออกจากข่ายงานกับค่าเป้าหมายให้มีค่าน้อยที่สุด ถ้า $E > E_{\min}$ แล้วให้ $E = 0$ และ $p = 1$ แล้วเริ่มวงจรการเรียนรู้ใหม่ตามขั้นตอนที่ 2

การเร่งการเรียนรู้โดยการใช้โมเมนตัม

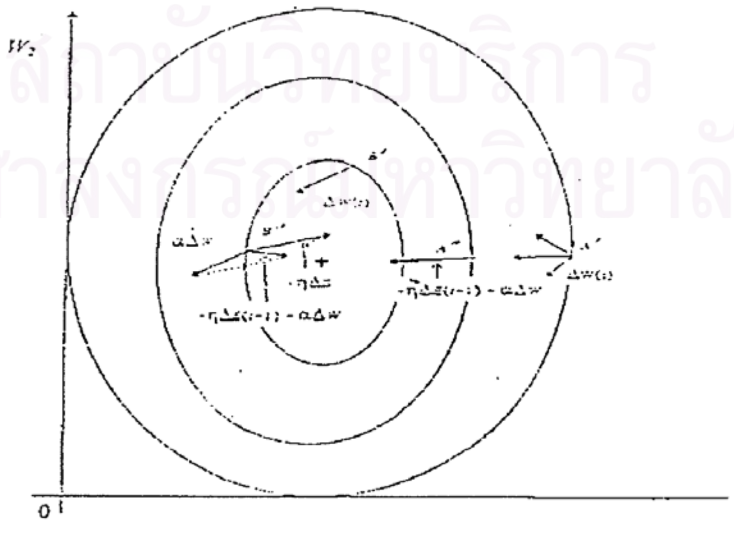
การเรียนรู้โดยการใช้โมเมนตัมช่วยเร่งให้การเรียนรู้ของข่ายงานเข้าสู่ค่าเป้าหมายได้เร็วขึ้น โดยการนำค่าน้ำหนักล่าสุดมาใช้ในการปรับหาค่าน้ำหนักในปัจจุบันตามขั้นตอนที่ 3 และ 4 ตามสัดส่วนของค่าโมเมนตัมดังสมการ (3.44)

$$\Delta w(t) = -\eta \nabla E(t) + \alpha \Delta w(t-1) \qquad (3.44)$$

เมื่อ t คือ จำนวนรอบของข้อมูลที่ฝึกข่ายงาน

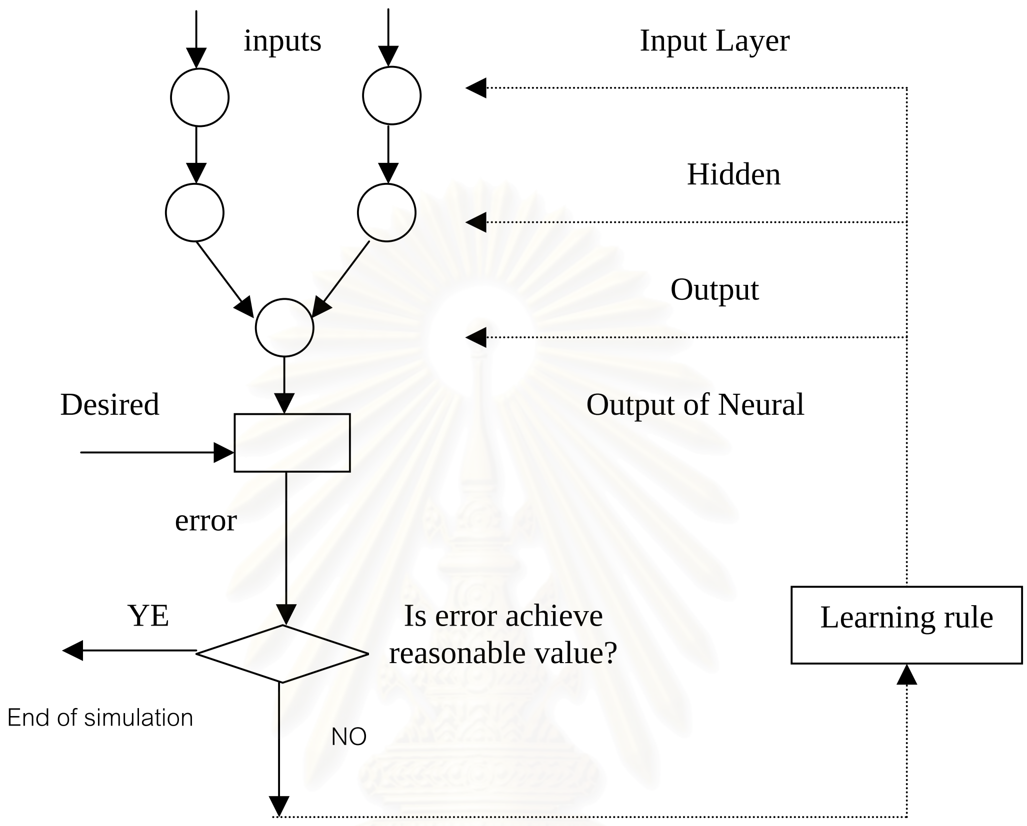
α คือ แฟคเตอร์โมเมนตัมที่มักเลือกค่าอยู่ระหว่าง 0-1

รูปที่ 3.16 แสดงวิธีการเร่งการเรียนรู้ของข่ายงานโดยการใช้โมเมนตัม และการเรียนรู้เริ่มต้นที่จุด A’ ค่าเกรเดียนท์ของค่าความผิดพลาดเมื่อเทียบกับค่าน้ำหนัก $\partial E/\partial w_1$ และ $\partial E/\partial w_2$ ที่จุด A’ และ A” มีเครื่องหมายตรงกัน ดังนั้นองค์ประกอบเกรเดียนท์จะถูกนำมารวมกันซึ่งทำให้การเข้าสู่ค่าเป้าหมายรวดเร็วขึ้น โดยการปรับน้ำหนักที่จุด A” ซึ่งอาศัยค่าน้ำหนักที่จุด A’ เข้ามาร่วมด้วยตามสัดส่วนของค่าโมเมนตัม



รูปที่ 3.16 การเรียนรู้แบบการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับที่มีการรวมค่าแฟกเตอร์โมเมนตัม
มาใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก

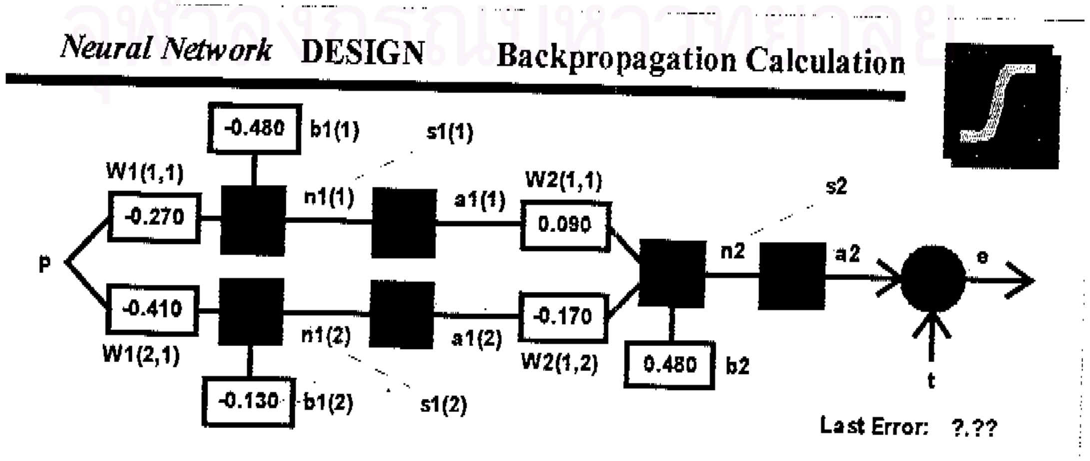
ดังนั้นหลักการเรียนรู้ของข่ายงานนิวรัลแบบการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ สามารถอธิบายได้ดังรูปที่ 3.17



รูปที่ 3.17 ขั้นตอนการเรียนรู้ของข่ายงานนิวรัล

<u>ตัวอย่างที่ 3.1</u> การคำนวณข่ายงานนิวรัลที่ใช้อัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ

ตัวอย่างนี้เป็นข่ายงานนิวรัลแบบป้อนไปข้างหน้า 2 ชั้นโดยมีชั้นอินพุท 1 ชั้น ชั้นซ่อน 1 ชั้นที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 2 นิวรอน และชั้นเอาท์พุท 1 ชั้น



ขั้นตอนการเรียนรู้ของอัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับสามารถคำนวณได้ดังนี้

กำหนดชุดข้อมูลมี 1ชุด คือ

อินพุท $p = 5$

เป้าหมาย $t = 1 + \sin\left(\frac{p \times p_i}{4}\right) = 0.293$

ขั้นตอนที่ 1 การกำหนดค่าเริ่มต้นของพารามิเตอร์ของข่ายงานนิวรัล

กำหนดค่า	อัตราการเรียนรู้ (learning rate):	η	= 0.1
	ความผิดพลาดต่ำสุด:	E_{min}	= 0.02
	น้ำหนักเริ่มต้น(weight):	W1(1,1)= -0.270	
		W1(2,1)= -0.410	
		W2(1,1)= -0.090	
		W2(1,2)= -0.170	
	ไบแอส(bias):	b1(1)	= -0.480
		b1(2)	= -0.130
		b2	= 0.480
ค่าผิดพลาดเริ่มต้น :		E	= 0

เริ่มการเรียนรู้ด้วยการวนรอบ, q ครั้งที่ 1 (q=1) เพื่อใช้เป็นจุดเริ่มต้นในกระบวนการประมวลผล

ขั้นตอนที่ 2 กระบวนการประมวลผล

1.1 การคำนวณไปข้างหน้า (Feedforward Calculation) ดังสมการ (3.39)

$$u_i(l) = \sum_{j=1}^{N} w_{ij}(l)a_j(l-1) + \theta_i\ (l) \qquad (3.39)$$

$$a_i(l) = f(u_i(l)) \qquad 1 \le i \le N_i;\ 1 \le l \le L$$

คำนวณฟังก์ชันมูลฐานชั้นอินพุท	n1(1) = (0.270*5)+(-0.48*1)	= -1.83
คำนวณฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ชั้นอินพุท	a1(1) = 1/(1+ e(-(-1.83)))	= 0.138
คำนวณฟังก์ชันมูลฐานชั้นซ่อนที่1	n1(2) = (-0.410*5)+(-0.13*1)	= -2.18
คำนวณฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ชั้นซ่อนที่ 1	a1(2) = 1/(1+ e(-(-2.18)))	= 0.102

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

คำนวณฟังก์ชันมูลฐานชั้นเอาท์พุท n1(3) = (0.09*0.138*5)+(-0.17*0.102)+ (-0.48*1) = 0.475

คำนวณฟังก์ชันกระตุ้นเชิงเส้นชั้นเอาท์พุท a2 = 0.475

คำนวณค่าความผิดพลาดชั้นเอาท์พุท e = t – a2 = 0.293-0.475 = -0.182

1.2 การกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ (Error Backpropagation)
เมื่อสัญญาณความผิดพลาดสำหรับชั้นเอาท์พุทจากสมการ (3.41) คือ

$$\delta_i(L) = (t_i - a_i(L)) \qquad , i = 1,2,..., N_i \tag{3.41}$$

โดย e = -0.182 จะได้ว่า

s2 = -2*-0.182*0.475/0.475 = 0.365

และเมื่อสัญญาณความผิดพลาดสำหรับชั้นซ่อนแต่ละชั้น จากสมการ (3.42) คือ

$$\delta_i(l) = \sum_{j=1}^{N_{i+1}} (\delta_i(l+1) W_{ij}(l+1) a_i(l+1)(1 - a_i(l+1))) \qquad , i = 1,2,..., N \tag{3.42}$$

จะได้ว่า

s1(1) = (0.365*0.09*0.138*(1-0.138)) = 0.004

s1(2) = (0.365*-0.17*0.102*(1-0.102)) = -0.006

ขั้นตอนที่ 3 การปรับค่าน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นเอาท์พุทกับชั้นซ่อน หรือชั้นอินพุทกับชั้นซ่อนดังสมการ (3.43)

$$W_{ij}(l)^{new} = W_{ij}(l)^{old} + \eta \delta_i(l) a_1(l-1) \tag{3.43}$$

จะได้

W1(1,1) = -0.27+(0.1*0.004*5) =-0.268

b1(1) = -0.480+(0.1*0.004*1) = -0.480

W1(2,1) = -0.41+(0.1*-0.006*5) = -0.413

b1(2) = -0.130+(0.1*-0.006*1) = -0.131

W2(1,1) = 0.09+(0.1*0.365*0.138) = 0.095

W2(1,2) = -0.170+(0.1*0.365*0.102)= -0.166

b2 = 0.480+(0.1*0.365*1) = 0.517

ขั้นตอนที่ 4 ตรวจสอบจำนวนชุดข้อมูลการเรียนรู้
ข้อมูลเรียนรู้จนครบแล้ว (p=p) ให้ดำเนินการต่อในขั้นตอนที่ 5

ขั้นตอนที่ 5 ตรวจสอบความผิดพลาดกับค่าต่ำที่สุดที่ตั้งไว้
ตรวจสอบว่า $E < E_{\min}$ หรือไม่: -0.182>0.02
ถ้า $E > E_{\min}$ แล้วให้ $E = 0$ และ $p = 1$ เริ่มวงจรการเรียนรู้ใหม่ตามขั้นตอนที่ 2
ถ้า $E < E_{\min}$ แล้วให้หยุดการฝึกข่ายงาน

3.3.3 แบบจำลองของกระบวนการข่ายงานนิวรัล

แบบจำลองที่ใช้ในการหาแบบจำลองของกระบวนการของข่ายงานนิวรัลมีอยู่ 2 แบบ คือ แบบจำลองแบบไม่กลับกระแสกับแบบจำลองแบบกลับกระแส ซึ่งทั้งสองแบบจำลองนี้มีความแตกต่างกันในด้านการจัดการข้อมูลอินพุทกับเอาท์พุทที่สอดคล้องกันกับการหน่วงเวลาก่อนที่จะป้อนให้กับข่ายงานได้เรียนรู้ โดยกระบวนการที่ใช้อาจเป็นแบบสถิต (static)หรือพลศาสตร์ (dynamic)

ก. แบบจำลองแบบไม่กลับกระแส (non-recurrent model)

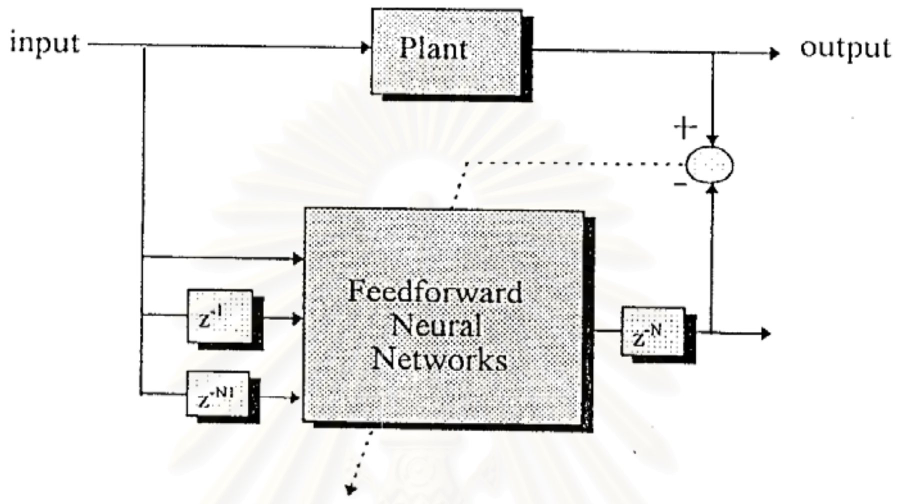
แบบจำลองนี้ใช้จำลองกระบวนการแบบสถิต (static process) ซึ่งเอาท์พุทเป็นฟังก์ชันกับอินพุทที่เวลาปัจจุบันและในอดีต โดยอินพุทเวกเตอร์ของข่ายงานนี้เป็นค่าอินพุทปัจจุบันและอินพุทในอดีต แบบจำลองนี้หาได้โดยการการนำข้อมูลที่ใช้ป้อนเข้าสู่กระบวนการมาหน่วงเวลาตามช่วงระยะเวลาที่ต้องการ จำนวนการหน่วงเวลาจะเท่ากับจำนวนนิวรอนในชั้นอินพุท โดยที่ไม่มีค่าเอาท์พุทจากกระบวนการมาใช้เป็นข้อมูลในการป้อนให้กับนิวรอนในชั้นอินพุทเลย ดังแสดงในรูปที่ 3.18

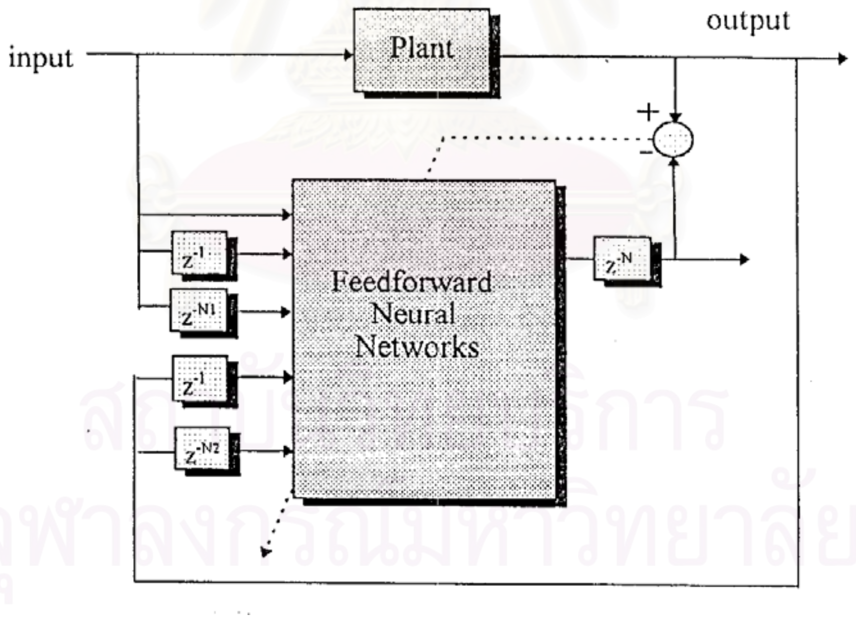
ข.แบบจำลองแบบกลับกระแส (recurrent model)

เหมาะกับกระบวนการทางพลศาสตร์ (dynamic process) เอาท์พุทปัจจุบันของข่ายงานขึ้นกับค่าอินพุทในปัจจุบัน อินพุทในอดีตและเอาท์พุทในอดีต แสดงดังรูปที่ 3.19 จำนวนของการหน่วงเวลาที่ต้องการจะเป็นอินพุทและเอาท์พุททั้งเส้นทางป้อนไปข้างหน้าและป้อนกลับ ซึ่งขึ้นกับคุณสมบัติของกระบวนการ แบบจำลองนี้หาได้โดยการนำข้อมูลที่ป้อนเข้าสู่ระบบกับเอาท์พุทของ

กระบวนการมาหน่วงเวลาก่อนป้อนเข้าสู่ชั้นอินพุทของข่ายงาน แบบจำลองนี้จะมีค่าเป้าหมายในอดีตของระบบเป็นตัวช่วยกำหนดแนวทางในการเรียนรู้โดยทำให้หาคำตอบได้เร็วขึ้น จึงเป็นวิธีการที่นิยมมากที่สุดและเลือกใช้วิธีการนี้เพื่อสร้างแบบจำลองในงานวิจัยนี้

รูปที่ 3.18 แบบจำลองแบบไม่กลับกระแส





รูปที่ 3.19 แบบจำลองแบบกลับกระแส

3.4 บทสรุป

การนำข่ายงานนิวรัลไปประยุกต์ใช้กับกระบวนการ ต้องคำนึงถึงโครงสร้างของข่ายงานที่เหมาะสม ซึ่งจะแตกต่างกันไปขึ้นกับแต่ละกระบวนการ ทั้งจำนวนอินพุทเวกเตอร์ เอาท์พุทเวกเตอร์ จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนและจำนวนชั้นซ่อน การเลือกการเรียนรู้ซึ่งในงานวิจัยนี้เลือกใช้อัลกอริธึมการกระจายย้อนกลับ กับโครงสร้างข่ายงานแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้นโดยใช้แบบจำลองแบบกลับกระแส

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 4
โครงสร้างของแบบจำลอง และโครงสร้างของตัวควบคุม

ในบทนี้กล่าวถึงโครงสร้างของแบบจำลองของข่ายงานนิวรัล ซึ่งมีอยู่ 4 โครงสร้าง (Brown, 1994) คือ แบบจำลองกระบวนการ แบบจำลองแบบผกผันโดยตรง แบบจำลองแบบผกผันโดยทางอ้อมและแบบจำลองโอปะเรเตอร์ และกล่าวถึงโครงสร้างการควบคุมแบบต่างๆ คือ การควบคุมแบบมีการชี้นำ การควบคุมแบบผกผันโดยทางตรงและการควบคุมแบบนิวรัลอะแดฟทีฟ

4.1 โครงสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลอง

แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาเรื่องระบบควบคุมมีอยู่ 4 แบบ (Brown, 1994) คือ โครงสร้างของแบบจำลองกระบวนการ (structure of plant model) โครงสร้างของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางตรง (structure of direct inverse model) โครงสร้างของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางอ้อม (structure of indirect inverse model) และโครงสร้างของแบบจำลองแบบโอปะเรเตอร์ (structure of operator model)

4.1.1 โครงสร้างของแบบจำลองกระบวนการ

แบบจำลองของกระบวนการมักใช้ภายในลูพการควบคุมแบบป้อนกลับ(feedback control loop) ซึ่งต้องการการประมาณค่าของเอาท์พุทของกระบวนการเพื่อทำนายสมรรถนะของกระบวนการซึ่งเอาท์พุทของมันไม่สามารถหาได้เนื่องจากการหน่วงเวลา (time delay) โครงสร้างแบบนี้ซึ่งแสดงดังรูปที่ 4.1 เป็นโครงสร้างที่ง่าย สัญญาณการควบคุมที่ใช้เป็นอินพุทและเอาท์พุทของกระบวนการได้มาจากการสุ่มตัวอย่างแล้วนำมาสร้างอินพุทเวกเตอร์ (input vector) ของข่ายงาน ซึ่งอินพุทเวกเตอร์ก็คือ ค่าอินพุทของกระบวนการในปัจจุบัน และค่าอินพุทของกระบวนการในอดีตซึ่งนำมาใช้เป็นอินพุทให้แก่ข่ายงาน และนำค่าความแตกต่างระหว่างเอาท์พุทของข่ายงานและเอาท์พุทของกระบวนการมาใช้ในการปรับค่าน้ำหนักเพื่อลดความผิดพลาดระหว่างเอาท์พุทของข่ายงานกับเอาท์พุทของกระบวนการ

$$\varepsilon_y(t) = y_p(t) - y_m(t) \tag{4.1}$$

เมื่อ $y_p(t)$ คือเอาท์พุทของกระบวนการ และ $y_m(t)$ คือเอาท์พุทของข่ายงานที่เวลา t การเรียนรู้ถูกกำหนดเพื่อลดค่าผลรวมของค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Sum square error) ให้มีค่าน้อยที่สุดและฟังก์ชันพลังงานจะหาได้โดย

$$J_y = E(\varepsilon_y^2(t)) \tag{4.2}$$

4.1.2 โครงสร้างของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางตรง

การสร้างแบบจำลองแบบผกผันโดยทางตรงนั้นมีจุดประสงค์เพื่อสร้างตัวควบคุม การฝึกข่ายงานต้องการข้อมูลของกระบวนการที่สามารถผกผันได้ หรือกระบวนการที่ไม่สามารถผกผันได้แต่อินพุทของกระบวนการสามารถผกผันได้ในช่วงที่สนใจ :ซึ่งโครงสร้างนี้แสดงในรูปที่ 4.2

โดยฟังก์ชันพลังงาน คือ

$$J_u = E(\varepsilon_u^2(t)) \tag{4.3}$$

เมื่อ $\varepsilon_u(t)=u(t)-u_m(t)$ โดยที่ $u(t)$ คือสัญญาณการควบคุม และ $u_m(t)$ คือเอาท์พุทของข่ายงาน สำหรับกระบวนการที่มีอินพุทหนึ่งค่าและเอาท์พุทหนึ่งค่า ค่าผิดพลาดของสัญญาณการควบคุมสัมพันธ์กับค่าผิดพลาดในเอาท์พุทของกระบวนการดังนี้

เมื่อคูณ $u(t) - u_m(t)$ กับสมการที่ 4.1 ทั้งเศษและส่วน จะได้

$$\varepsilon_y t) = \frac{y_p(t) - y_m(t)}{u(t) - u_m(t)} \times u(t) - u_m(t) \tag{4.4}$$

ดังนั้น
$$\frac{\varepsilon_y(t)}{du(t)} = dy(t)\varepsilon_u(t) \tag{4.5}$$

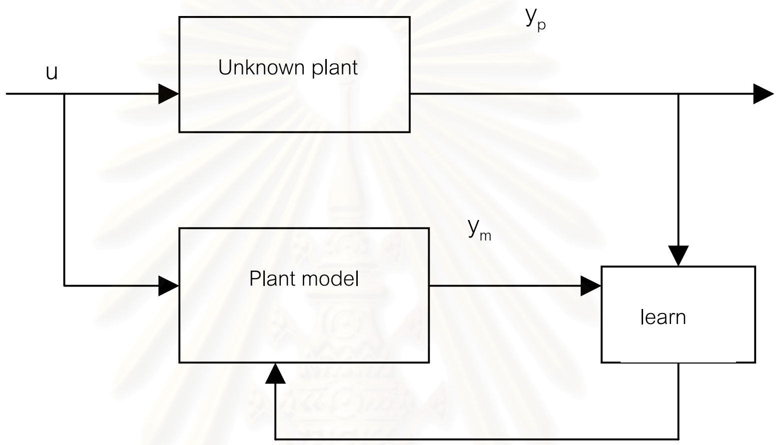
เมื่อ $\frac{dy}{du}$ เป็นอนุพันธ์ของกระบวนการหรือ Jacobian ดังนั้นฟังก์ชันพลังงานทั้งสองในสมการ (4.2) และ (4.3) สามารถประมาณให้มีความสัมพันธ์กันโดย

$$J_y = \left(\frac{dy(t)}{du(t)}\right)^2 \varepsilon_u^2(t) \tag{4.6}$$

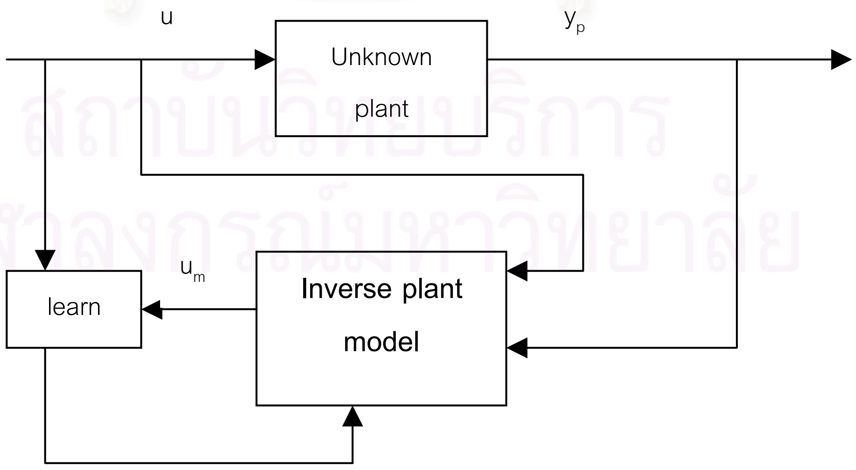
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ถ้าค่าผิดพลาดของเอาท์พุทไม่สัมพันธ์กับ Jacobian ผลของ Jacobian จะสามารถรวมเข้าไปในอัตราการเรียนรู้ (learning rate) ทำให้สมการที่ (4.6) อยู่ในรูปที่ง่ายขึ้น ดังสมการที่ (4.7)

$$J_y = E\left(\left(\frac{dy(t)}{du(t)}\right)^2\right)J_u \tag{4.7}$$



รูปที่ 4.1 โครงสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลองกระบวนการ



รูปที่ 4.2 โครงสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางตรง

ดังนั้นฟังก์ชันพลังงาน, J_y จึงมีความสัมพันธ์กับฟังก์ชันพลังงาน, J_u ดังสมการ (4.7) โดยแบบจำลองแบบนี้ต้องการสัญญาณการควบคุมเป็นเป้าหมายในการฝึกข่ายงาน และในระหว่างการควบคุมจะไม่ทราบสัญญาณการควบคุมนี้ ดังนั้นแบบจำลองนี้จึงสามารถฝึกข่ายงานแบบออฟไลน์เท่านั้น

4.1.3 โครงสร้างของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางอ้อม

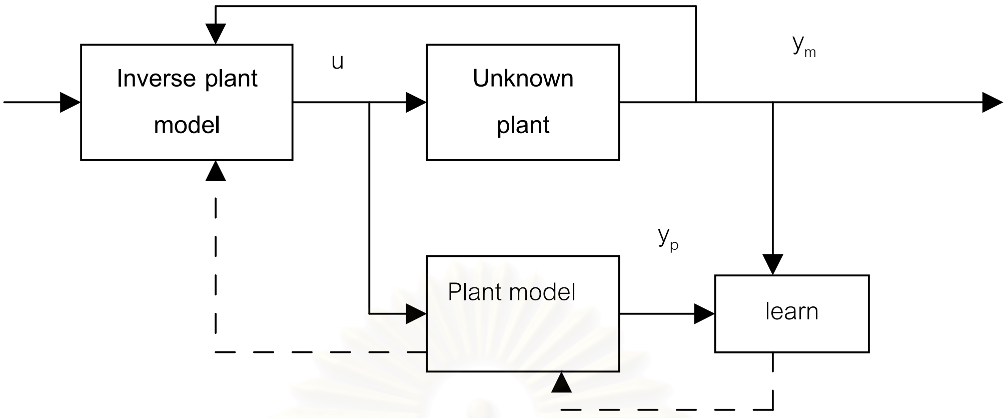
Jordan และ Rumelhart (1991) ได้ศึกษาโครงสร้างของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางอ้อมซึ่งแสดงในรูปที่ 4.3 โดยต้องใช้แบบจำลองแบบป้อนไปข้างหน้า (feedforward model) ของกระบวนการเข้ามาช่วยและใช้ค่าความแตกต่างระหว่างเอาท์พุทของกระบวนการกับเอาท์พุทที่ต้องการเป็นสัญญาณค่าความผิดพลาดโดยย้อนกลับผ่านแบบจำลองกระบวนการในการปรับค่าน้ำหนักของแบบจำลอง

ต่อมา Hunt และคณะ (1992) ได้เสนอว่าสามารถสร้างตัวควบคุมได้จากโครงสร้างแบบจำลองแบบผกผันโดยทางอ้อม แต่อาจมีความโรบัสต์น้อยกว่าตัวควบคุมที่มีการเรียนรู้ตัวอื่นๆในกรณีที่ไม่มีข้อมูลป้อนกลับ

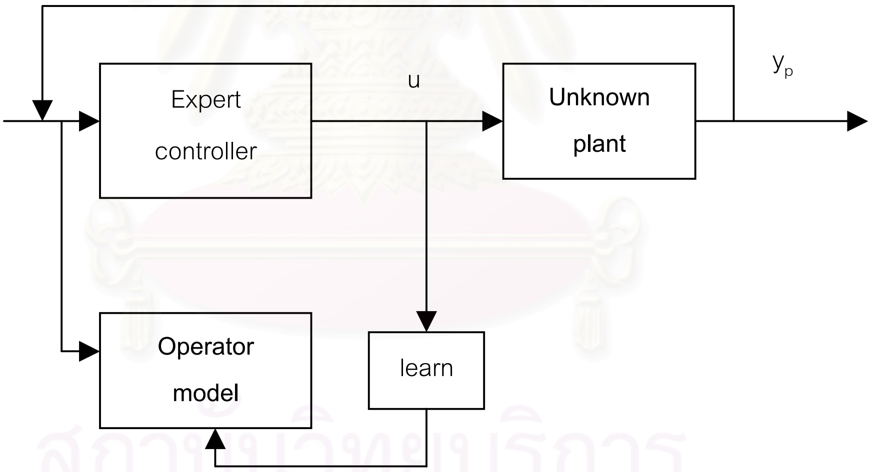
4.1.4 โครงสร้างของแบบจำลองโอปะเรเตอร์

การสร้างตัวควบคุมชนิดนี้ได้ถูกเสนอโดย Shepanki และ Macy (1978) ซึ่งเป็นอัลกอริธึมการเรียนรู้จากผู้เชี่ยวชาญ (expert) และการตอบสนองจะสร้างเอาท์พุทได้ตามต้องการซึ่งใช้เพื่อฝึกข่ายงาน แต่จำเป็นต้องกรองสัญญาณก่อนที่จะนำไปฝึกเนื่องจากโอปะเรเตอร์จะกระทำต่ออินพุทที่คล้ายๆกันแตกต่างกัน สัญญาณที่ใช้ฝึกจึงมีสัญญาณรบกวนมาก แบบจำลองชนิดนี้ซึ่งแสดงดังรูปที่ 4.4 มีข้อจำกัด คือ ตัวควบคุมที่ได้ขึ้นกับทักษะของโอปะเรเตอร์แต่ละคน

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 4.3 โครงสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลองแบบผกผันโดยทางอ้อม



รูปที่ 4.4 โครงสร้างการเรียนรู้ของแบบจำลองโอปะเรเตอร์

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

4.2 โครงสร้างของตัวควบคุมแบบนิวรัล (Neural control)

ในบทที่ 2 เห็นได้ว่ามีผู้เสนอโครงสร้างการควบคุมโดยใช้ข่ายงานนิวรัลหลายแบบ ในที่นี้จะกล่าวถึงโครงสร้างที่เป็นพื้นฐาน คือ โครงสร้างการควบคุมแบบมีการชี้นำ โครงสร้างการควบคุมแบบผกผันโดยทางตรงซึ่งเป็นตัวควบคุมที่ใช้ในงานวิจัยนี้

4.2.1 โครงสร้างของการควบคุมแบบมีการชี้นำ (Supervised control)

ข่ายงานนิวรัลเลียนแบบการทำงานของมนุษย์โดยข่ายงานได้รับอินพุทและเอาท์พุทจากระบบ และผลต่างของเอาท์พุทของข่ายงานกับเอาท์พุทที่ต้องการจะถูกป้อนกลับเพื่อเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนักของข่ายงานในทิศทางที่ลดค่าผิดพลาด เมื่อข่ายงานมีการตอบสนองแล้วการฝึกจะสิ้นสุดลง การควบคุมแบบมีการชี้นำทำได้ง่ายทั้งในแนวความคิดและปฏิบัติ

4.2.2 โครงสร้างของการควบคุมแบบผกผันโดยทางตรง (Direct inverse control)

ข่ายงานนิวรัลจะสามารถนำมาใช้เป็นตัวควบคุมได้ ถ้ากระบวนการสามารถแทนได้ด้วยฟังก์ชันที่ผันกลับได้ ในขั้นตอนการฝึกสำหรับโครงสร้างการควบคุมแบบผกผันโดยตรงซึ่งแสดงในรูปที่ 4.5(ก) ข่ายงานได้เรียนรู้ฟังก์ชันแบบผกผันของกระบวนการ และได้รับเอาท์พุทจากกระบวนการเป็นอินพุท ความแตกต่างระหว่างเอาท์พุทของตัวควบคุมแบบนิวรัลกับอินพุทของกระบวนการคือค่าสัญญาณความผิดพลาดซึ่งถูกใช้เพื่อปรับค่าน้ำหนักของข่ายงานโดยใช้อัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ เมื่อข่ายงานได้รับการฝึกแล้วกระบวนการจะถูกควบคุมด้วยโครงสร้างแบบผกผันโดยทางตรงแสดงดังรูปที่ 4.5(ข) เมื่อการรวมกันของ $F(F^{-1}) = 1$ นั่นคือเอาท์พุทของกระบวนการจะเท่ากับอินพุท, X นั่นเอง วิธีนี้ไม่สามารถใช้ได้กับกระบวนการที่ฟังก์ชันของกระบวนการผันกลับไม่ได้เนื่องจากอาจมีอินพุทของกระบวนการมากกว่าหนึ่งตัวที่ให้เอาท์พุทค่าเดียวกัน

4.2.3 โครงสร้างของการควบคุมแบบนิวรัลอะแดฟทีฟ (Neural adaptive control)

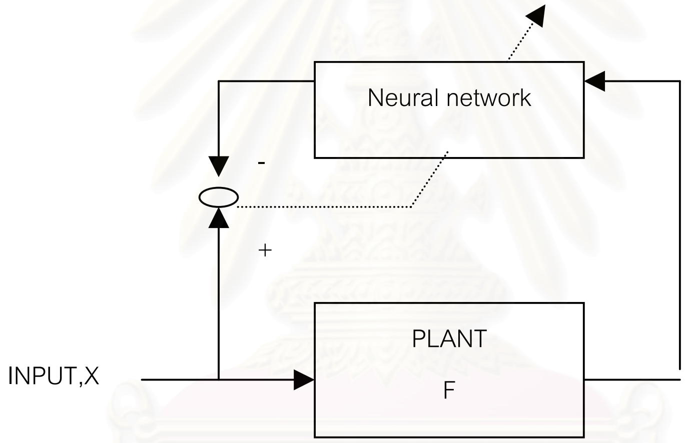
โครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดฟทีฟแบ่งเป็นสองโครงสร้าง คือโครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดฟทีฟแบบเชิงเส้นและการควบคุมแบบนิวรัลอะแดฟทีฟแบบไม่เชิงเส้น

ก. โครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดฟทีฟแบบเชิงเส้น

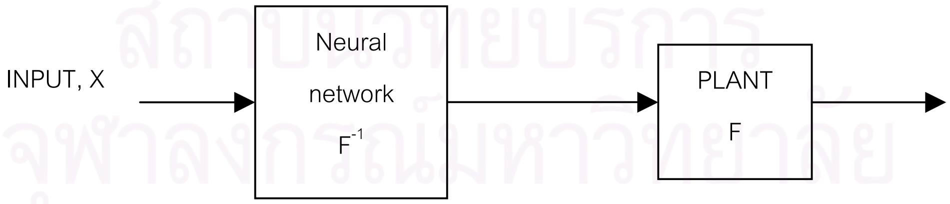
โครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดฟทีฟแบบเชิงเส้นซึ่งแสดงดังรูปที่ 4.6 เป็นการเรียนรู้โดยทางตรง ซึ่งไม่สามารถใช้ได้กับกระบวนการแบบไม่เชิงเส้น เนื่องจากไม่สามารถหาการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติของการตอบสนองของตัวควบคุมเพื่อทำให้ค่าผิดพลาดสำหรับการควบคุมมีค่าน้อยที่สุดได้

ข. โครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดฟทีฟแบบไม่เชิงเส้น

โครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดฟทีฟแบบไม่เชิงเส้นซึ่งแสดงดังรูปที่ 4.7 เป็นการเรียนรู้โดยทางอ้อม ซึ่งโครงสร้างนี้สามารถใช้ได้กับทั้งกระบวนการที่เป็นเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้น ในระหว่างการฝึกทั้งแบบจำลองที่ได้จากข่ายงานและกระบวนการจะได้รับอินพุทค่าเดียวกัน ซึ่งค่าผิดพลาดก็คือค่าความแตกต่างของเอาท์พุทของแบบจำลองกับเอาท์พุทของกระบวนการจะถูกกระจายย้อนกลับเพื่อปรับค่าน้ำหนัก เมื่อได้รับการฝึกแล้วเอาท์พุทของแบบจำลองจะใกล้เคียงกับเอาท์พุทของกระบวนการ



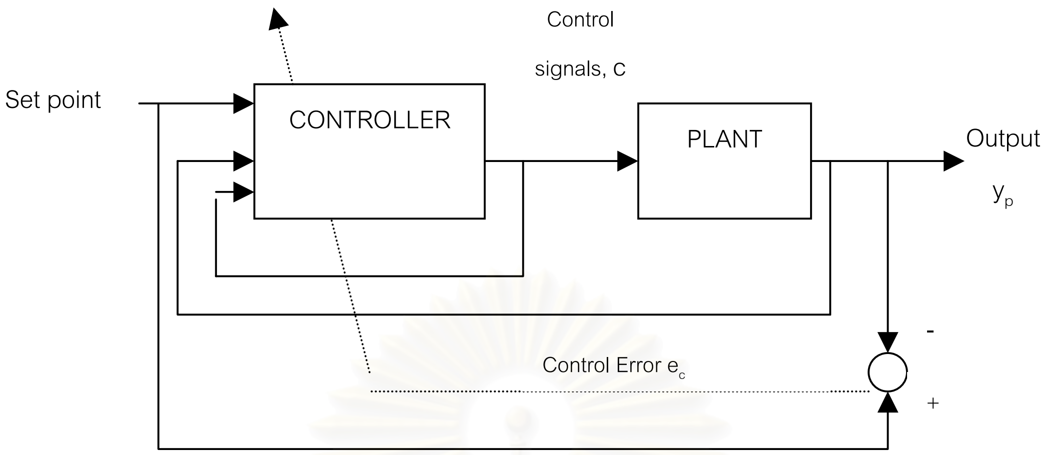
(ก) การเรียนรู้อินเวอร์สฟังก์ชัน



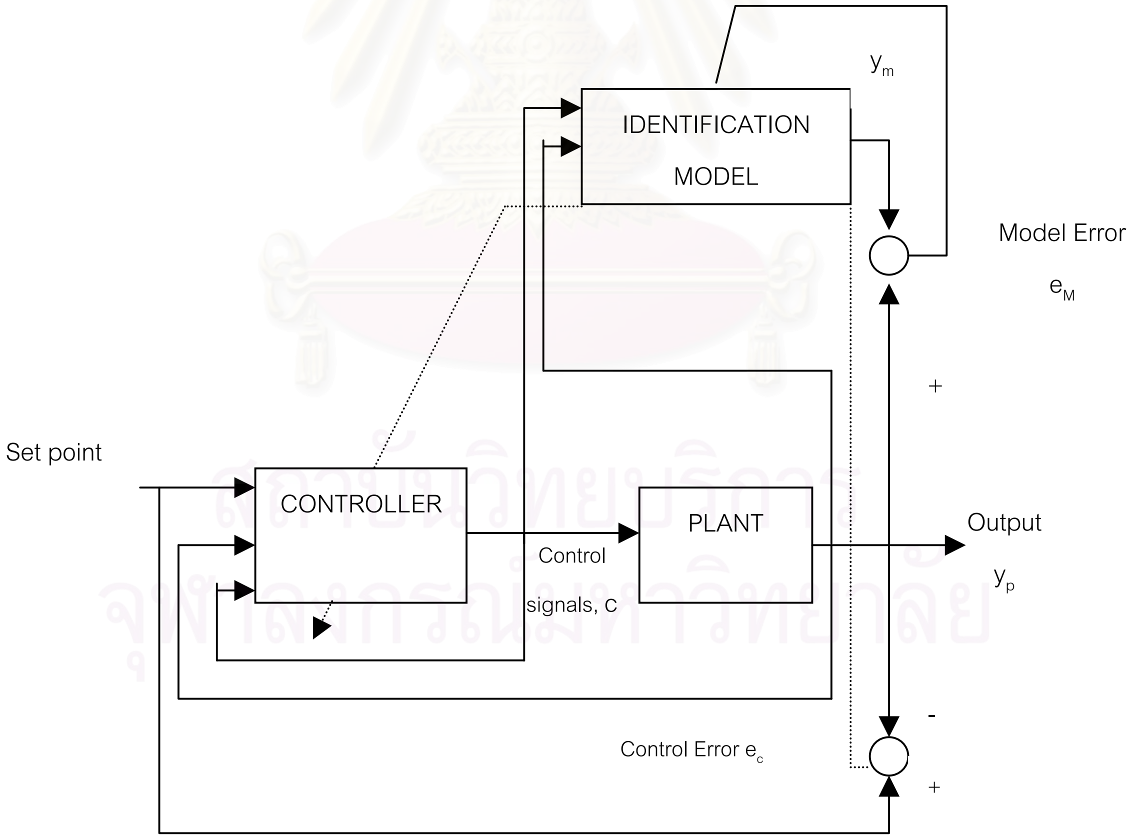
(ข) การควบคุมโดยใช้อินเวอร์สฟังก์ชัน

รูปที่ 4.5 โครงสร้างการควบคุมแบบผกผันโดยทางตรง

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 4.6 โครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดฟทีฟแบบเชิงเส้น



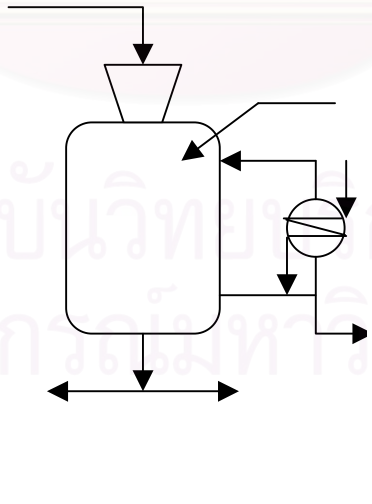
รูปที่ 4.7 โครงสร้างการควบคุมแบบนิวรัลอะแดฟทีฟแบบไม่เชิงเส้น

บทที่ 5
กระบวนการที่ใช้ในการศึกษา

ในบทนี้จะกล่าวถึงกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษซึ่งเป็นกระบวนการที่ใช้ในการศึกษาโดยอธิบายถึงตัวย่อยเยื่อกระดาษ และแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของกระบวนการที่ใช้รวมถึงสภาวะต่างๆของกระบวนการ

5.1 ตัวย่อยเยื่อกระดาษ

กระบวนการผลิตเยื่อกระดาษสามารถทำได้หลายวิธี แต่ที่เป็นที่นิยมโดยทั่วไป คือ กระบวนการคราฟท์ (Kraft process) หรือกระบวนการซัลเฟต (sulfate process) ซึ่งกระบวนการนี้จะใช้ทั้งตัวย่อยเยื่อกระดาษแบบกะ (Batch digester) และแบบต่อเนื่อง (continuous digester) โดยในการวิจัยทำการศึกษาตัวย่อยเยื่อกระดาษแบบกะ ในกระบวนการคราฟท์จะมีขั้นตอนการกำจัดลิกนิน (Delignification) โดยใช้สารละลายที่ประกอบด้วยโซเดียมไฮดรอกไซด์ (Sodiumhydroxide:NaOH) และโซเดียมซัลไฟด์ (Sodiumsulphide: Na_2S) ในสัดส่วนโมลโดยประมาณ 5:2 ตามลำดับ มีความเป็นกรด-เบส (pH) อยู่ในช่วง 13.5-14.0 ปฏิกิริยาจะถูกกระตุ้นด้วยความร้อนหมุนเวียนจากเครื่องแลกเปลี่ยนความร้อนภายนอก (external heat exchanger) โดยอุณหภูมิในการปฏิบัติการจะอยู่ในช่วง 160-180^{0}C เมื่อเวลาครบตามกำหนดชิ้นไม้จะถูกผลักดันให้เคลื่อนไปยังถังเก็บ ทำให้ชิ้นไม้แตกย่อยออกเป็นเยื่อ จากนั้นเยื่อนี้ก็จะผ่านหน่วยการผลิตอื่นๆ ต่อไปจนครบกระบวนการผลิตกระดาษ



รูปที่ 5.1 ตัวย่อยเยื่อกระดาษแบบกะ (Batch pulp digester)

ในกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษนั้นต้องการให้ได้เยื่อกระดาษที่มีคุณภาพดีและสม่ำเสมอ จึงต้องทำการควบคุมค่าแคปปา (Kappa number) ซึ่งเป็นค่าที่บ่งถึงปริมาณลิกนินที่เหลืออยู่ในเยื่อให้มีค่าใกล้เคียงกับค่าแคปปาที่ต้องการมากที่สุด

เพราะฉะนั้นตัวแปรควบคุม คือ ค่าแคปปา และตัวแปรปรับคืออุณหภูมิและอัตราการไหลของสายหมุนเวียน (Recirculated liquor) แต่เนื่องจากกระบวนการนี้มีข้อจำกัด คือ ไม่สามารถวัดค่าแคปปาได้โดยตรงและออนไลน์ จึงต้องทำการประมาณค่าจากค่าตัวแปรอื่นที่วัดได้ ซึ่งก็คืออุณหภูมิของเครื่องย่อยเยื่อกระดาษและความเข้มข้นโซเดียมไฮดรอกไซด์ใน free liquor (Effective alkali) โดยค่าแคปปานี้นอกจากจะขึ้นกับตัวแปรทั้งสองที่สามารถวัดได้นี้แล้วยังขึ้นกับชนิดของไม้ที่ใช้เป็นวัตถุดิบอีกด้วย

5.2 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของกระบวนการ

สมการค่าแคปปา

$$K = 653.3(X_1 + X_2) \qquad (5.1)$$

สมการสมดุลมวลขององค์ประกอบของไม้

$$\frac{dx}{dt} = R_i \qquad (1 \le i \le 5) \qquad (5.2)$$

โดยองค์ประกอบ i ที่ 1 ถึง 5 ของไม้ คือ high-reactive lignin, low-reactive lignin, cellulose, galactoglucosannan (hemicellulose 1) และ araboxylan (hemicellulose 2) ตามลำดับ

สมการสมดุลมวลย่อยใน entrapped liquor

$$V_e \frac{dC_{e_i}}{dt} = M_w G_i - M_i A(C_{e_i} - C_{f_i}) \qquad (1 \le i \le 4) \qquad (5.3)$$

สมการสมดุลมวลย่อยใน free liquor

$$V_f \frac{dC_{f_i}}{dt} = M_i A(C_{e_i} - C_{f_i}) - F_r (C_{f_i} - C_{r_i}) \qquad (1 \le i \le 4) \qquad (5.4)$$

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

โดยองค์ประกอบ i ที่ 1 ถึง 4 ใน entrapped liquor และ free liquor คือ dissolved lignin dissolved solid (ยกเว้น ลิกนินที่ออกมาจากไม้) NaOH และ Na_2S ตามลำดับ

สมการสมดุลพลังงาน

$$K_t \frac{dT}{dt} = M_w \sum_{i=1}^{N_w} (-R_i)(-\Delta H_i) + F_r \sum_{i=1}^{N_f+1} C_{r_i} C_{p_r} (T_r - T) \tag{5.5}$$

โดยอัตราการเกิดปฏิกิริยาเคมี คือ

$$R_i = -[k_{i_1} C_{e_3} + k_{2_i} C_{e_3}^{a} C_{e_4}^{b}](X_i - X_{u_i}) \tag{5.6}$$

และสัมประสิทธิ์อัตราการเกิดปฏิกิริยาเป็นไปตามความสัมพันธ์ของอารีเนียส

$$k_{1_i} = A_{1_i} e^{E_{1_i}/RT} \tag{5.7}$$

$$k_{2_i} = A_{2_i} e^{E_{2_i}/RT} \tag{5.8}$$

โดยอัตราการเกิดขององค์ประกอบใน entrapped liquor เป็นดังนี้

$$Lignin : G_1 = -\sum_{j=1}^{2} R_j \tag{5.9}$$

$$Solid : G_2 = -\sum_{j=3}^{5} R_j \tag{5.10}$$

$$NaOH : G_3 = -\sum_{j=1}^{5} S_{c_{3j}} R_j \tag{5.11}$$

$$NaSH : G_4 = -\sum_{j=1}^{5} S_{c_{4j}} R_j \tag{5.12}$$

สัมประสิทธิ์การถ่ายเทมวลขององค์ประกอบระหว่างเฟสของ entrapped liquor กับ free liquor

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

$$M_i = M_{1_i} + M_{2_i} T \tag{5.13}$$

ความจุความร้อนรวมเป็นดังนี้

$$K_t = [M_w \sum_{i=1}^{N_w} Cp_{w_i} X_i + V_e \sum_{i=1}^{N_e+1} Cp_{e_i} C_{e_i} + V_f \sum_{i=1}^{N_f+1} Cp_{f_i} C_{f_i}] \tag{5.14}$$

ตารางที่ 5.1 แสดงค่าพารามิเตอร์ต่างๆของกระบวนการที่ใช้ในการวิจัย

ลำดับ	พารามิเตอร์	ค่าพารามิเตอร์	หน่วย
1	A_{11}	19.41	$h^{-1}(kg/m)^{-1}$
	A_{12}	4.16e+12	
	A_{13}	445.12	
	A_{14}	108	
	A_{15}	7.5e+05	
2	A_{21}	7e+3	$h^{-1}(kg/m)^{-a-b}$
	A_{22}	2.75e+4	
	A_{23}	8.3e+3	
	A_{24}	6e+3	
	A_{25}	1.75e+4	
3	E_{11}	6.45e+3	kcal/kmol
	E_{12}	29.1e+3	
	E_{13}	17.55e+4	
	E_{14}	14.85e+3	
	E_{15}	22.05e+3	

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 5.1(ต่อ) แสดงค่าพารามิเตอร์ของกระบวนการที่ใช้ในงานวิจัย

ลำดับ	พารามิเตอร์	ค่าพารามิเตอร์	หน่วย
4	E_{21}	21.9e+3	kcal/kmol
	E_{22}	12.35e+3	
	E_{23}	19.85e+4	
	E_{24}	17.45e+3	
	E_{25}	18.25e+3	
5	a	0.5	-
6	b	0.5	-
7	X_{U1}	0	-
	X_{U2}	0	
	X_{U3}	0.071	
	X_{U4}	0.025	
	X_{U5}	0	
8	Sc_{31}	0.166	kg/kg
	Sc_{32}	0.166	
	Sc_{33}	0.395	
	Sc_{34}	0.395	
	Sc_{35}	0.395	
9	Sc_{41}	0.0546	kg/kg
	Sc_{42}	0.0546	
	Sc_{43}	0	
	Sc_{44}	0	
	Sc_{45}	0	
10	M_{1l}	-0.06	M/h
11	M_{2l}	2e-4	M/h.K
12	ΔH_l	102.8	kcal/kg
13	Cp_{wi}	0.36	kcal/kg.K

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 5.2 แสดงค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่สภาวะเริ่มต้น

ลำดับ	พารามิเตอร์	คำอธิบาย	ค่าที่สภาวะเริ่มต้น	หน่วย
1	X_1	ความเข้มข้นขององค์ประกอบในไม้ตัวที่ 1	0.0528	-
2	X_2	ความเข้มข้นขององค์ประกอบในไม้ตัวที่ 2	0.2112	-
3	X_3	ความเข้มข้นขององค์ประกอบในไม้ตัวที่ 3	0.4852	-
4	X_4	ความเข้มข้นขององค์ประกอบในไม้ตัวที่ 4	0.1428	-
5	X_5	ความเข้มข้นขององค์ประกอบในไม้ตัวที่ 5	0.7220	-
6	Ce_1	ความเข้มข้นขององค์ประกอบใน entrapped liquor ตัวที่ 1	0	kg/m^3
7	Ce_2	ความเข้มข้นขององค์ประกอบใน entrapped liquor ตัวที่ 2	0	kg/m^3
8	Ce_3	ความเข้มข้นขององค์ประกอบใน entrapped liquor ตัวที่ 3	0	kg/m^3
9	Ce_4	ความเข้มข้นขององค์ประกอบใน entrapped liquor ตัวที่ 4	0	kg/m^3
10	Cf_1	ความเข้มข้นขององค์ประกอบใน free liquor ตัวที่ 1	1.0000	kg/m^3
11	Cf_2	ความเข้มข้นขององค์ประกอบใน free liquor ตัวที่ 2	2.0000	kg/m^3
12	Cf_3	ความเข้มข้นขององค์ประกอบใน free liquor ตัวที่ 3	47.6327	kg/m^3
13	Cf_4	ความเข้มข้นขององค์ประกอบใน free liquor ตัวที่ 4	11.3535	kg/m^3
14	T	อุณหภูมิ	80	เซลเซียส

ตารางที่ 5.3 แสดงค่าพารามิเตอร์ในสภาวะปฏิบัติการ

ลำดับ	พารามิเตอร์	ค่าที่สภาวะปฏิบัติการ	หน่วย
1	พื้นที่หน้าตัด	105.75	ตารางเมตร
2	ค่าแคปปาเริ่มต้น	172.5	-
3	ค่าแคปปาเป้าหมาย (Ksp)	50	-
4	เวลา (Cooking time)	2	ชั่วโมง
5	ระยะเวลาที่สุ่มตัวอย่าง (Sampling time)	0.0025	ชั่วโมง
6	อุณหภูมิเป้าหมาย (Tsp)	443	เซลเซียส

โดยกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษนี้มีเงื่อนไขว่า อุณหภูมิในสายหมุนเวียนจะมีค่ามากที่สุดได้ไม่เกิน 250^{0}C และมีค่าน้อยที่สุดเท่ากับอุณหภูมิของเครื่องย่อยเยื่อกระดาษ และอัตราการไหลของสายหมุนเวียนมีค่ามากที่สุดและน้อยที่สุดเท่ากับ 1 และ 0.5 m^3/hr ตามลำดับ

5.3 การปรับค่าพารามิเตอร์เพื่อใช้ในงานวิจัย

ในงานวิจัยนี้ใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์และพารามิเตอร์ของ Lee และ Datta (1994) ซึ่งแสดงในหัวข้อที่ 5.2 และตารางที่ 5.1 โดยมีการปรับค่าพารามิเตอร์บางตัว โดยค่าที่ปรับเพื่อใช้ในงานวิจัยเทียบกับค่าของ Lee และ Datta แสดงในตารางที่ 5.4 เนื่องจากเมื่อใช้ค่าพารามิเตอร์ทั้งหมดของ Lee และ Datta (1994) พบว่ากระบวนการไม่เกิดปฏิกิริยาและการเปลี่ยนแปลงใดๆ แสดงผลดังรูปที่ 5.2 เห็นได้ว่าค่าแคปปา สัดส่วนมวลขององค์ประกอบทั้ง 5 ของไม้ รวมถึงปริมาณ white liquor ไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าใดๆ แสดงว่าไม่เกิดปฏิกิริยาใดๆขึ้น

พารามิเตอร์ที่ทำการปรับค่า คือ พลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งและสองขององค์ประกอบทั้ง 5 ของไม้ โดยการปรับค่าพารามิเตอร์เพื่อใช้ในงานวิจัยมีหลักการดังนี้

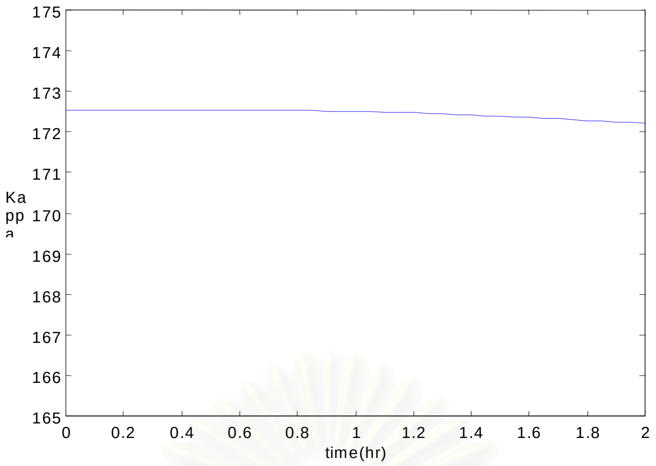
1. ปรับค่าของ Lee และ Datta ลงจนถึงค่าแรกที่เริ่มเกิดปฏิกิริยาและมีการเปลี่ยนแปลงของสาร
2. ปรับค่าต่อไปจนถึงค่าแรกที่ทำให้ไม่สามารถอ่านค่าแคปปาได้
3. เลือกใช้ค่ากลางระหว่างค่าที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 และ 2 เป็นค่าในการวิจัย

ตารางที่ 5.4 ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในงานวิจัยเทียบกับของ Lee และ Datta (1994)

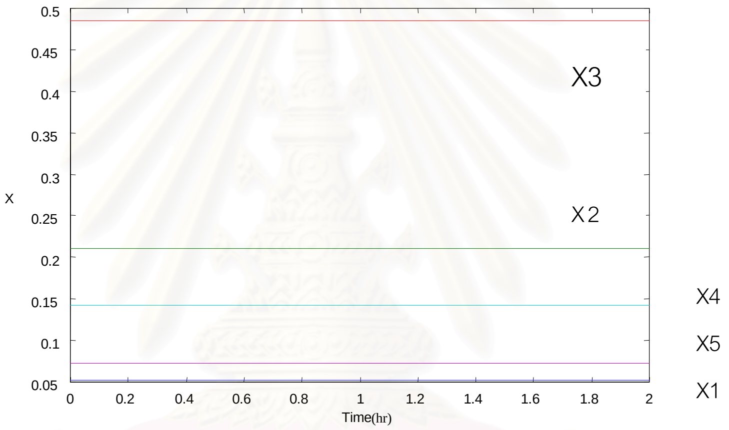
พารามิเตอร์	ค่าจริงจาก Lee และ Datta	ค่าที่ใช้ในการวิจัย	หน่วย
E_{11}	639.28	6.45	*10^3 kcal/kmol
E_{12}	33.77	29.1	
E_{13}	1.94e+3	17.55	
E_{14}	717.94	14.85	
E_{15}	3.95e+18	22.05	
E_{21}	7.5e+3	21.9	*10^3 kcal/kmol
E_{22}	9e+3	12.35	
E_{23}	1e+4	19.85	
E_{24}	9e+3	17.45	
E_{25}	4e+4	18.25	

ตัวอย่างการปรับค่า E_{11} ทำโดยการลดค่าจริงของ Lee และ Datta ตามขั้นตอนที่ 1 จนได้ค่า E_{11} เท่ากับ 10.5e3 kcal/kmol ซึ่งเป็นค่าแรกที่เริ่มเกิดปฏิกิริยาและมีการเปลี่ยนแปลงของสาร แสดงดังรูปที่ 5.3 เห็นได้ว่าค่าแคปปาเริ่มลดลง แม้สัดส่วนมวลขององค์ประกอบทั้ง 5 ของไม้จะยังคงไม่เปลี่ยนแปลงเนื่องจากปฏิกิริยาเพิ่งเริ่มเกิดขึ้น ความเข้มข้นของ white liquor ก็ลดลงแสดงให้เห็นว่าเริ่มถูกใช้ไปในการทำปฏิกิริยา จากนั้นลดค่าต่อไปตามขั้นตอนที่ 2 ได้ค่า E_{11} เท่ากับ 2.4e3 kcal/kmol ซึ่งเป็นค่าแรกที่ทำให้กราฟค่าแคปปาขาด ซึ่งไม่สามารถอ่านค่าได้ แสดงดังรูปที่ 5.4 ดังนั้นทำการเลือกค่ากลางระหว่างค่าที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 และ 2 คือ 6.45e3 kcal/kmol

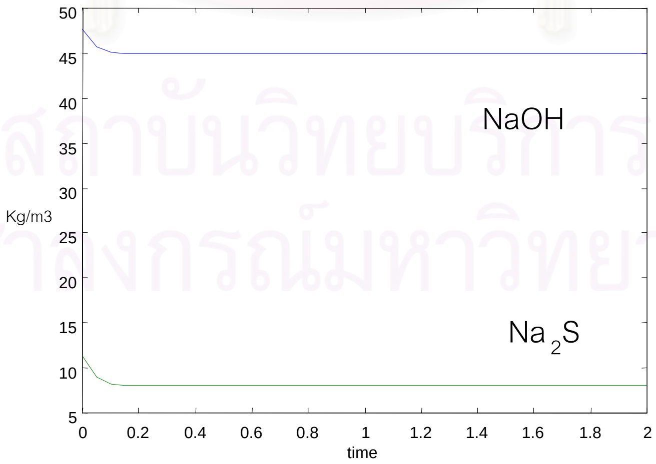
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



(ก) ค่าแคปปา



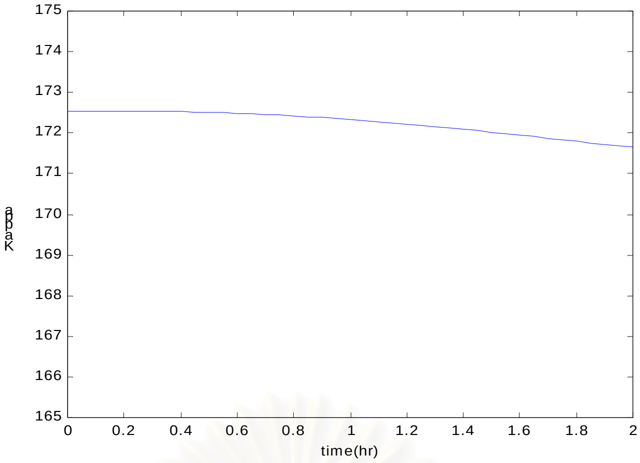
(ข) สัดส่วนมวลขององค์ประกอบของไม้



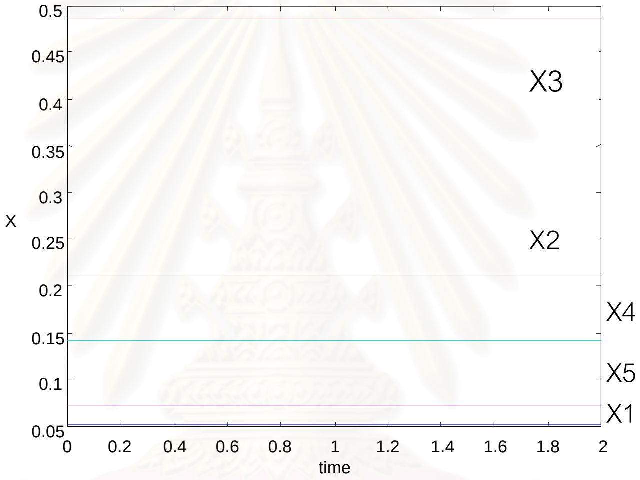
(ค) ความเข้มข้นของ White Liquor

รูปที่ 5.2 ผลของกระบวนการเมื่อใช้พารามิเตอร์ทุกค่าของ Lee และ Datta (1994)

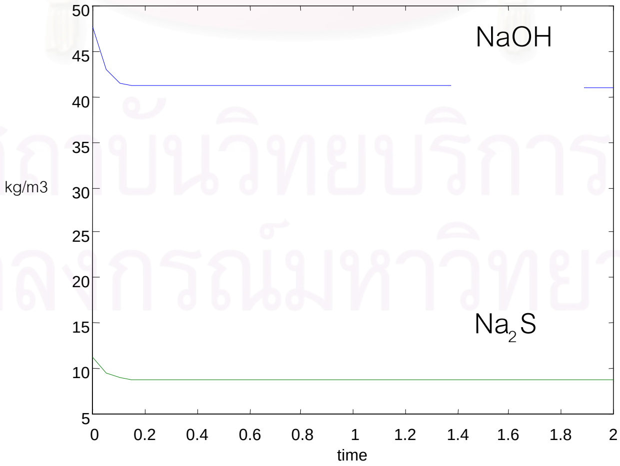
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



(ก) ค่าแคปปา

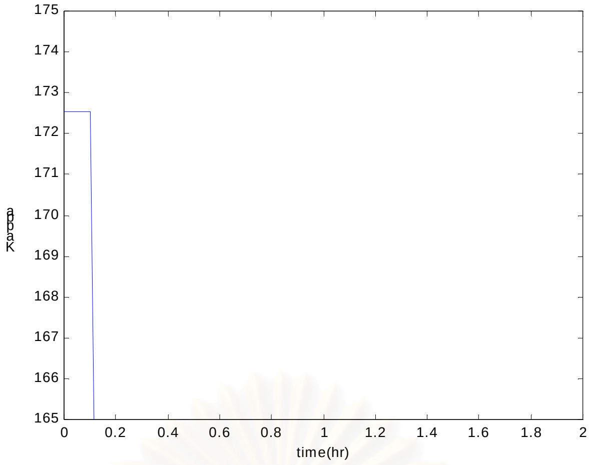


(ข) สัดส่วนมวลขององค์ประกอบของไม้

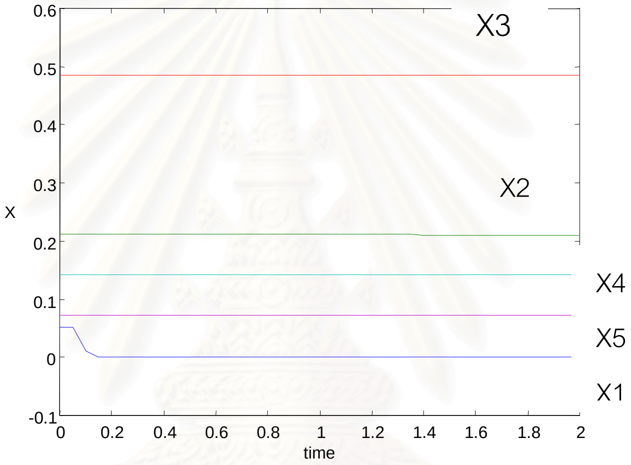


(ค) ความเข้มข้นของ White Liquor

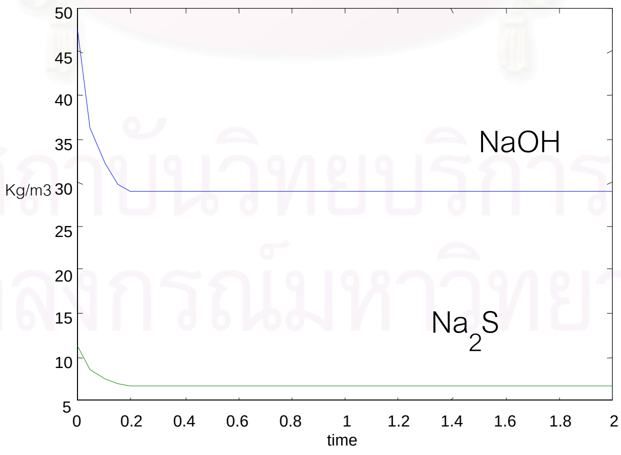
รูปที่ 5.3 ผลของกระบวนการเมื่อปรับค่าพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้(E_{11}) เป็น 10.5e3 kcal/kmol



(ก) ค่าแคปปา



(ข) สัดส่วนมวลขององค์ประกอบของไม้



(ค) ความเข้มข้นของ White Liquor

รูปที่ 5.4 ผลของกระบวนการเมื่อปรับค่าพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้ (E_{11}) เป็น 2.4e3 kcal/kmol

บทที่ 6
การทดลอง ผลการทดลอง และวิเคราะห์ผลการทดลอง

ในบทนี้กล่าวถึงการใช้ข่ายงานนิวรัลในการหาแบบจำลองเพื่อเป็นแบบจำลองที่แทนกระบวนการและเป็นตัวประมาณค่าเนื่องจากค่าแคปปาซึ่งเป็นตัวแปรควบคุมเป็นค่าที่ไม่สามารถวัดได้จึงต้องทำการประมาณค่าจากตัวแปรอื่นที่สามารถวัดได้ โดยเริ่มจากการซิมมูเลทแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษ และนำข้อมูลอินพุท-เอาท์พุทที่ได้จากกระบวนการไปฝึกข่ายงานนิวรัลด้วยอัลกอริธึมการกระจายความความผิดพลาดย้อนกลับ แล้วทำการทดสอบข่ายงานด้วยข้อมูลอินพุท-เอาท์พุทอีกชุดเพื่อหาโครงสร้างข่ายงานที่เหมาะสม จากนั้นหาแบบจำลองผกผันเพื่อใช้เป็นตัวควบคุมกระบวนการ และทดสอบตัวประมาณค่าและตัวควบคุม โดยกล่าวถึงผลการทดลอง วิเคราะห์ผลการทดลอง รวมถึงสรุปผลการทดลอง

6.1 การซิมมูเลทแบบจำลองของกระบวนการ

กระบวนการย่อยเยื่อกระดาษที่ใช้ในการศึกษาเป็นกระบวนการแบบไม่เชิงเส้น ทำการซิมมูเลทกระบวนการจริง โดยใช้สมการทางคณิตศาสตร์ในบทที่ 5 ด้วยวิธีเชิงตัวเลข (numerical method) โดยวิธีออยเลอร์ (Euler's Method) ด้วย step size เท่ากับ 1 ให้ได้อินพุทและเอาท์พุทจากการซิมมูเลทที่มีความสอดคล้องกัน

6.2 การออกแบบแบบจำลองข่ายงานนิวรัล

ในงานวิจัย ออกแบบแบบจำลองข่ายงานนิวรัลจำนวน 2 ชุด โดยชุดแรกเป็นตัวประมาณค่า อีกชุดหนึ่งเป็นแบบจำลองข่ายงานนิวรัลของกระบวนการโดยแบบจำลองทั้งสองชุดมีขั้นตอนการออกแบบดังนี้

1. เตรียมชุดข้อมูลอินพุทและเอาท์พุทจากการซิมมูเลทกระบวนการ 2 ชุด โดยข้อมูลชุดที่ 1 ใช้เป็นข้อมูลในการฝึกข่ายงาน (Training set) และข้อมูลชุดที่ 2 ใช้เป็นข้อมูลในการทดสอบข่ายงานที่สร้างขึ้นมา (Cross Validation)
2. ออกแบบข่ายงานนิวรัลแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น (multilayer feed forward networks) ตามแบบจำลองแบบกลับกระแส (recurrent model) โดยใช้ฟังก์ชันมูลฐานเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นและฟังก์ชันกระตุ้นเป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ โดยใช้อัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ (error backpropagation algorithm)

3. ทำการหาจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่เหมาะสมเพื่อหาแบบจำลองที่ต้องการโดยเลือกแบบจำลองที่ให้ค่าความผิดพลาดรวมกำลังสอง (sum square error) น้อยที่สุด
4. ทำการทดสอบแบบจำลองที่ได้ด้วยข้อมูลชุดที่ 2

จากหัวข้อ 3.3.2 เห็นได้ว่าทั้งในการออกแบบแบบจำลองข่ายงานนิวรัล ตัวประมาณค่าและตัวควบคุม ต้องทำการหาโครงสร้างของข่ายงานนิวรัลที่เหมาะสม โดยในการวิจัยนี้มีโครงสร้างข่ายงานนิวรัลดังนี้ คือ

1. จำนวนนิวรอนในชั้นอินพุท ได้จากการทดลองหาจำนวนนิวรอนในชั้นอินพุทซึ่งขึ้นกับอินพุทเวกเตอร์ที่ป้อนเข้าแก่ข่ายงานนิวรัล
2. จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน ได้จากการทดลอง โดยในที่นี้ทดลองใช้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเป็น 3,5,7,9 และ11 ตามลำดับ ซึ่งโครงสร้างที่เหมาะสม ก็คือ จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ทำให้ค่าความผิดพลาดรวมระหว่างเอาท์พุทของข่ายงานกับค่าเป้าหมายมีค่าน้อยที่สุด
3. จำนวนนิวรอนในชั้นเอาท์พุท จำนวนนิวรอนในชั้นเอาท์พุทจะมีค่าเท่ากับจำนวนเอาท์พุทของกระบวนการ ซึ่งในการทดลองนี้จำนวนนิวรอนในชั้นเอาท์พุทของตัวประมาณค่าและแบบจำลองเท่ากับ 1 เนื่องจากกระบวนการมีเอาท์พุทเพียง 1 ค่า

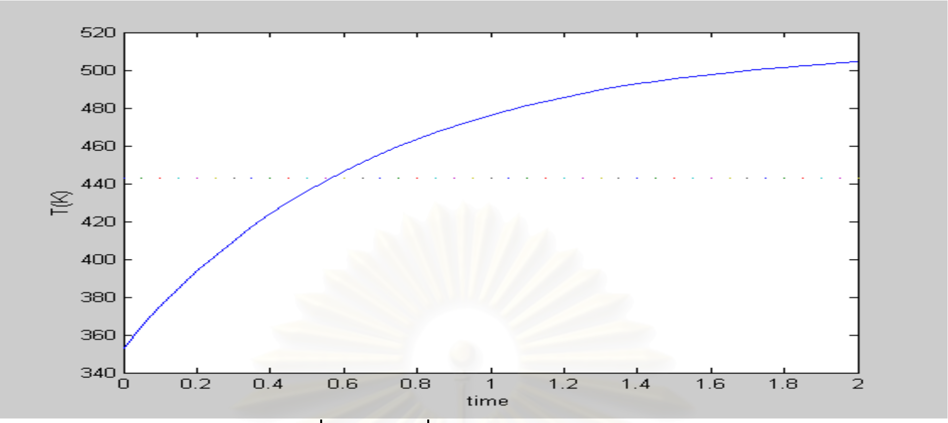
4.จำนวนชั้นซ่อน ในการทดลองใช้จำนวนชั้นซ่อน 1ชั้น

6.2.1 แบบจำลองข่ายงานนิวรัลของตัวประมาณค่า

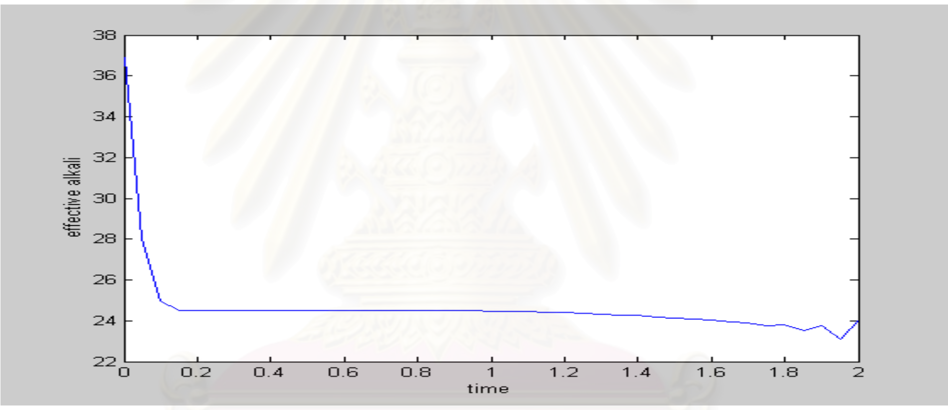
เนื่องจากปัญหาของการควบคุมกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษ คือ ค่าแคปปา ซึ่งเป็นตัวแปรควบคุมไม่สามารถวัดค่าออนไลน์ได้ จึงใช้การประมาณค่าจากตัวแปรอื่นที่วัดค่าได้เข้ามาช่วยโดยใช้ข่ายงานนิวรัล โดยอินพุทของตัวประมาณค่าคือ อุณหภูมิของเครื่องย่อยเยื่อกระดาษ (T) และความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ ส่วนเอาท์พุทของตัวประมาณค่า คือค่าแคปปา โดยข้อมูลอินพุทและเอาท์พุทที่ใช้ในการฝึกและทดสอบข่ายงานแสดงดังรูปที่ 6.1 และ 6.2 ได้จากการเปลี่ยนค่าอุณหภูมิของสายหมุนเวียนและอัตราการไหลของสายหมุนเวียนแบบสุ่ม และบันทึกค่าทุกๆ 0.0025 ชั่วโมง เป็นเวลา 2 ชั่วโมง รวมตัวอย่างสุ่มทั้งหมด 800 ค่า

สำหรับการออกแบบโครงสร้างข่ายงานนิวรัลสำหรับตัวประมาณค่า พบว่าจากตารางที่ 6.1 โครงสร้างอินพุทเวกเตอร์ที่ให้ค่าผิดพลาดน้อยที่สุดเท่ากับ 0.0020 คือ ที่จำนวนการหน่วงเวลาของอินพุท, n_u =0 จำนวนการหน่วงเวลาของเอาท์พุท, n_y=2 และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 5 ทำให้อินพุทเวกเตอร์ที่เหมาะสม คือ 4

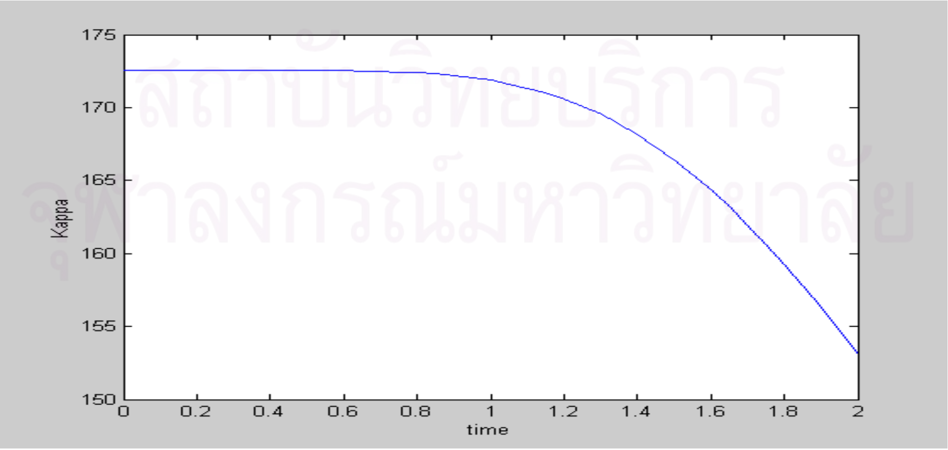
ดังนั้นโครงสร้างที่เหมาะสมของตัวประมาณค่า (จำนวนนิวรอนในชั้นอินพุท-จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน-จำนวนนิวรอนในชั้นเอาท์พุท) คือ 4-5-1 เนื่องจากมีค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด



(ก) อุณหภูมิของเครื่องย่อยเยื่อกระดาษใช้เป็นอินพุทในการฝึกข่ายงาน



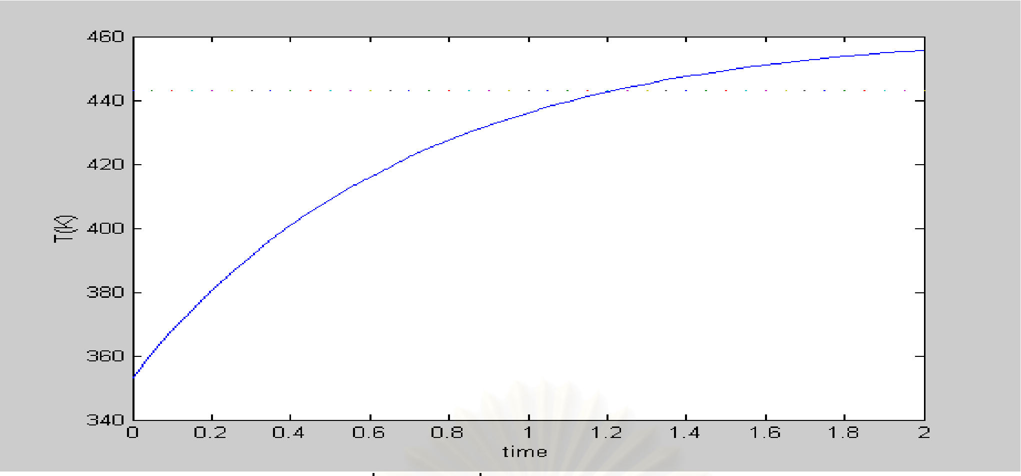
(ข) ความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ใช้เป็นอินพุทในการฝึกข่ายงาน



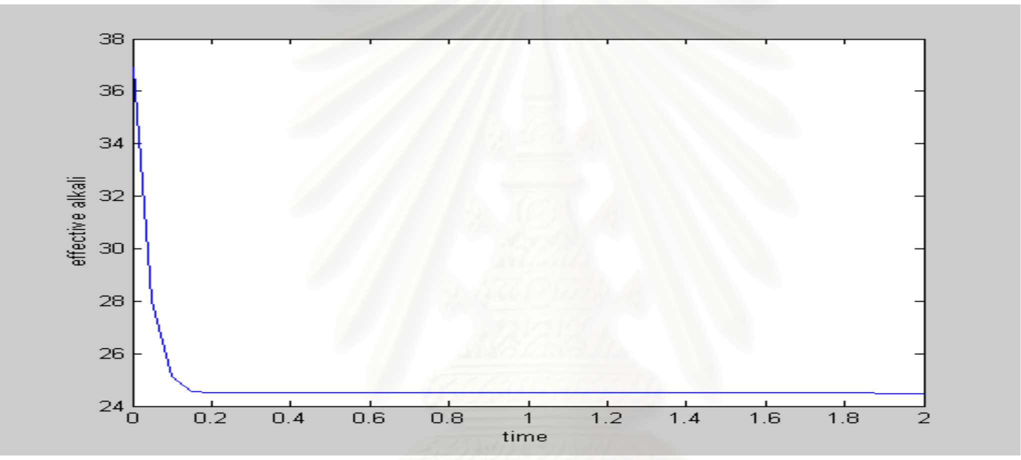
(ค) ค่าแคปปาใช้เป็นเอาท์พุทในการฝึกข่ายงาน

รูปที่ 6.1 ข้อมูลอินพุทและเอาท์พุทในการฝึกข่ายงานของตัวประมาณค่า

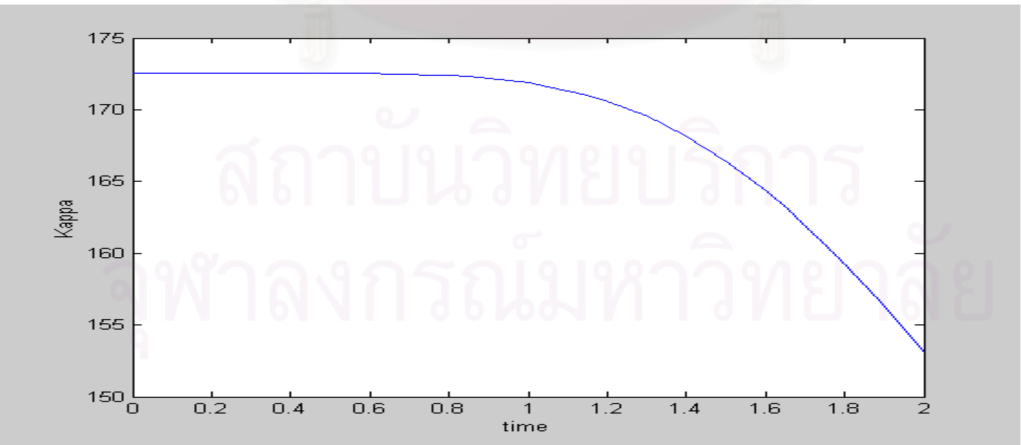
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



(ก) อุณหภูมิของเครื่องย่อยเยื่อกระดาษใช้เป็นอินพุทในการทดสอบข่ายงาน



(ข) ความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ใช้เป็นอินพุทในการทดสอบข่ายงาน



(ง) ค่าแคปปาใช้เป็นเอาท์พุทในการทดสอบข่ายงาน

รูปที่ 6.2 ข้อมูลอินพุทและเอาท์พุทในการทดสอบข่ายงานของตัวประมาณค่า

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 6.1 แสดงค่าผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสองของแบบจำลองข่ายงานนิวรัลของตัวประมาณค่า

จำนวนการหน่วงเวลา		ผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (SSE)				
อินพุท	เอาท์พุท	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน				
		3	5	7	9	11
0	0	8.9438	8.2075	7.5630	5.4522	5.4898
	1	0.5590	0.5390	0.412	0.2684	0.3331
	2	0.2942	**0.0020**	0.0351	0.0022	0.0054
	3	0.338	0.0600	0.0428	0.0553	0.0460
	4	0.3694	0.2820	0.0350	0.0337	0.0442
1	0	8. 4221	6.8871	6.6536	5.0537	4.8668
	1	0.4859	0.4492	0.4250	0.2522	0.2988
	2	0.3051	0.0450	0.0320	0.0280	0.0042
	3	0.0420	0.0100	0.0280	0.0443	0.0406
	4	0.0287	0.0218	0.0035	0.0321	0.0301
2	0	8.1855	5.3328	5.6130	5.2285	4.9418
	1	0.4530	0.5090	0.3206	0.2445	0.2517
	2	0.2881	0.0360	0.0551	0.0029	0.0045
	3	0.0204	0.0300	0.0412	0.0363	0.0396
	4	0.0213	0.0322	0.0029	0.0320	0.0400
3	0	7.5224	5.7796	6.5563	3.4546	3.4898
	1	0.5610	0.4825	0.2220	0.148	0.3381
	2	0.2290	0.0020	0.0035	0.0 29	0.0032
	3	0.2558	0.0428	0.0270	0.0347	0.0241
	4	0.2021	0.0230	0.0040	0.0288	0.0359

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

6.2.2 แบบจำลองข่ายงานนิวรัลของกระบวนการ

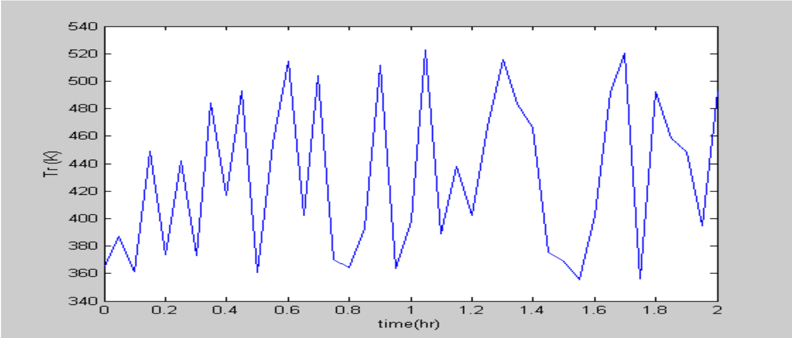
ในการสร้างแบบจำลองของข่ายงานนิวรัล เป็นการสร้างแบบจำลองภายในแทนแบบจำลองของกระบวนการจริง โดยอินพุทของแบบจำลอง คือ อุณหภูมิของสายหมุนเวียน (Tr) อัตราการไหลของสายหมุนเวียน (Fr) และความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ (Cf_3) ส่วนเอาท์พุทของกระบวนการ คือ ค่าแคปปา

ข้อมูลอินพุทและเอาท์พุทที่ใช้ในการฝึกและทดสอบข่ายงานแสดงดังรูปที่ 6.3 และ 6.4 ซึ่งได้จากการเปลี่ยนค่าอุณหภูมิของสายหมุนเวียนและอัตราการไหลของสายหมุนเวียนแบบสุ่ม (True random) และบันทึกค่าทุกๆ 0.0025 ชั่วโมงเป็นเวลา 2 ชั่วโมง รวมตัวอย่างสุ่มทั้งหมด 800 ค่า

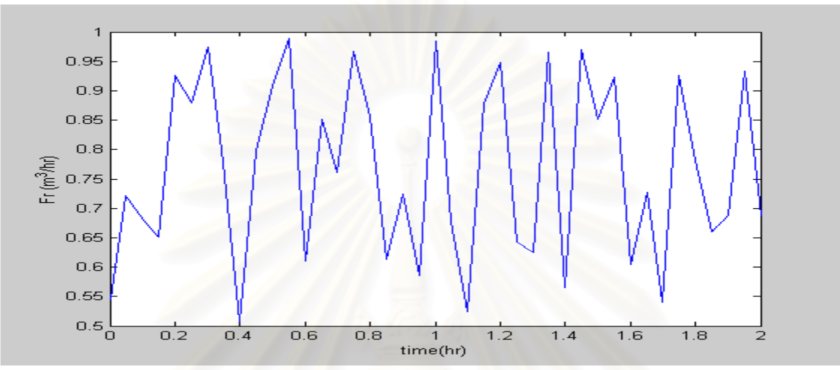
สำหรับการออกแบบโครงสร้างข่ายงานนิวรัลสำหรับแบบจำลองข่ายงานนิวรัลของกระบวนการ พบว่าจากตารางที่ 6.2 โครงสร้างอินพุทเวกเตอร์ที่ให้ค่าผิดพลาดน้อยที่สุดเท่ากับ 0.0013 คือ ที่จำนวนการหน่วงเวลาของอินพุท, n_u =0 จำนวนการหน่วงเวลาของเอาท์พุท, n_y=2 และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 7 ทำให้อินพุทเวกเตอร์ที่เหมาะสม คือ 5

ดังนั้นโครงสร้างที่เหมาะสมของตัวประมาณค่า (จำนวนนิวรอนในชั้นอินพุท-จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน-จำนวนนิวรอนในชั้นเอาท์พุท) คือ 5-7-1 เนื่องจากมีค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด

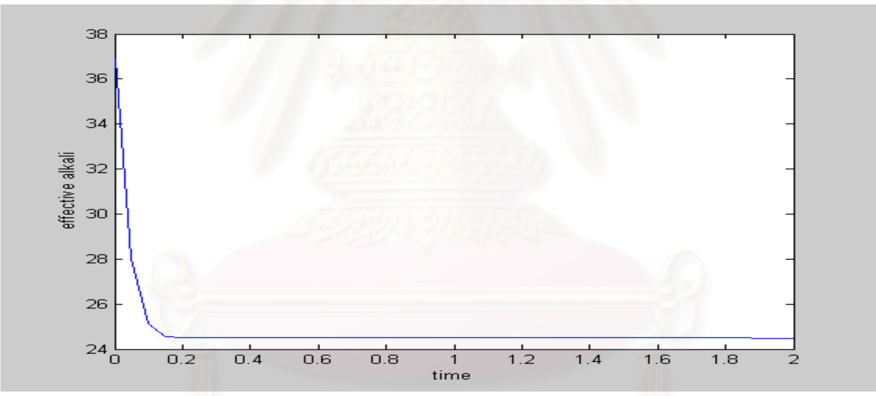
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



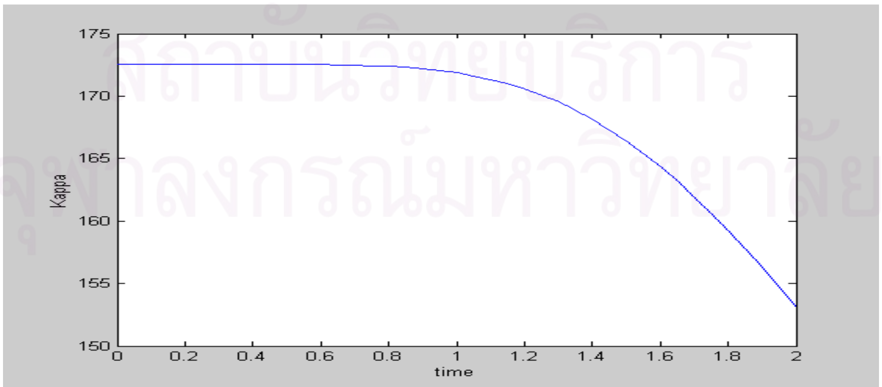
(ก) อุณหภูมิของสายหมุนเวียนใช้เป็นอินพุทในการฝึกข่ายงาน



(ข) อัตราการไหลของสายหมุนเวียนใช้เป็นอินพุทในการฝึกข่ายงาน



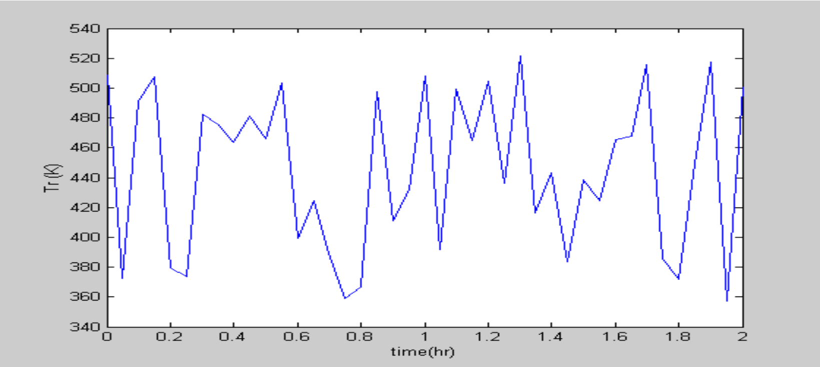
(ค) ความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ใช้เป็นอินพุทในการฝึกข่ายงาน



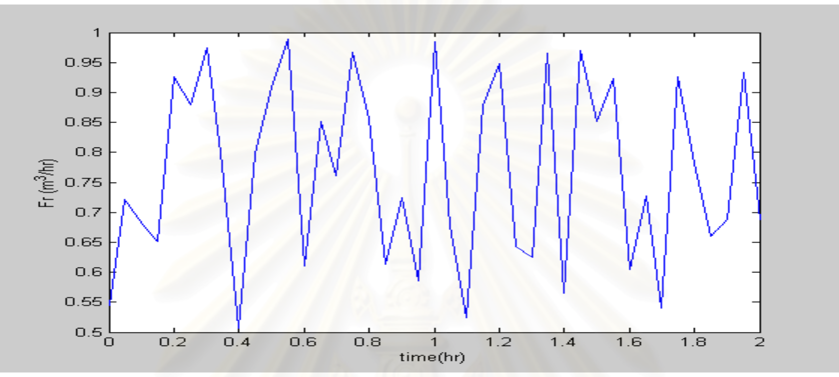
(ง) ค่าแคปปาใช้เป็นเอาท์พุทในการฝึกข่ายงาน

รูปที่ 6.3 ข้อมูลอินพุทและเอาท์พุทในการฝึกข่ายงานของแบบจำลอง

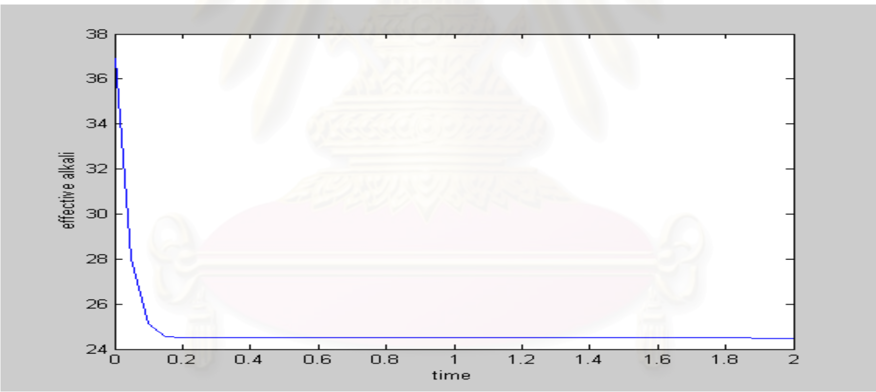
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



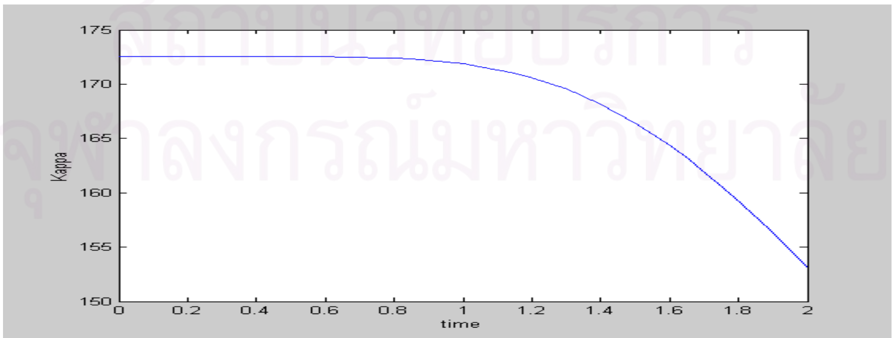
(ก) อุณหภูมิของสายหมุนเวียนใช้เป็นอินพุทในการทดสอบข่ายงาน



(ข) อัตราการไหลของสายหมุนเวียนใช้เป็นอินพุทในการทดสอบข่ายงาน



(ค) ความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ใช้เป็นอินพุทในการทดสอบข่ายงาน



(ง) ค่าแคปปาใช้เป็นเอาท์พุทในการทดสอบข่ายงาน

รูปที่ 6.4 ข้อมูลอินพุทและเอาท์พุทในการทดสอบข่ายงานของแบบจำลอง

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 6.2 แสดงค่าผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสองของแบบจำลองข่ายงานนิวรัลของกระบวนการ

จำนวนการหน่วงเวลา		ผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (SSE)				
อินพุท	เอาท์พุท	จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน				
		3	5	7	9	11
0	0	7.3438	6.5124	5.5275	5.2951	5.4008
	1	0.2590	0.2539	0.1415	0.1618	0.1337
	2	0.0242	0.0020	**0.0013**	0.0022	0.0054
	3	0.0138	0.0069	0.0428	0.0553	0.0460
	4	0.0224	0.0080	0.0350	0.0337	0.0442
1	0	6. 2281	5.8871	5.6536	5.0537	4.8668
	1	0.2774	0.2292	0.1755	0.1844	0.1990
	2	0.0254	0.0150	0.0022	0.010	0.0142
	3	0.0094	0.0190	0.0061	0.0544	0.0098
	4	0.0314	0.0218	0.0035	0.0049	0.0052
2	0	5.7854	5. 2833	4.4822	4.8278	3.7334
	1	0.3054	0.1809	0.1320	0.1445	0.1578
	2	0.0338	0.0556	0.0055	0.0033	0.0065
	3	0.0200	0.0045	0.0041	0.0033	0.0029
	4	0.0211	0.0342	0.0029	0.0024	0.0040
3	0	6.4487	5.2247	5.5573	4.4546	3.4865
	1	0.2088	0.1485	0.1250	0.1408	0.1381
	2	0.0265	0.0020	0.0035	0.029	0.0032
	3	0.0255	0.0028	0.0270	0.0034	0.0027
	4	0.0143	0.0023	0.0044	0.0028	0.0035

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

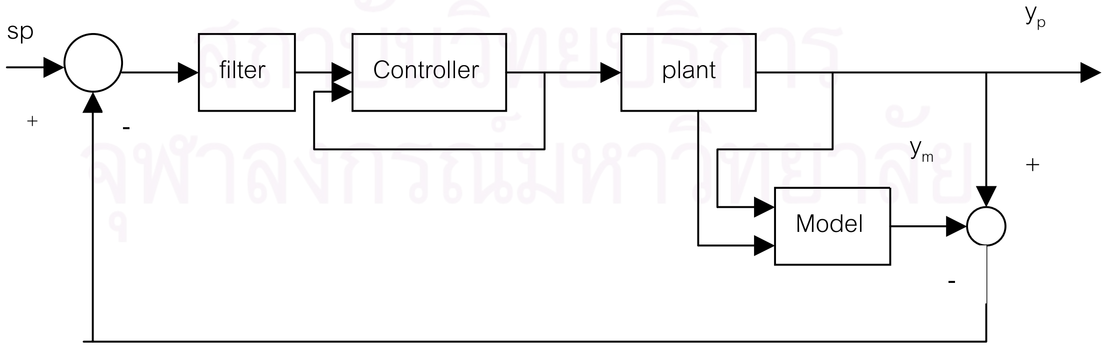
6.3 การออกแบบตัวควบคุม

ตัวควบคุมที่ทำการออกแบบในงานวิจัยนี้เป็นตัวควบคุมแบบใช้แบบจำลองภายใน ซึ่งจะได้จากการสร้างแบบจำลองแบบผกผันของแบบจำลองข่ายงานนิวรัลของกระบวนการ โดยเลือกใช้โครงสร้างการควบคุมแบบเอ็นไอเอ็มซีซึ่งแสดงดังรูปที่ 6.5 โดยออกแบบตัวควบคุมออกเป็น 2 ส่วน แสดงดังรูปที่ 6.7 คือ

ส่วนที่ 1 อินพุท คือ ค่าแคปปาเป้าหมายที่ลบความผิดพลาดระหว่างค่าแคปปาจากแบบจำลองกระบวนการและจากแบบจำลองข่ายงานนิวรัล (sp -(y_p -y_m)) ค่าแคปปาจากกระบวนการ อุณหภูมิของสายหมุนเวียน (Tr) ในอดีตและอัตราการไหลของสายหมุนเวียน (Fr) ในอดีต เอาท์พุท คือ อุณหภูมิของสายหมุนเวียน (Tr) โดยอุณหภูมิของสายหมุนเวียนที่ได้นี้จะถูกส่งไปยังกระบวนการต่อไป

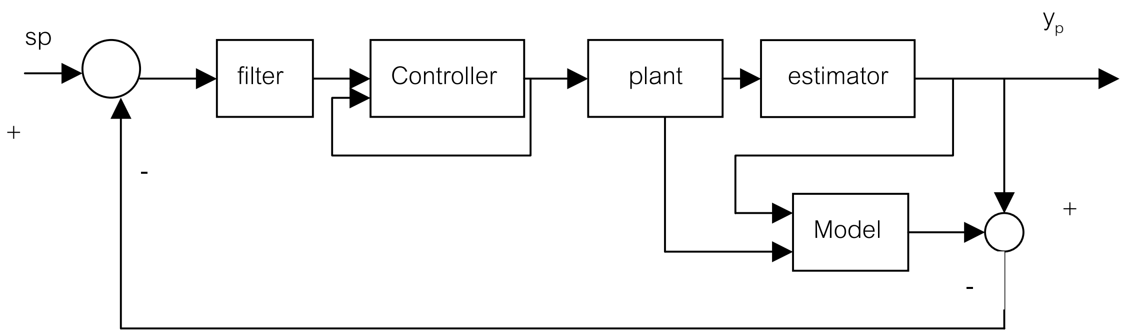
ส่วนที่ 2 อินพุท คือ ค่าแคปปาเป้าหมายที่ลบความผิดพลาดระหว่างค่าแคปปาจากแบบจำลองกระบวนการและจากแบบจำลองข่ายงานนิวรัล (sp -(y_p-y_m)) ค่าแคปปาจากกระบวนการ อุณหภูมิของสายหมุนเวียน (Tr) ในอดีตและอัตราการไหลของสายหมุนเวียน (Fr) ในอดีต เอาท์พุท คือ อัตราการไหลของสายหมุนเวียน (Fr) โดยอัตราการไหลของสายหมุนเวียนที่ได้นี้จะถูกส่งไปยังกระบวนการต่อไป

โดยโครงสร้างของการควบคุมและจากการออกแบบ เพราะฉะนั้นอินพุทเวกเตอร์ของตัวควบคุมแต่ละส่วนมี 7 ค่า คือ ค่าแคปปาเป้าหมายที่ลบความผิดพลาดระหว่างค่าแคปปาจากแบบจำลองกระบวนการและจากแบบจำลองข่ายงานนิวรัล (sp-(y_p-y_m)) ค่าแคปปาในปัจจุบัน ค่าแคปปาในอดีต 2 ค่า อุณหภูมิของหมุนเวียนในอดีต 2 ค่า และอัตราการไหลของสายหมุนเวียนในอดีต 2 ค่า

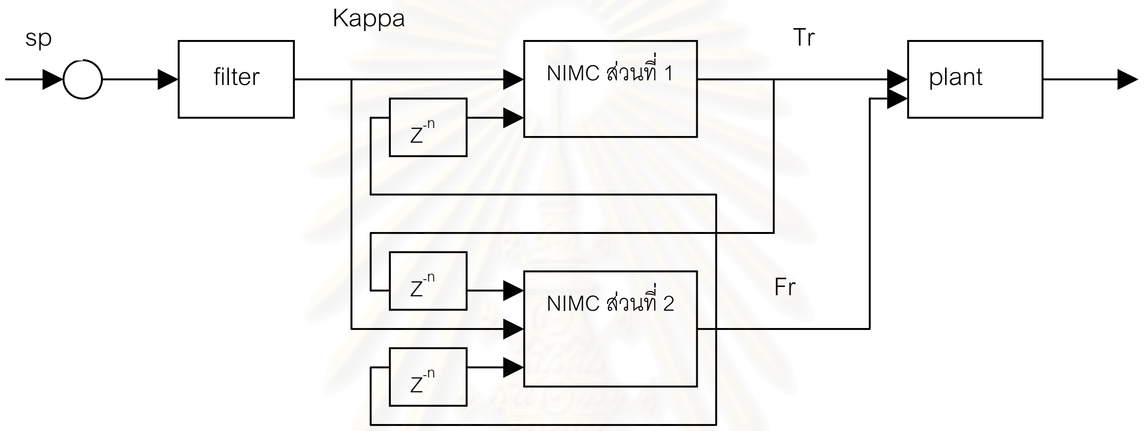


รูปที่ 6.5 โครงสร้างโดยทั่วไปของการควบคุมแบบเอ็นไอเอ็มซี

สถาบันวิทยบริการ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 6.6 แผนภาพโครงสร้างของการควบคุมกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษ



รูปที่ 6.7 โครงสร้างของตัวควบคุมที่ออกแบบสำหรับงานวิจัย

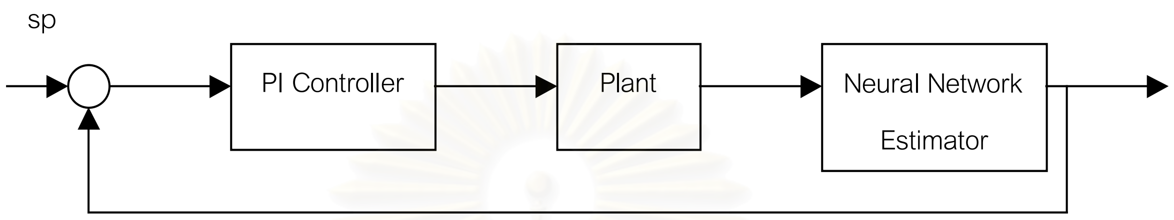
เมื่ออินพุทเวกเตอร์ถูกกำหนดจากการออกแบบและโครงสร้างการควบคุมไว้แล้ว พบว่า ที่จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนของตัวควบคุมส่วนที่ 1 และ 2 เท่ากับ 5 และ 9 ตามลำดับให้ค่าผิดพลาดน้อยที่สุดเท่ากับ 6.9582 และ 8.2833 ตามลำดับ ดังแสดงในตารางที่ 6.3

ตารางที่ 6.3 แสดงค่าผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสองของตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล

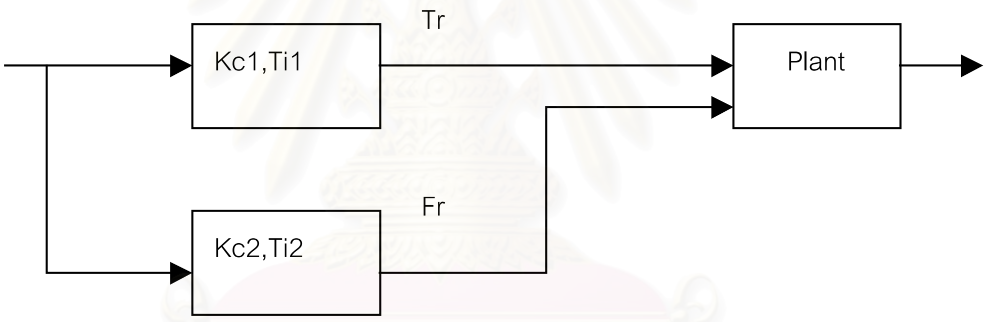
ตัวควบคุม	SSE ที่จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนต่างๆ				
	3	5	7	9	11
NIMC ส่วนที่ 1	11.3559	**6.9582**	7.6825	9.5425	9.9511
NIMC ส่วนที่ 2	10.5427	9.9443	11.2095	**8.2833**	10.5147

เพราะฉะนั้น โครงสร้างข่ายงานนิวรัลที่เหมาะสมสำหรับการออกแบบตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลแบบเอ็นไอเอ็มซีทั้ง 2 ส่วน คือ 7-5-1 และ 7-9-1 ตามลำดับ

ทำการเปรียบเทียบผลการควบคุมกับตัวควบคุมพีไอที่ใช้ร่วมกับตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลที่ออกแบบไว้ในหัวข้อที่ 6.2.1 โครงสร้างตัวควบคุมพีไอแบ่งออกเป็น 2 ส่วนแสดงดังรูปที่ 6.8 โดยส่วนที่ 1 ใช้ปรับอุณหภูมิของสายหมุนเวียน (Tr) และส่วนที่ 2 ใช้ปรับอัตราการไหลของสายหมุนเวียน (Fr)



รูปที่ 6.8 โครงสร้างการควบคุมของตัวควบคุมพีไอ

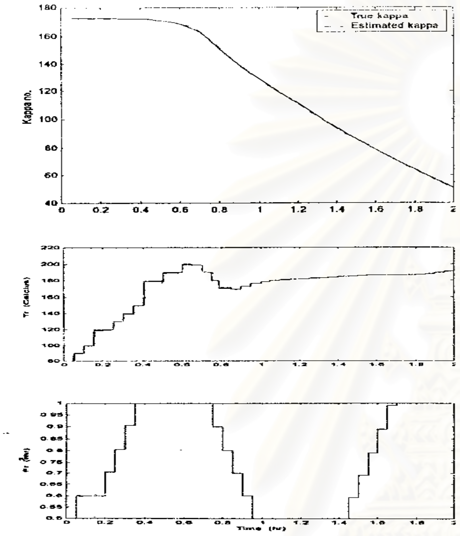


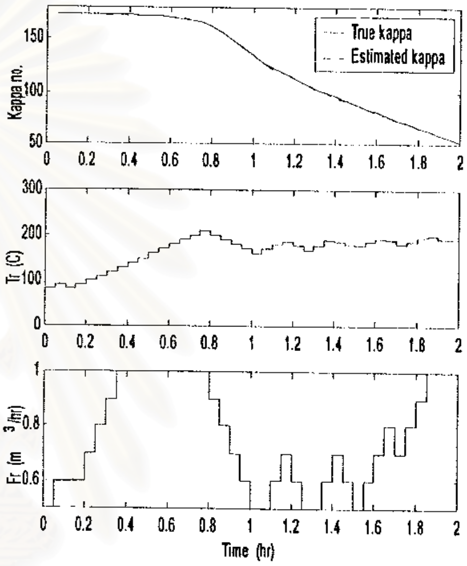
รูปที่ 6.9 โครงสร้างของตัวควบคุมพีไอทั้ง2 ส่วน

โดยได้ค่าแฟกเตอร์การจูนตัวควบคุมพีไอส่วนที่ 1 คือ K_{c_1} = 45, τ_{i_1} =1250 และค่าแฟกเตอร์การจูนตัวควบคุมพีไอส่วนที่ 2 คือ K_{c_2} = 6, τ_{i_2} =22

6.4 ผลการประมาณค่าและควบคุม

จากรูปที่ 6.6 เมื่อใช้โครงสร้างต่างๆที่ออกแบบเพื่อควบคุมค่าแคปปาให้เข้าสู่ค่าเป้าหมายในเวลาที่กำหนด คือ 2 ชั่วโมง ได้ผลการประมาณค่าและควบคุมแสดงดังรูปที่ 6.10 เปรียบเทียบกับตัวควบคุมพีไอ (PI Controller) ที่ใช้ร่วมกับตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลในรูปที่ 6.11 และเปรียบเทียบแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงค่ากับ Belarbi (2000) ซึ่งใช้ตัวประมาณค่าฟัซซีนิวรัล (fuzzy neural network) ร่วมกับตัวควบคุมฟัซซี (fuzzy logic controller) แสดงดังรูปที่ 6.12

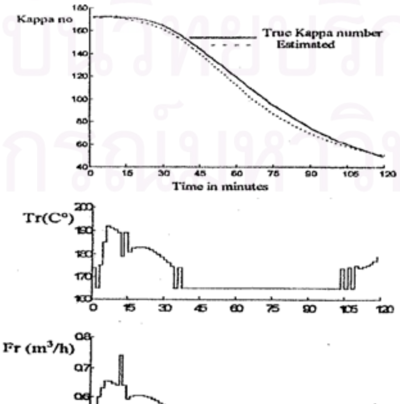




รูปที่ 6.10 รูปที่ 6.11

รูปที่ 6.10 ผลการประมาณค่าและควบคุมของตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล

รูปที่ 6.11 ผลการประมาณค่าและควบคุมของตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมพีไอ



รูปที่ 6.12 ผลการประมาณค่าและควบคุมของ Belarbi (2000)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จากรูปที่ 6.10 และ 6.11 เห็นได้ว่าการใช้ตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลและตัวควบคุมพีไอสามารถประมาณค่าแคปปาได้ใกล้เคียงค่าจริงมาก คือมีอินทิกรับความผิดพลาดในการประมาณเท่ากับ 0.3306 และ 0.3559 ตามลำดับ และเมื่อเปรียบเทียบแนวโน้มการประมาณค่ากับตัวประมาณค่าฟัซซีนิวรัลในรูปที่ 6.12 พบว่าตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลสามารถประมาณค่าได้ดีกว่า

เมื่อพิจารณาตัวควบคุม ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลในรูปที่ 6.10 สามารถควบคุมค่าแคปปาให้เข้าสู่ค่าเป้าหมายได้ดี โดยให้ค่าแคปปาคลาดเคลื่อนไปจากค่าแคปปาเป้าหมายไป 0.0552 ส่วนตัวควบคุมพีไอในรูปที่ 6.11 ให้ค่าความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0.0996 แสดงให้เห็นว่าตัวควบคุมทั้งสองสามารถควบคุมกระบวนการได้ และเมื่อเปรียบเทียบแนวโน้มกับตัวควบคุมฟัซซีในรูปที่ 6.12 พบว่าสามารถควบคุมได้ดีเช่นกัน

การปรับค่าของตัวแปรปรับของตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล อุณหภูมิของสายหมุนเวียนจะเพิ่มขึ้นจากอุณหภูมิของเครื่องย่อย นั่นคือ 80^{0}C จนเข้าสู่ค่าอุณหภูมิที่เหมาะสมที่ทำให้ปฏิกิริยาเกิดได้ดี ส่วนการปรับค่าของอัตราการไหลของสายหมุนเวียนก็สอดคล้องกับการปรับอุณหภูมิของสายหมุนเวียน ในขณะที่ตัวควบคุมพีไอมีการปรับและแกว่งของค่าตัวแปรปรับมากกว่า

แสดงให้เห็นว่าการใช้ตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมข่ายงานนิวรับสามารถประมาณค่าและควบคุมค่าแคปปาของกระบวนการได้ดี และมีการแกว่งของค่าตัวแปรปรับน้อยกว่า

6.5 ผลการทดสอบตัวประมาณค่าและตัวควบคุม

6.5.1 กรณีที่ค่าของสารป้อนของกระบวนการผิดพลาด

ในแต่ละรอบการผลิตของกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษแบบกะ ค่าของสารป้อนของกระบวนการอาจมีความแตกต่างกันขึ้นกับชนิดของวัตถุดิบและปริมาณของสารที่ป้อนเข้าสู่กระบวนการ จึงต้องทำการทดสอบสมรรถนะในการประมาณค่าและการควบคุม โดยในงานวิจัยนี้ทดสอบในกรณีที่เปลี่ยนชนิดของไม้ ซึ่งส่งผลให้พารามิเตอร์ของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลง โดยแบ่งการทดสอบเป็น 2 กรณี คือ

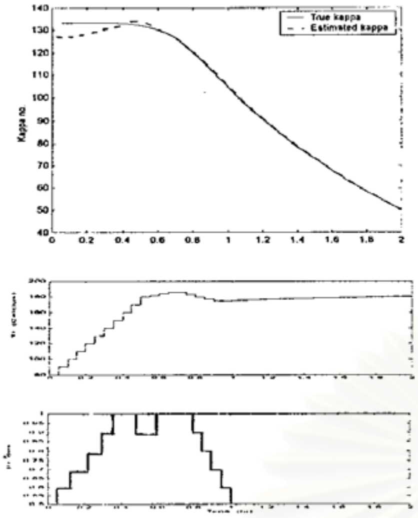
1. การเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้ออ่อน แสดงผลการทดสอบในรูปที่ 6.13
2. การเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้อแข็ง แสดงผลการทดสอบในรูปที่ 6.15

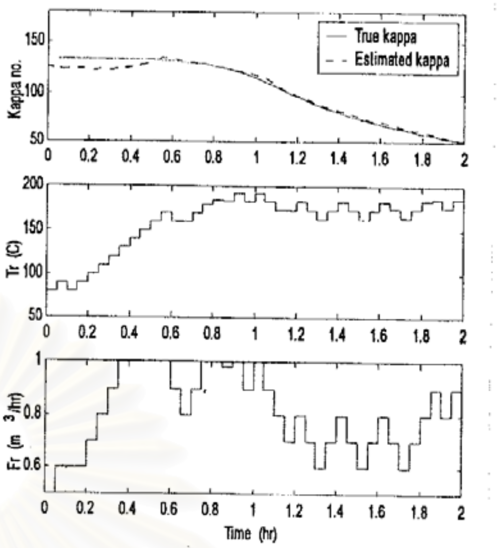
โดยการเปลี่ยนชนิดของไม้ทั้ง 2 กรณี มีผลทำให้พารามิเตอร์ของกระบวนการเปลี่ยนแปลงดังแสดงในตารางที่ 6.4 เปรียบเทียบกับตัวควบคุมพีไอ Belarbi (2000) ที่ใช้ตัวประมาณค่าฟัซซีนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมฟัซซี และ Lee และ Datta (1994) ซึ่งใช้ตัวประมาณค่าคาลมานฟิลเตอร์ร่วมกับตัวควบคุมแบบโมเดลพรีดิกทีฟ (Model predictive controller, MPC) ซึ่งแสดงผลในรูปที่ 6.13 ถึง 6.19

ตารางที่ 6.4 ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดสอบตัวประมาณค่าและตัวควบคุม(Lee และ Datta,1994)

พารามิเตอร์	ค่าจริง	ค่าที่เปลี่ยนแปลงไป	
		กรณีที่ 1	กรณีที่ 2
X_1	0.0528	-0.01	+0.01
X_2	0.2112	-0.05	+0.05
X_3	0.4852	-0.02	+0.02
X_4	0.1428	-0.02	+0.02
X_5	0.0722	-0.01	+0.01
Ce_1	0	0	0
Ce_2	0	0	0
Ce_3	0	0	0
Ce_4	0	0	0
Cf_1	1	-1	-1
Cf_2	2	-2	-2
Cf_3	47.6327	-3	+3
Cf_4	11.3535	-2	+2
T	80	-1	+1

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

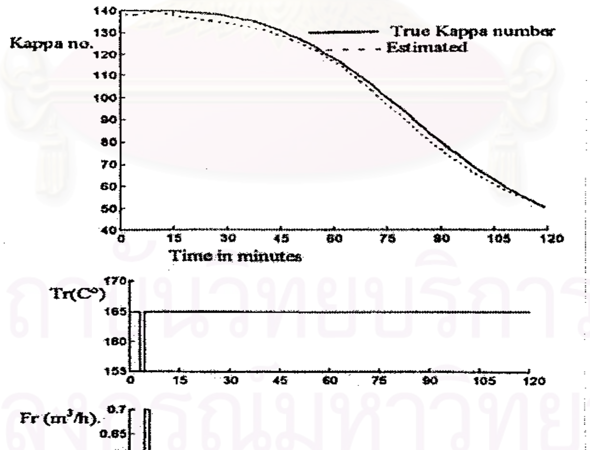




รูปที่ 6.13 รูปที่ 6.14

รูปที่ 6.13 ผลการทดสอบการประมาณค่าและควบคุมของตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลเมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้ออ่อน

รูปที่ 6.14 ผลการทดสอบการประมาณค่าและควบคุมของตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมพีไอเมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้ออ่อน

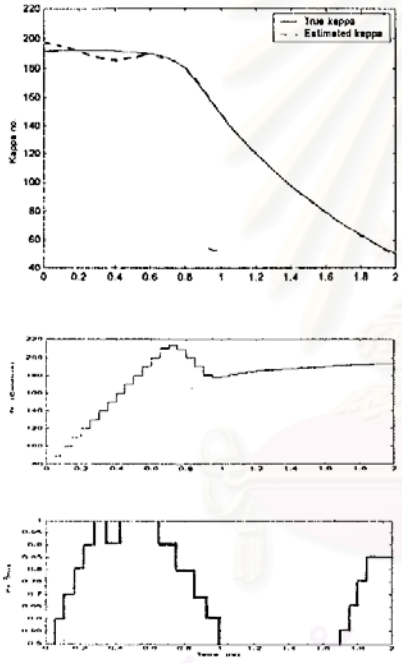


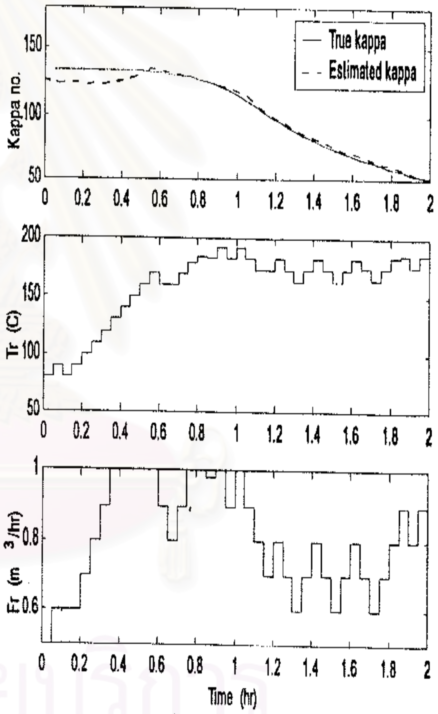
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รูปที่ 6.15 ผลการทดสอบการประมาณค่าและควบคุมของBelarbi (2000) เมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้ออ่อน

จากรูปที่ 6.13 ถึง 6.15 พบว่าเมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้ออ่อน ตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลเมื่อใช้ร่วมกับตัวควบคุมเอ็นไอเอ็มซีและพีไอมีความผิดพลาดในการประมาณค่าเริ่มต้น โดยมีค่าอินทิกรัลความผิดพลาดเท่ากับ 8.1310 และ 8.2554 ตามลำดับ อย่างไรก็ตาม ก็สามารถประมาณค่าให้เข้าสู่ค่าจริงได้เร็วกว่า Belarbi (2000) ซึ่งประมาณค่าได้ใกล้เคียงกับค่าจริงเป็นบางช่วง

เมื่อพิจารณาตัวควบคุม ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลในรูปที่ 6.13 สามารถควบคุมค่าแคปปาให้เข้าสู่ค่าเป้าหมายได้ในเวลาที่กำหนดโดยมีความคลาดเคลื่อนจากค่าเป้าหมายเท่ากับ 2.5281 และตัวควบคุมพีไอให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 2.5022 โดยตัวแปรปรับของตัวควบคุมพีไอมีการแกว่งค่ามากกว่า แสดงให้เห็นว่าตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลเหมาะสมในการใช้ควบคุมกระบวนากร และเมื่อเปรียบเทียบกับ Belarbi (2000) พบว่ามีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงค่าในแนวทางเดียวกัน



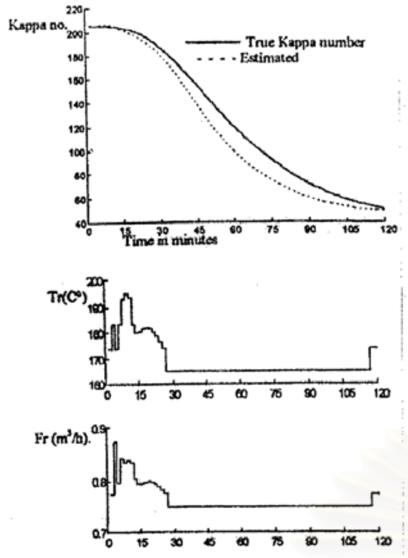


รูปที่ 6.16 รูปที่ 6.17

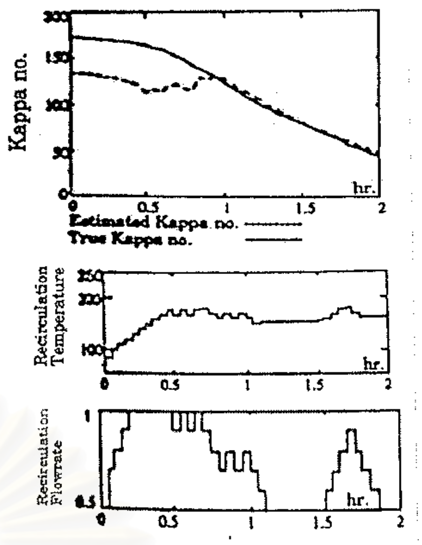
รูปที่ 6.16 ผลทดสอบการประมาณค่าและควบคุมของตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลเมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้อแข็ง

รูปที่ 6.17 ผลทดสอบการประมาณค่าและควบคุมของตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมพีไอเมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้อแข็ง

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 6.18



รูปที่ 6.19

รูปที่ 6.18 ผลทดสอบการประมาณค่าและควบคุมของ Belarbi (2000) เมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้อแข็ง

รูปที่ 6.19 ผลทดสอบการประมาณค่าและควบคุมของ Lee และ Datta (1994) เมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้อแข็ง

จากรูปที่ 6.16 ถึง 6.19 พบว่าเมื่อเปลี่ยนชนิดของไม้เป็นไม้เนื้อแข็ง การใช้ตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลและตัวควบคุมพีไอมีความผิดพลาดในการประมาณค่าเริ่มต้นน้อยกว่าในกรณีไม้เนื้ออ่อน โดยมีอินทิกรัลความผิดพลาดเท่ากับ 6.3730 และ 6.8035 ตามลำดับ แต่ก็สามารถประมาณค่าเข้าสู่ค่าจริงได้เร็วเมื่อเปรียบเทียบกับ Belarbi (2000) และ Lee และ Datta (1994)

เมื่อพิจารณาตัวควบคุม ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลและพีไอสามารถควบคุมค่าแคปปาให้เข้าสู่ค่าเป้าหมายได้เช่นเดียวกับ Belarbi (2000) และ Lee และ Datta (1994) โดยมีความคลาดเคลื่อนของตัวควบคุมเท่ากับ 1.5690 และ 1.5586 โดยแนวโน้มการปรับค่าอุณหภูมิและอัตราการไหลของสายหมุนเวียนของตัวควบคุมทั้งสองมีแนวโน้มเช่นเดียวกับในสภาวะปกติ นั่นคือ ตัวควบคุมพีไอมีการแกว่งค่าของตัวแปรปรับมากกว่า แสดงว่าตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลควบคุมได้ดีกว่า

จากการทดสอบเมื่อค่าของสายป้อนของกระบวนการผิดพลาด กล่าวได้ว่า ตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลสามารถประมาณค่าได้แม้ว่าจะมีความผิดพลาดในการประมาณค่าเริ่มต้นและตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลสามารถควบคุมกระบวนการได้

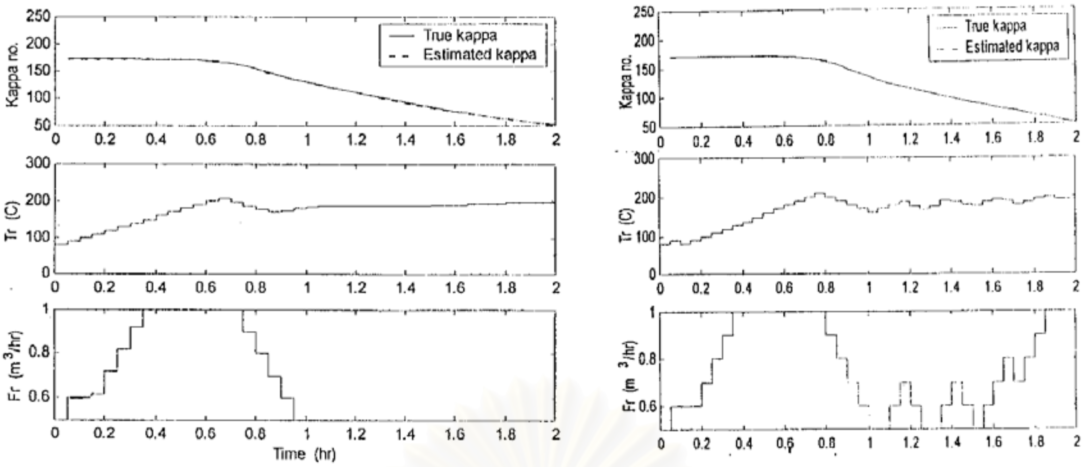
6.5.2 กรณีเมื่อพารามิเตอร์ของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของกระบวนการผิดพลาด

ค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของกระบวนการอาจคลาดเคลื่อนไปจากค่าของกระบวนการจริงในอุตสาหกรรมได้ ซึ่งจะส่งผลต่อการควบคุมกระบวนการ เพราะฉะนั้นจึงจำเป็นต้องทำการทดสอบสมถรรนะของตัวควบคุมที่สร้างขึ้น โดยทำการทดสอบตัวควบคุมเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงค่าพารามิเตอร์ต่างๆ โดยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของเครื่องย่อยเยื่อกระดาษที่ทำการศึกษามีพารามิเตอร์มากถึง 36 ตัว จึงเลือกทดสอบเฉพาะพารามิเตอร์ที่มีความสำคัญและมีอิทธิพลต่อค่าแคปปา ซึ่งก็คือ พลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่ง (E_1) และพลังงานกระตุ้นอันดับสอง (E_2) ขององค์ประกอบที่ 1 และ 2 ของไม้ เนื่องจากองค์ประกอบที่ 1 และ 2 ของไม้เป็นค่าลิกนินที่บ่งถึงค่าแคปปา

โดยแบ่งการทดสอบตัวควบคุมที่สภาวะการเปลี่ยนแปลงพารามิเตอร์ ดังนี้

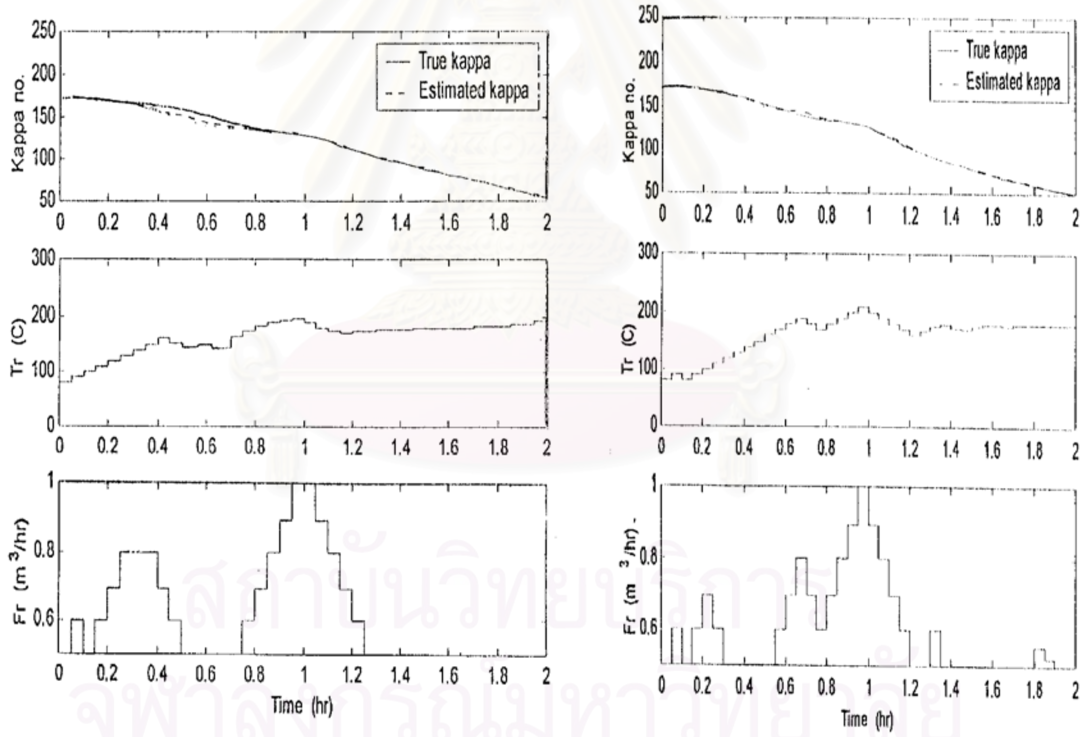
1. พลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้ (E_{11}) เพิ่มขึ้นและลดลง 50%
2. พลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{12}) เพิ่มขึ้นและลดลง 50%
3. พลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้ (E_{21}) เพิ่มขึ้นและลดลง 50%
4. พลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{22}) เพิ่มขึ้นและลดลง 50%

ผลการทดสอบแสดงในรูปที่ 6.20 ถึง 6.27



ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล ตัวควบคุมพีไอ

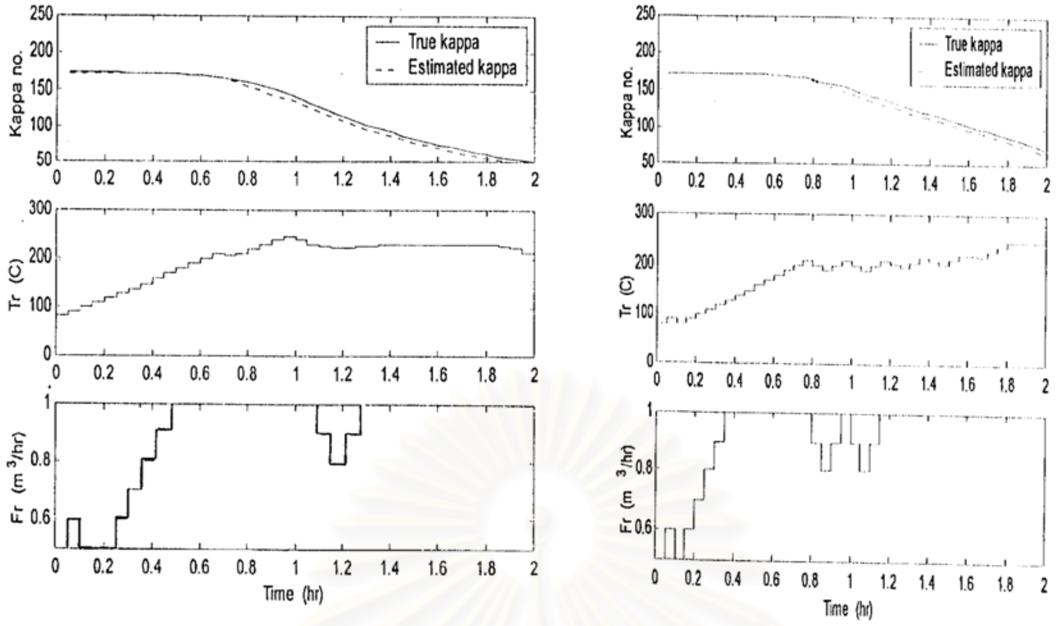
รูปที่ 6.20 การเปรียบเทียบการควบคุมของตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลกับตัวควบคุมพีไอเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้ (E_{11}) เพิ่มขึ้น 50%



ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล ตัวควบคุมพีไอ

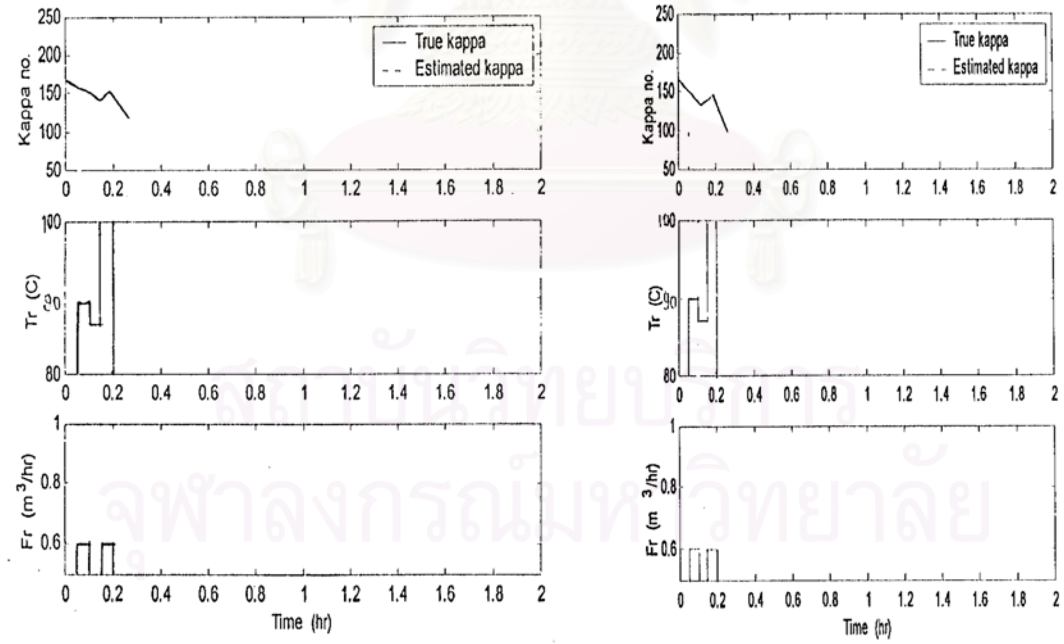
รูปที่ 6.21 การเปรียบเทียบการควบคุมของตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลกับตัวควบคุมพีไอเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้ (E_{11}) ลดลง 50%

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล ตัวควบคุมพีไอ

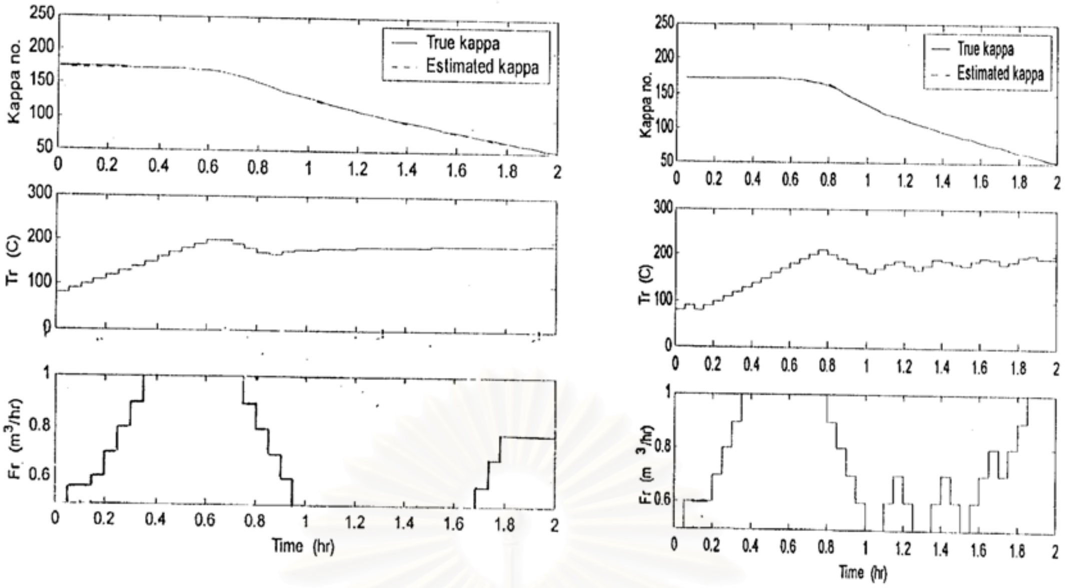
รูปที่ 6.22 การเปรียบเทียบการควบคุมของตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลกับตัวควบคุมพีไอเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{12}) เพิ่มขึ้น 50%



ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล ตัวควบคุมพีไอ

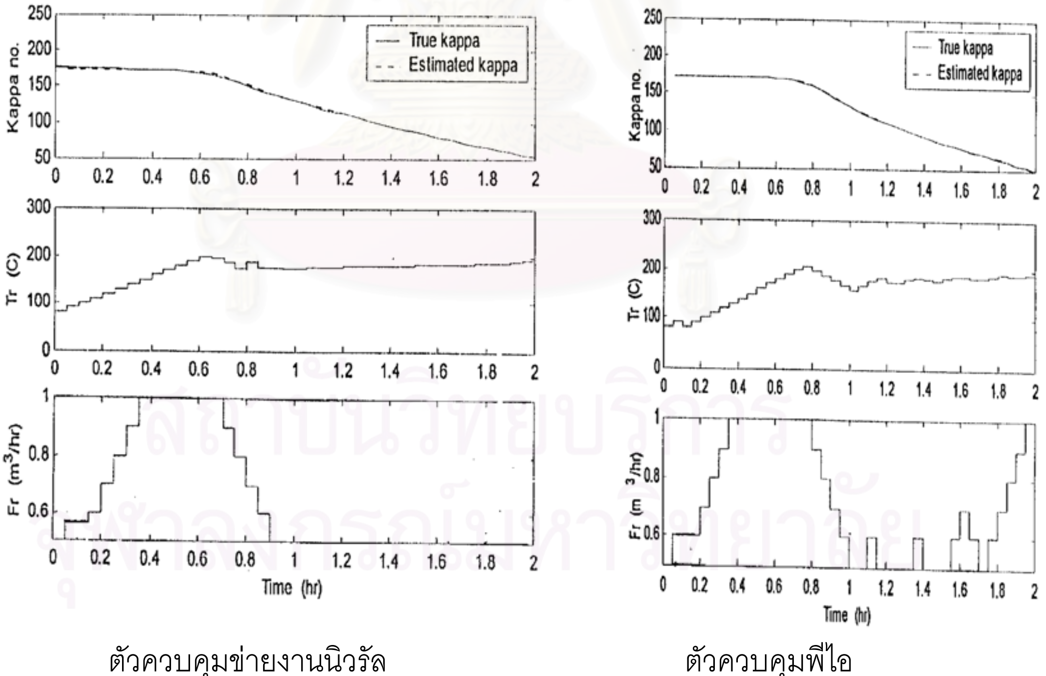
รูปที่ 6.23 การเปรียบเทียบการควบคุมของตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลกับตัวควบคุมพีไอเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{12}) ลดลง 50%

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



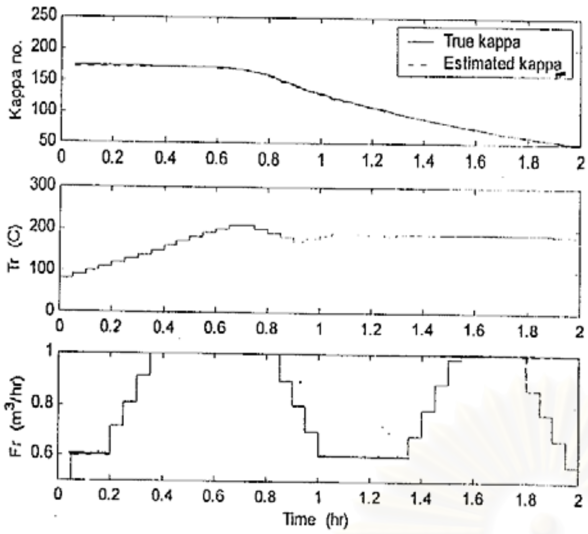
ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล ตัวควบคุมพีไอ

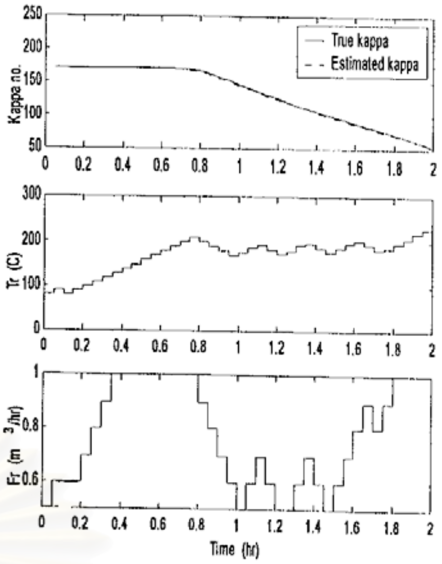
รูปที่ 6.24 การเปรียบเทียบการควบคุมของตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลกับตัวควบคุมพีไอเมื่อค่าพลังงานกระตุ้นที่ 2 ขององค์ประกอบที่ 1 (E_{21}) เพิ่มขึ้น 50%



ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล ตัวควบคุมพีไอ

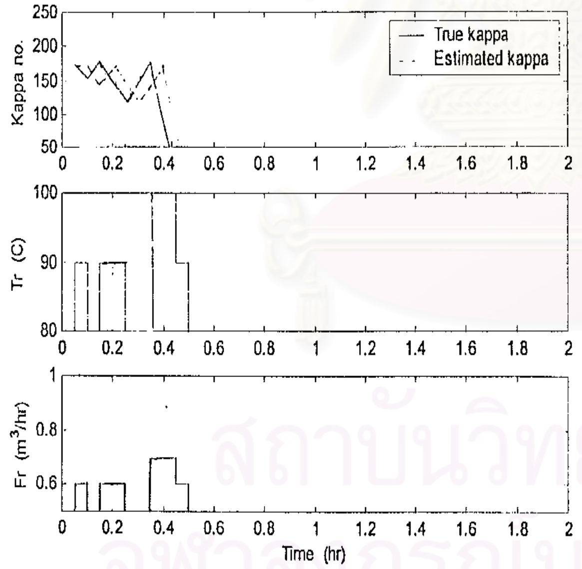
รูปที่ 6.25 การเปรียบเทียบการควบคุมของตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลกับตัวควบคุมพีไอเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้ (E_{21}) ลดลง 50%

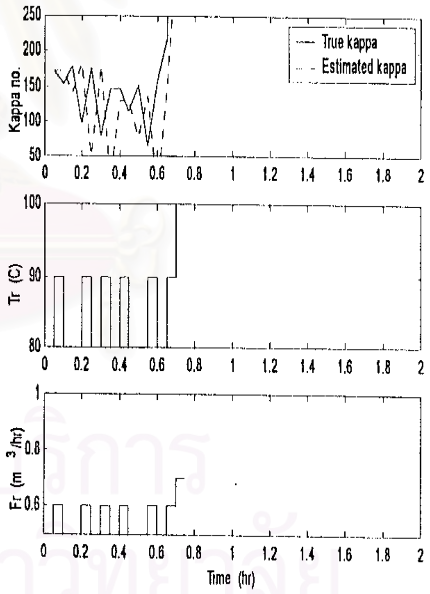




ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล ตัวควบคุมพีไอ

รูปที่ 6.26 การเปรียบเทียบการควบคุมของตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลกับตัวควบคุมพีไอเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{22}) เพิ่มขึ้น 50%





ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล ตัวควบคุมพีไอ

รูปที่ 6.27 การเปรียบเทียบการควบคุมของตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลกับตัวควบคุมพีไอเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{22}) ลดลง 50%

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จากรูปที่ 6.20 และ 6.21 พบว่า เมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้ (E_{11}) เพิ่มขึ้นและลดลง 50% ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลสามารถควบคุมค่าแคปปาให้เข้าสู่ค่าเป้าหมายได้ดีโดยมีค่าคลาดเคลื่อนเพียง 0.4931 และ 1.0608 ตามลำดับ ส่วนตัวควบคุมพีไอก็สามารถควบคุมกระบวนการได้ดีโดยมีค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 1.2957 และ 1.0063 ตามลำดับ โดยการปรับค่าของตัวแปรปรับ นั่นคือ อุณหภูมิและอัตราการไหลของสายหมุนเวียนของตัวควบคุมพีไอมีการแกว่งค่ามากกว่า สำหรับตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลเมื่อใช้ร่วมกับตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลและตัวควบคุมพีไอพบว่ามีประสิทธิภาพในการประมาณค่าได้ดี

จากรูปที่ 6.22 พบว่า เมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{12}) เพิ่มขึ้น 50% ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลสามารถควบคุมค่าแคปปาให้เข้าสู่ค่าเป้าหมายได้ดีโดยมีค่าคลาเดคลื่อนเพียง 0.0506 ในขณะที่ตัวควบคุมพีไอเกิดความคลาดเคลื่อนถึง 19.8556 อีกทั้งตัวแปรปรับยังมีการแกว่งค่ามากกว่าอีกด้วย สำหรับตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลเมื่อใช้ร่วมกับตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลและตัวควบคุมพีไอพบว่ามีความผิดพลาดในการประมาณค่าโดยมีค่าอินทิกรัลความผิดพลาดเท่ากับ 6.9724 และ 7.5385 ตามลำดับ

จากรูปที่ 6.23 พบว่า เมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{12}) ลดลง 50% ตัวควบคุมทั้งสองไม่สามารถควบคุมกระบวนการได้ เห็นได้จากกราฟที่ขาด เพราะการลดค่า E_{12} ลง 50% มีผลทำให้เพิ่มอัตราการทำปฏิกิริยาขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (x_2) ค่อนข้างมาก จึงใช้โซเดียมไฮดรอกไซด์หมดไปตั้งแต่ในช่วงแรก

จากรูปที่ 6.24 และ 6.25 พบว่า เมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 1 ของไม้ (E_{21}) เพิ่มขึ้นและลดลง 50% ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลสามารถควบคุมค่าแคปปาให้เข้าสู่ค่าเป้าหมายได้ดีโดยมีค่าคลาดเคลื่อนเพียง 0.5552 และ 0.0558 ตามลำดับ ส่วนตัวควบคุมพีไอก็สามารถควบคุมกระบวนการได้ดีโดยมีค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 0.0529 และ 0.4052 ตามลำดับ โดยการปรับค่าของตัวแปรปรับของตัวควบคุมพีไอมีการแกว่งค่ามากกว่า สำหรับตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลเมื่อใช้ร่วมกับตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลและตัวควบคุมพีไอพบว่ามีประสิทธิภาพในการประมาณค่าได้ดี

จากรูปที่ 6.26 พบว่า เมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{22}) เพิ่มขึ้น 50% ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลและตัวควบคุมพีไอสามารถควบคุมค่าแคปปาให้เข้าสู่ค่าเป้าหมายได้ดีโดยมีค่าคลาดเคลื่อนเพียง 0.0725 และ 0.0700 ตามลำดับ โดยการปรับค่าของตัวแปรปรับของตัวควบคุมพีไอมีการแกว่งค่ามากกว่า สำหรับตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลเมื่อใช้ร่วมกับตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลและตัวควบคุมพีไอพบว่ามีประสิทธิภาพในการประมาณค่าได้ดี

จากรูปที่ 6.27 พบว่า เมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{22}) ลดลง 50% ตัวควบคุมทั้งสองไม่สามารถควบคุมกระบวนการได้ เห็นได้จากกราฟที่ขาด เพราะการลด

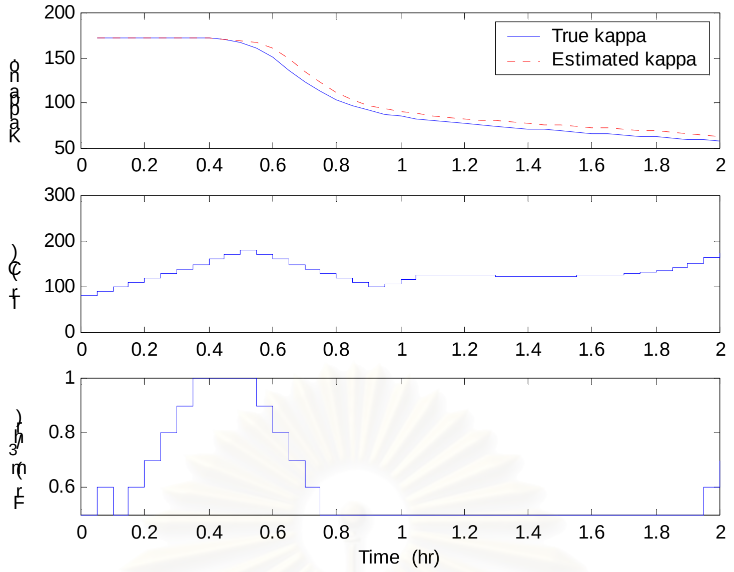
ค่า E_{22} ลง 50% มีผลทำให้เพิ่มอัตราการทำปฏิกิริยาขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (x_2) ค่อนข้างมาก จึงใช้โซเดียมไฮดรอกไซด์หมดไปตั้งแต่ในช่วงแรก

ค่าความคลาดเคลื่อนของตัวควบคุมและอินทิกรัลความผิดพลาดของตัวควบคุมทั้งสองในกรณีต่างๆสรุปรวมในตารางที่ 6.5

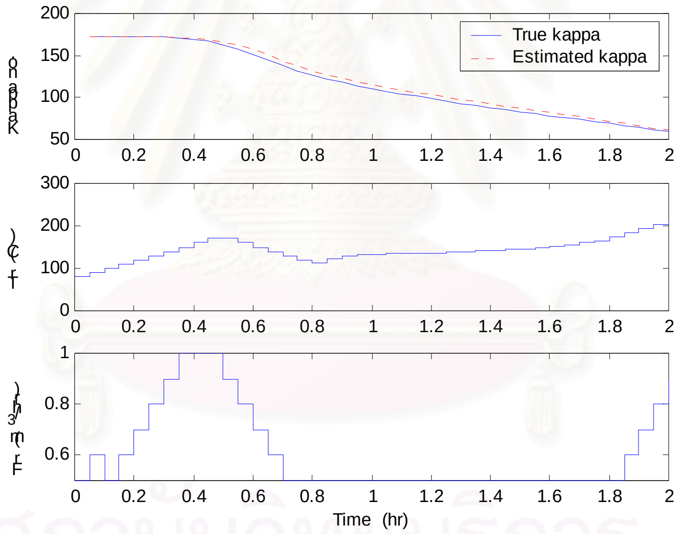
ตารางที่ 6.5 แสดงความคลาดเคลื่อนของตัวควบคุมและตัวประมาณค่าในกรณีต่างๆ

กรณี	อินทิกรัลความผิดพลาดของตัวประมาณค่า		ความคลาดเคลื่อนของตัวควบคุม	
	NIMC	PI	NIMC	PI
สภาวะปกติ	0.3306	0.3559	0.0552	0.0996
เปลี่ยนเป็นไม้เนื้ออ่อน	8.1310	8.2554	2.5281	2.5022
เปลี่ยนเป็นไม้เนื้อแข็ง	6.3730	6.8035	1.5690	1.5586
E_{11} เพิ่มขึ้น 50%	0.9803	0.8506	0.4931	1.2957
ลดลง 50%	1.5711	1.4419	1.0608	1.0063
E_{12} เพิ่มขึ้น 50%	6.9724	7.5385	0.0560	19.8556
ลดลง 50%	-	-	-	-
E_{21} เพิ่มขึ้น 50%	0.5684	0.5523	0.0552	0.0529
ลดลง 50%	0.5704	0.5523	0.0558	0.4052
E_{22} เพิ่มขึ้น 50%	0.7219	0.7004	0.0725	0.0700
ลดลง 50%	-		-	-

จากการทดสอบเห็นได้ว่า เมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งและสองขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{12}, E_{22}) ลดลง 50% ซึ่งแสดงดังรูปที่ 6.23 และ 6.27 ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลไม่สามารถควบคุมกระบวนการได้ จึงทำการหาค่าความผิดพลาดสูงสุดของ E_{12} และ E_{22} ที่ทำให้ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลยังคงสามารถควบคุมกระบวนการได้ พบว่า เมื่อ E_{12} ลดลง 15% และเมื่อ E_{22} ลดลง 40% ทำให้ตัวควบคุมยังคงสามารถควบคุมกระบวนการได้ แสดงดังรูปที่ 6.28 และ 6.29 แสดงให้เห็นว่าการลดลงของพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{12})มีอิทธิพลต่อกระบวนการมากกว่าการลดลงของพลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{22})



รูปที่ 6.28 ผลการควบคุมของข่ายงานนิวรัลเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{12}) ลดลง 15%



รูปที่ 6.29 ผลการควบคุมของข่ายงานนิวรัลเมื่อพลังงานกระตุ้นอันดับสองขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ (E_{22}) ลดลง 40%

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จากการทดสอบกรณีพารามิเตอร์ของกระบวนการผิดพลาด พบว่าเมื่อใช้ตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลร่วมกับตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล โดยส่วนใหญ่แล้ว มีประสิทธิภาพในการประมาณค่าและมีสมถรรนะในการควบคุมค่าแคปปาได้ดี ทั้งนี้ขึ้นกับอิทธิพลของพารามิเตอร์แต่ละที่มีต่อกระบวนการ โดยตัวควบคุมมีความไวต่อความผิดพลาดของพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งและสองขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้ และเมื่อเปรียบเทียบกับตัวควบคุมพีไอ พบว่าตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลดีกว่าตัวควบคุมพีไอ เพราะตัวแปรปรับมีการแกว่งค่าน้อยกว่า

6.6 วิเคราะห์ผลการทดลอง

6.6.1 การออกแบบแบบจำลองข่ายงานนิวรัล

6.6.1.1 แบบจำลองข่ายงานนิวรัลของตัวประมาณค่า

โครงสร้างข่ายงานนิวรัลของตัวประมาณค่า มีอินพุทของกระบวนการ คือ อุณหภูมิของเครื่องย่อยเยื่อกระดาษ และความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ เอาท์พุท คือ ค่าแคปปา จากการทดสอบหาพบว่าโครงสร้างที่เหมาะสมของตัวประมาณค่า (จำนวนนิวรอนในชั้นอินพุท-จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน-จำนวนนิวรอนในชั้นเอาท์พุท) คือ 4-5-1 เนื่องจากโครงสร้างอินพุทเวกเตอร์ที่มีจำนวนการหน่วงเวลาของอินพุท, n_u =0 จำนวนการหน่วงเวลาของเอาท์พุท, n_y=2 และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 5 ให้ ค่าผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสองน้อยที่สุดเท่ากับ 0.0020

6.6.1.2 แบบจำลองข่ายงานนิวรัลของกระบวนการ

โครงสร้างข่ายงานนิวรัลของแบบจำลองข่ายงานนิวรัลของกระบวนการ มีอินพุทของกระบวนการ คือ อุณหภูมิของสายหมุนเวียน อัตราการไหลของสายหมุนเวียน และความเข้มข้นของโซเดียมไฮดรอกไซด์ เอาท์พุท คือ ค่าแคปปา จากการทดสอบพบว่าโครงสร้างที่เหมาะสมของแบบจำลองข่ายงานนิวรัลของกระบวนการ (จำนวนนิวรอนในชั้นอินพุท-จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน-จำนวนนิวรอนในชั้นเอาท์พุท) คือ 5-7-1 เนื่องจากโครงสร้างอินพุทเวกเตอร์ที่มีจำนวนการหน่วงเวลาของอินพุท,n_u =0 จำนวนการหน่วงเวลาของเอาท์พุท,n_y=2 และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 7 ให้ค่าผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสองน้อยที่สุดเท่ากับ 0.0013

6.6.2 การออกแบบตัวควบคุมข่ายงานนิวรัล

ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลแบบเอ็นไอเอ็มซีได้จากการทำแบบจำลองผกผันของแบบจำลองข่ายงานนิวรัลของกระบวนการซึ่งเป็นแบบจำลองภายในของกระบวนการ โดยทำการออกแบบตัวควบคุมเป็น 2 ส่วนดังคำอธิบายในหัวข้อ 6.1.5 พบว่า จากการทดสอบพบว่าโครงสร้างที่เหมาะสมของตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลทั้ง 2 ส่วน (จำนวนนิวรอนในชั้นอินพุท-จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน-จำนวนนิวรอนในชั้นเอาท์พุท) คือ 7-5-1 และ 7-9-1 ตามลำดับเนื่องจากให้ค่าผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสองน้อยที่สุดเท่ากับ 6.9582 และ 8.2833 ตามลำดับ

6.6.3 ผลการประมาณค่าและควบคุม

ในสภาวะของสายป้อนของกระบวนการมีค่าดังตารางที่ 5.1- 5.3 การใช้ตัวประมาณค่าร่วมกับตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลมีประสิทธิภาพในการประมาณค่าและควบคุม นั่นคือ สามารถประมาณค่าแคปปาได้แม่นยำและใกล้เคียงกับค่าจริง และสามารถควบคุมค่าแคปปาให้เข้าสู่ค่าเป้าหมายได้ในเวลากำหนด โดยตัวควบคุมพีไอก็สามารถควบคุมกระบวนการได้ดีเช่นกัน แต่ตัวแปรปรับซึ่งก็คือ อุณหภูมิและอัตราการไหลของสายหมุนเวียนมีการแกว่งค่ามากกว่า แสดงว่าตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลดีกว่าตัวควบคุมพีไอ

6.6.4 ผลการทดสอบตัวประมาณค่าและตัวควบคุม

6.6.4.1 กรณีที่ค่าของสารป้อนของกระบวนการผิดพลาด

ในการทดสอบตัวประมาณค่าและตัวควบคุมในกรณีที่สารป้อนของกระบวนการมีการเปลี่ยนแปลงไป จากรูปที่ 6.13 ถึง 6.19 พบว่า ตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลมีความผิดพลาดในการประมาณค่าเริ่มต้น โดยเมื่อเปลี่ยนเป็นไม้เนื้ออ่อนจะมีความผิดพลาดในการประมาณค่ามากกว่าไม้เนื้อแข็ง ส่วนตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลและตัวควบคุมพีไอต่างก็มีสมถรรนะในการควบคุม แต่เห็นได้ว่าตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลดีกว่าเนื่องจากมีการแกว่งของค่าตัวแปรปรับน้อยกว่า

6.6.4.2 กรณีพารามิเตอร์ของแบบจำลองของกระบวนการผิดพลาด

การควบคุมสำหรับกรณีพารามิเตอร์ของแบบจำลองของกระบวนการผิดพลาด โดยพารามิเตอร์ที่ใช้ในการศึกษา คือ พลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งและสองขององค์ประกอบที่ 1 และ 2 ของไม้ (E_{11}, E_{12}, E_{21}, E_{22}) มีค่าเพิ่มขึ้นและลดลง 50% โดยส่วนใหญ่แล้วพบว่า การใช้ตัวประมาณค่าและตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลสามารถควบคุมกระบวนการได้ดี ยกเว้นการลดลง 50% ของ E_{12} และ E_{22} ที่ทำให้ไม่สามารถควบคุมกระบวนการได้ และจากการทดสอบพบว่าเมื่อ E_{12} ลดลง 15% และ E_{22} ลดลง 40% เป็นความผิดพลาดสูงสุดที่ทำให้ตัวควบคุมยังสามารถควบคุมกระบวนการได้ แสดงว่าตัวควบคุมไวต่อความผิดพลาดของ E_{12} และ E_{22}

อย่างไรก็ตามกล่าวได้ว่าตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลมีสมถรรนะในการควบคุมดีกว่าตัวควบคุมพีไอ เห็นได้ชัดจากกรณีที่ E_{12} เพิ่มขึ้น 50% ตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลมีค่าคลาดเคลื่อนเพียง 0.0560 ในขณะที่ตัวควบคุมพีไอมีค่าคลาดเคลื่อนสูงถึง 19.8556 อีกทั้งยังมีการแกว่งของค่าตัวแปรปรับ

บทที่ 7
สรุปผลการวิจัย

จากการวิเคราะห์ผลการทดลองในบทที่ 6 สามารถสรุปผลการใช้ข่ายงานนิวรัลในการประมาณค่า สร้างแบบจำลองและตัวควบคุมของกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษได้ดังนี้

7.1 สรุปผลการวิจัย

ในงานวิจัยนี้ ทำการออกแบบตัวประมาณค่า แบบจำลองข่ายงานนิวรัล และตัวควบคุมสำหรับกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษแบบกะ โดยใช้ข่ายงานนิวรัลแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้นโดยมีอัลกอริธึมการเรียนรู้แบบการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับที่มีฟังก์ชันมูลฐานเชิงเส้นแบบไฮเปอร์แพลนและมีฟังก์ชันกระตุ้นแบบซิกมอยด์ โดยทำการจำลองกระบวนการเพื่อให้ได้ข้อมูลอินพุท-เอาท์พุทที่สอดคล้องกัน แล้วนำมาใช้ในการออกแบบแบบจำลองสำหรับตัวประมาณค่าและแบบจำลองข่ายงานนิวรัล โดยทำการเก็บข้อมูลอินพุท-เอาท์พุทมา 2 ชุด ข้อมูลอินพุท-เอาท์พุทชุดที่ 1 ถูกใช้เป็นอินพุทในข่ายงานและเป็นตัวสอนแบบจำลองให้มีค่าเอาท์พุทที่จะได้จากข่ายงานใกล้เคียงกับค่าเป้าหมาย จากนั้นทำการทดสอบข่ายงานด้วยชุดข้อมูลอินพุท-เอาท์พุทชุดที่ 2 แล้วเลือกโครงสร้างที่เหมาะสมโดยพิจารณาค่าผลรวมค่าผิดพลาดยกกำลังสองที่น้อยที่สุดของชุดทดสอบข่ายงาน จากนั้นทำการออกแบบแบบจำลองผกผัน เพื่อใช้เป็นตัวควบคุม ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้โครงสร้างการควบคุมแบบเอ็นไอเอ็มซี

จากการหาโครงสร้างข่ายงานนิวรัลที่เหมาะสมสำหรับกระบวนการ ได้ผลดังนี้

- โครงสร้างข่ายงานนิวรัลที่เหมาะสมสำหรับการสร้างตัวประมาณค่า คือ 4-5-1
- โครงสร้างข่ายงานนิวรัลที่เหมาะสมสำหรับแบบจำลองข่ายงาน คือ 5-7-1
- โครงสร้างข่ายงานนิวรัลที่เหมาะสมสำหรับตัวควบคุมส่วนที่ 1 คือ 7-5-1
- โครงสร้างข่ายงานนิวรัลที่เหมาะสมสำหรับตัวควบคุมส่วนที่ 2 คือ 7-9-1

ผลการประมาณค่าของตัวประมาณค่าข่ายงานนิวรัลเมื่อลูพปิดโดยใช้โครงสร้างของตัวประมาณค่าแบบจำลองและตัวควบคุมที่มีโครงสร้างข่ายงานนิวรัลที่เหมาะสมข้างต้น พบว่าตัวประมาณค่าสามารถประมาณค่าแคปปาได้ดี มีอินทิกรัลความผิดพลาดในการประมาณค่าต่ำ เข้าสู่ค่าจริงได้เร็ว รวมถึงกรณีพารามิเตอร์ของกระบวนการผิดพลาด แต่ในกรณีที่ค่าของสายป้อนของกระบวนการผิดพลาดหรือมีการเปลี่ยนชนิดของไม้ จะเกิดความผิดพลาดในการประมาณค่าเริ่มต้น แสดงให้เห็นว่าตัวประมาณค่าด้วยข่ายงานนิวรัลมีประสิทธิภาพในการประมาณค่ากระบวนการย่อยเยื่อกระดาษ

เมื่อทดสอบโครงสร้างการควบคุมข่ายงานนิวรัลแบบเอ็นไอเอ็มซีเทียบกับตัวควบคุมพีไอ พบว่าตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลมีสมถรรนะในการควบคุม รวมถึงกรณีค่าของสารป้อนและพารามิเตอร์ของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของกระบวนการผิดพลาด โดยส่วนใหญ่ตัวควบคุมยังสามารถควบคุมค่าแคปปาของกระบวนการได้ ทั้งนี้สมถรรนะในการควบคุมเมื่อพารามิเตอร์ของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของกระบวนการผิดพลาดขึ้นกับอิทธิพลของพารามิเตอร์นั้นๆที่มีต่อการควบคุมกระบวนการ โดยตัวควบคุมข่ายงานนิวรัลมีความไวต่อการลดลงของพลังงานกระตุ้นอันดับหนึ่งและสองขององค์ประกอบที่ 2 ของไม้

7.2 บทสรุป

จากงานวิจัยนี้สามารถสรุปได้ว่า ข่ายงานนิวรัลแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้นที่มีแบบจำลองแบบกลับกระแสโดยใช้อัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการประมาณค่า สร้างแบบจำลองและตัวควบคุมของกระบวนการย่อยเยื่อกระดาษแบบกะได้

7.3 ข้อเสนอแนะ

1.นำข้อมูลจริงที่วัดได้จากโรงงานมาเป็นข้อมูลอินพุท-เอาท์พุทในการฝึกและทดสอบข่ายงานแทนข้อมูลที่ได้จากการจำลองแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของกระบวนการ เพื่อข่ายงานจะได้เรียนรู้ค่าที่ใกล้เคียงกับกระบวนการผลิตจริง

2. ควรมีการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่สำคัญและมีอิทธิพลต่อกระบวนการเพื่อเพิ่มความถูกต้องและสมถรรนะในการควบคุม

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รายการอ้างอิง

ภาษาไทย

ไพศาล กิตติศุภกร. **การควบคุมกระบวนการอัตโนมัติขั้นสูง**. เอกสารประกอบการสอน ปรับปรุงครั้งที่ 3. ภาควิชาวิศวกรรมเคมี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, ธันวาคม 2542

นงลักษณ์ พลรักษา. **การทำนายค่าอัตราการไหลและความหนาแน่นของพอลิเมอร์โดยใช้ข่ายงานนิวรอน**. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมเคมี บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2543.

สันติ ลิ้มพรชัยเจริญ. **การใช้ข่ายงานนิวรัลเป็นตัวควบคุมแบบไม่เชิงเส้น**. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมเคมี บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2539.

สุรพล คำสุภา. **การสร้างแบบจำลองกระบวนการไม่เชิงเส้นโดยการใช้ข่ายงานนิวรัล**. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมเคมี บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2538.

ภาษาอังกฤษ

Antsaklis, P.J. Neural Networks for Control Systems. **IEEE Transactions on Neural Networks** 1,2 (June 1990): 242-244.

B. Jacques de Villiers., and Barnard, E. Back Propagation Neural Networks With One and Two Hidden Layers. **IEEE Transactions on Neural Networks** 4,1 (January 1992): 136-141.

Baht, N. V., and McAvoy, T. J. Use of neural nets for dynamic modeling and control of chemical process systems. **Computers Chem Eng.** 14 (1990): S573-582.

Barsamian, A., and Macias, J. Inferential Property Prediction Using Neural Network. **Hydrocarbon Processing** 77,10 (October 1998): 107-115.

Belarbi, K., Bettou, K. and Mezache, A. Fuzzy Neural Networks for Estimation and Fuzzy Controller Design: Simulation study for a Pulp Batch Digester. **Journal of Process Control** 10 (2000): 35-41.

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Bequette, B. W. Nonlinear Control of Chemical Processes: A Review. **Ind. Eng. Chem. Res.** 30 (1991): 1391-1413.

Chen, H. H., Manry, M. T., and Chandrasekaran, H. A Neural Network Training Algorithm Utilizing Multiple Sets of Linear Equations. **Neurocomputing** 25,1 (April 1999): 55-72.

Datta, A. K., Lee, J. H., et. al. Model-Based Monitoring and Control of Batch Pulp Digester. **Proceedings of the American Control Conference** (June 1994): 500-504.

Dawson, M., and Schopflocher, D. Modifying the Generalized Delta Rule to Train Networks of Non-Monotonic Processor for Pattern Classification. **Connection Science** 1,1 (1991): 19-31.

Dirion, J. L., Cabassus, M., Lann, V. Le., and Gasamatta, G. Design of a Neural Controller by Inverse Modeling. **Computers Chem Eng.** 19 (1995): 797-802.

Doherty, S. K., et. al. Experiment Design Considerations for Non-Linear System Identification Using Neural Networks. **Computers Chem Eng.** 21,3 (1997): 327-346.

Dorsey, A. W., and Lee, J. H. Subspace Identification for Batch Processes. **Proceedings of the American Control Conference** (June 1999): 2538-2542.

Fan, J. Y., Nikolaou, M., and White, R. E. An Approach to Fault Diagnosis of Chemical Processes via Neural Networks. **AIChE Journal** 39,1 (1993): 82-88.

Haysin, S. **Neural Networks: A comprehensive Foundation.** 2nd ed. Prentice-Hall, 1999.

Hunt, K. J., and Sbarbaro, D. Neural Networks for Nonlinear Internal Model Control. **IEEE Proc.-D.** 138,5 (1991): 413.

Hunt, K. J., and Sbarbaro, D. Neural Networks for Control System- A Survey. **Automatica** 28 (1992): 1083-1112.

Karim, M. N., and Rivera, S. L. Comparison of Feed-Forward and Recurrent Neural Networks for Bioprosess State Estimation. **European Sympostum on Computer Aided Process Engineering** (1993): S369-S377.

Kim, H. C., Shen, X., and Rao, M. Quality Prediction by Neural Network for Pulp and Paper Processes. **IEEE.** (1993): 104-107.

Kim, S. J., Lee, M., Park, S., Lee, S. Y., and Prak, C. H. A Neural Linearizing Control Scheme for Nonlinear Chemical Processes. **Computers Chem Eng.** 21,2 (1997): 187-20.

Kramer, M. A., and Leonard, J. A. Diagonosis using Backpropagaion Neural Networks. **Computers chem Eng.** 14 (1990): 1323-1338.

Krothapally, M., and Palanki, S. A Neural Network Strategy for Batch Process Optimization. **Computers Chem Eng.** 21 (1997): S463-S468.

Lee, J. H., and Datta, A. K. Nonlinear Inferential Control of Pulp Digesters **AIChE Journal** 40,1 (1994): 50-64.

Leonard, J., and Kramer, M. A. Improvement of the Back Propagation Algorithm for Training Neural Networks. **Computers Chem Eng.** 14,3 (1990): 337-341.

McCulloch, W. S., and Pitts, W. A logical Calculaus of the Ides Immanent in Neurons Activity. **Bullentin of Mathmatical Biophysics** 5 (1943): 115-133.

Minsky, M., and Papret, S. **Perceptrons.** Cambridge :MIT Press, 1969.

Miranda, A. F., Musari, M. T., and Coughlin, D. R. Pulp Digester Level Prediction Using Multiresolution Networks of Locally Active Units. **IEEE.** (1997): 663-637.

Musavi, M. T., et. al. A Neuro-Fuzzy System for Prediction of Pulp Digester K-Number. **IEEE** 5 (1991): 836-839.

Nahas, E. P., Henson, M. A., and Seborg, D.E. Nonlinear Internal Model Control Strategy for Neural Network Models. **Computers Chem Eng.** 16,12 (1992): 1039-1057.

Narendra, K. S., and Parthasarathy, K. Gradient Methods for The Optimization of Dynamical Systems Containing Neural Networks. **IEEE Transactions on Neural Networks** 2,2 (1990): 252-262.

Pollard, e. t. **Improving Distillation Column by using Neural Network.** Available from: **http://www.Latter.Demon.Co.uk/technical/neuralnetworks/page8.html**

Psaltis, D., Sideris, A., and Yamamura, A. A Multilayered Neural Networks Controllers. **IEEE Control Syst Mag.** 10,3 (April 1989): 44-48.

Roesenblatt, F. The Peraptron : A Procabilistic Model for Information Storage and Organization in The Brain. **Psy Cchology Review** 15 (1958): 92-99.

Srdjan Nesic, and Miran Vrhovac. A Neural Network Model for CO_2 Corrosion of CarbonSteel. **The Journal of Corrosion Science and Engineering (JCSE)** 1 (March 1999): Paper 6.

Taji, K., Miyake, T., and Tamura, H. On Error Back Propagation Algorithm Using Absolute Error Function. **IEEE.** (1999): 401-406.

Thibault, J., Breusegem, V. V., and Cheruy, A. On-line Prediction of Fermentation Variables Using Neural Networks. **Biotechnology and Bioengineering** 36 (1990): 1041-1048.

Thompson, M. L., and Kramer, M. A. Modeling Chemical Processes Using Prior Knowledge and Neural Networks. **AIChE Journal** 40,8 (1994): 1328-1340.

Vora, N., Tambe, S. S., and Kulkarmi, B. D. Counterpropagation Neural Networks for Fault Detection and Diagnosis. **Computers Chem Eng.** 21,2 (1997): 177-185.

Werbos, P. J. **Beyond Regression : New Tools for Prediction and Analysis in The Behavior Sciences.** Ph.D.Thesis, Harvard University Committee in Applied Mathematics, 1974.

Willis, M. J., Massimo, C. D., Montague, G. A., Tham, M. T., and Morris, A. J. Artificial Neural Networks in Process Engineering. **IEEE Proceedings** 138,3 (1991)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ก

โปรแกรมแม็ทแลบ (Matlab)

โปรแกรมแม็ทแลบ (Matlab) เป็นโปรแกรมที่ใช้ในการคำนวณทางคณิตศาสตร์ขั้นสูงและใช้แก้ปัญหาที่เป็นเมทริกซ์และเวกเตอร์ ข้อดีของการเขียนโปรแกรมด้วยแม็ทแลบ คือ ง่ายกว่าโปรแกรมภาษาอื่นๆ เนื่องจากโปรแกรมแม็ทแลบได้รวมเอาคุณสมบัติที่ดีของโปรแกรมภาษาอื่นเข้ามา เช่น ไม่ต้องประกาศชื่อและชนิดของตัวแปรที่เหมือนกับโปรแกรมภาษาเบสิก และการโครงสร้างการเขียนโปรแกรมเป็นโครงสร้างที่เข้าใจง่ายที่ใช้ในโปรแกรมภาษาซีและปาสคาล

โปรแกรมแม็ทแลบ (Matlab) มีชื่อย่อมาจาก **mat**rix **lab**oratory แม็ทแลบเป็นภาษาคอมพิวเตอร์ชั้นสูงสำหรับการคำนวณทางเทคนิคที่ประกอบด้วยการคำนวณเชิงตัวเลข กราฟฟิกที่ซับซ้อนและการจำลองแบบเพื่อให้มองเห็นภาพพจน์ได้ง่ายและชัดเจน แต่เดิมโปรแกรมแม็ทแลบถูกเขียนขึ้นมาเพื่อใช้ในการคำนวณทางเมทริกซ์ที่พัฒนามาจากโครงงานที่ชื่อ LINKPACK และ EISPACK ต่อมาแม็ทแลบก็ได้รับการพัฒนาขึ้นเป็นเวลาหลายปี จึงทำให้แม็ทแลบมีฟังก์ชันต่างๆ ให้เลือกใช้มากมายและเป็นที่นิยมในการใช้งานด้านอุตสาหกรรม คณิตศาสตร์ วิศวกรรมและวิทยาศาสตร์แขนงต่างๆ

ก.1 ความสามารถของโปรแกรมแม็ทแลบ

โปรแกรมแม็ทแลบเป็นโปรแกรมที่ได้รับความนิยมทั้งในวงการศึกษาซึ่งใช้ในการวิจัยและการสอนทางคณิตศาสตร์และในทางอุตสาหกรรมซึ่งใช้ในการวิจัยทางวิศวกรรมและการแก้ปัญหาทางคณิตศาสตร์ เช่นการควบคุมกระบวนการแบบอัตโนมัติ การทำงานของโปรแกรมแม็ทแลบจะเป็นฟังก์ชันของคำสั่งที่อยู่ในรูปของโปรแกรม 'M-file' ซึ่งฟังก์ชันเหล่านี้เป็นเรื่องมือที่ใช้ในการหาคำตอบ เรียกว่า ทูลบ๊อกซ์ (Toolbox) โดยโปรแกรมแม็ทแลบมีทูลบ๊อกซ์ต่างๆ เช่น

ก. การคำนวณและการแก้ปัญหาด้วยคุณสมบัติพิเศษของเมทริกซ์

ข. การคำนวณโพลิโนเมียล

ค. การจัดการเกี่ยวกับเวกเตอร์และการวิเคราะห์ข้อมูล

ง. การจัดการเกี่ยวกับการแสดงผลกราฟ

จ. การติดต่อสื่อสาร (communication toolbox)

ฉ. การแก้ปัญหาทางสถิติ (statistics toolbox)

ช. เวฟเลท (wavelet)

ซ. การประมวลผลภาพ (image processing toolbox)

ฌ. การแก้ปัญหาด้านระบบควบคุม (control system toolbox)

ญ. โครงข่ายนิวรัล (neural networks toolbox)

ฎ. ฟัซซี่ลอจิก (fuzzy logic toolbox)

ฏ. การประมวลผลสัญญาณ (signal processing toolbox)

ฐ. เครื่องมือในการสร้างแบบจำลองในการควบคุมแบบโมเดลพรีดิกทีฟ (Model Predictive Control toolbox)

ฑ. การออกแบบระบบควบคุมไม่เชิงเส้น (Nonlinear Control Design toolbox)

ฒ. การออฟติไมเซชัน (Optimization toolbox)

ก.2 จุดเด่นของโปรแกรมแม็ทแลบ

2.1 มีฟังก์ชันคณิตศาสตร์ให้เลือกใช้ในการคำนวณมากมาย และสามารถสร้างฟังก์ชันขึ้นมาใช้งานได้เองตามความต้องการ

2.2สามารถแก้ปัญหาทางคณิตศาสตร์ที่มีความซับซ้อนได้ดีอีกทั้งยังวิเคราะห์และตรวจสอบข้อมูลได้ง่ายและรวดเร็ว

2.3 มี simulink ซึ่งทำให้สามารถสร้างบล็อกไดอะแกรมเพื่อใช้ทดสอบและประเมินผลระบบพลศาสตร์ต่างๆก่อนนำไปใช้งานจริง

2.4 เหมาะกับการใช้งานด้านกราฟฟิก เนื่องจากมีความสามารถในการแสดงภาพทั้งสองและสามมิติในรูปแบบพื้นผิวและระดับสูงต่ำ (contour) และยังสามารถนำภาพมาต่อกันเพื่อสร้างเป็นภาพเคลื่อนไหวได้อีกด้วย

2.5 สามารถทำการประมวลผลร่วมกับโปรแกรมอื่นได้ เช่น ฟอร์แทรน (Fortran) ซี หรือซีพลัสหรือไมโครซอฟท์วิชวลซี (C/C++,Microsoft visual C++)

2.6 โปรแกรมแม็ทแลบมีเครื่องมือสำหรับการสร้างแบบจำลองของข่ายงานนิวรัลซึ่งมีอัลกอริธึมหลายชนิดให้เลือกสำหรับการสร้างข่ายงาน

ก.3 ข้อจำกัดของโปรแกรมแม็ทแลบ

การเลือกใช้คอมพิวเตอร์สำหรับโปรแกรมแม็ทแลบต้องเป็นคอมพิวเตอร์มีความเร็วสูง เนื่องจากโปรแกรมแม็ทแลบนี้เป็นโปรแกรมที่ใช้คำนวณทางคณิตศาสตร์และกราฟฟิกที่มีความซับซ้อน คอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลที่เหมาะสมกับโปรแกรมแม็ทแลบ คือ มีหน่วยประมวลผล (CPU) ตั้งแต่เพนเทียมขึ้นไป หน่วยความจำ (RAM) อย่างน้อย 32 เมกะไบต์ และฮาร์ดดิสก์ควรมีพื้นที่ว่างมากกว่า 80 เมกกะไบต์

ก.4 การเขียนโปรแกรมด้วยคำสั่งในโปรแกรมแม็ทแลบ

โปรแกรมแม็ทแลบจะรับคำสั่งทีละ 1 บรรทัดในพื้นที่หน้าต่างของโปรแกรม หลังจากรับคำสั่งแล้วโปรแกรมแม็ทแลบจะประมวลผลและแสดงผลทางหน้าต่างการทำงานและสามารถสร้างไฟล์ที่ประกอบด้วยชุดคำสั่ง โดยเก็บอยู่ในรูป "ชื่อไฟล์.M" หรือที่เรียกว่า เอ็มไฟล์ (M-files) การประมวลผลจะทำการประมวลผลทีละคำสั่งตามลำดับก่อนหลัง การเขียนเอ็มไฟล์มีอยู่ 2 รูปแบบ คือ สคริปไฟล์ปละฟังก์ชันไฟล์

ในการเขียนโปรแกรมแม็ทแลบด้วยเอ็มไฟล์ (M-files) จะมีรูปแบบการเขียนโปรแกรมเป็น 2 รูปแบบ คือ สคริปท์เอ็มไฟล์ (Script M-files) กับเอ็มไฟล์ฟังก์ชัน (M-files functions) ทั้ง 2แบบนี้เป็นไฟล์มีสกุล.m ที่สร้างขึ้นจากหน้าต่างโปรแกรมเอดิเตอร์ (editor) โดยโปรแกรมที่เป็นเอ็มไฟล์ฟังก์ชันจะผ่านเข้า/ออกค่าตัวแปรต่างๆให้กับแม็ทแลบเวิร์คสเปซ (MATLAB Workspace) เฉพาะค่าผลลัพธ์ที่เป็นเอาท์พุทของคำสั่งเท่านั้น ส่วนโปรแกรมที่เป็นสคริปท์เอ็มไฟล์ จะผ่านเข้า/ออกค่าตัวแปรต่างๆทุกตัวภายในโปรแกรมให้กับแม็ทแลบเวิร์คสเปซ

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

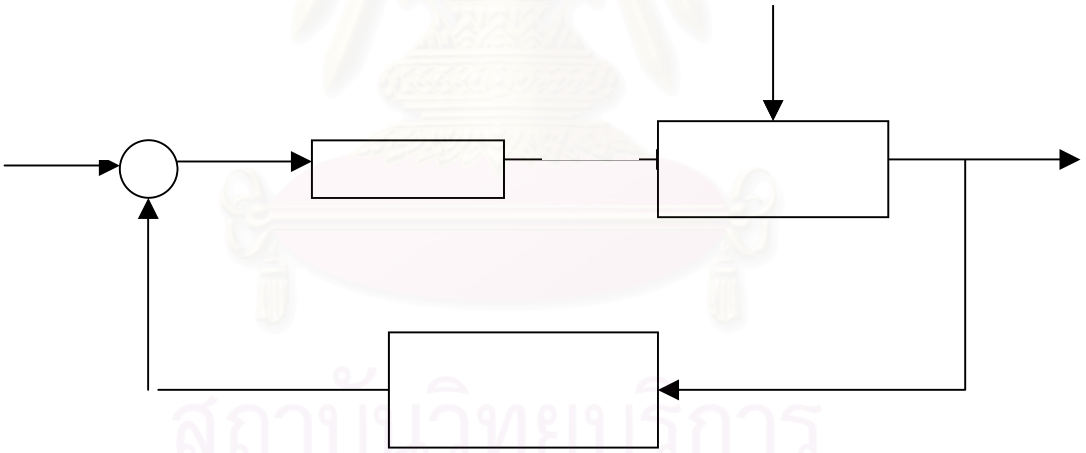
ภาคผนวก ข

ตัวควบคุมแบบป้อนกลับแบบพีไอ

ในบทนี้กล่าวถึงทฤษฎีของตัวควบคุมแบบพีไอซึ่งใช้เป็นตัวเปรียบเทียบในงานวิจัย

ข.1 ทฤษฎีของตัวควบคุมพีไอ

การควบคุมแบบป้อนกลับแบบพีไอเป็นการควบคุมแบบพื้นฐานที่เข้าใจได้ง่ายและใช้กันทั่วไปในการควบคุมกระบวนการอุตสาหกรรมทั่วไป โครงสร้างของระบบควบคุมแบบป้อนกลับแสดงดังรูปที่ ข.1 โดยตัวควบคุมจะทำการเปรียบเทียบค่าตัวแปรควบคุมกระบวนการ c กับค่าเป้าหมาย sp แล้วสร้างสัญญาณเอาท์พุท u เพื่อปรับสภาพของกระบวนการ โดยตัดสินใจจากค่าความผิดพลาดในการควบคุม $e = sp - c$ ซึ่งลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างความผิดพลาดในการควบคุม e กับสัญญาณเอาท์พุท u ของตัวควบคุมขึ้นกับชนิดและคุณสมบัติของตัวควบคุมแต่ละชนิด



รูปที่ ข.1 ระบบการควบคุมแบบป้อนกลับ (feedback control system)

ตัวควบคุมแบบพื้นฐานที่ใช้ในระบบควบคุมแบบป้อนกลับในกระบวนการอุตสาหกรรมโดยทั่วไปมี 3 ประเภท คือ ตัวควบคุมแบบพี ตัวควบคุมแบบพีไอและตัวควบคุมแบบพีไอดี

ก. ตัวควบคุมแบบพี (Propotional Controller หรือ P Controller)

สัญญาณเอาท์พุทจะแปรผันตรงตามค่าผิดพลาดในการควบคุม

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

$$u(t) = K_c e(t) + u_s \qquad (ข.1)$$

K_c คือเกนสัดส่วน (proportional gain) ของตัวควบคุม u_s คือค่าไบแอส (bias signal) ของตัวควบคุม และ $u(t)$ คือเอาท์พุทของตัวควบคุม ซึ่งตัวควบคุมแบบพีสามารถแสดงอัตราการควบคุมได้ 2 แบบ คือ ค่าเกนสัดส่วน (K_c) และแบนด์สัดส่วน (proportional band, PB) ซึ่งหมายถึงค่าความผิดพลาดในการควบคุม e ที่ทำให้สัญญาณเอาท์พุทมีค่าสูงสุด โดย PB = 100/K_c

กระบวนการอุตสาหกรรมทั่วไปสามารถใช้ตัวควบคุมที่มีเกนสัดส่วน $0.2 \leq K_c \leq 100$ หรือค่าแบนด์สัดส่วนน้อยจะมีความไวในการตอบสนองต่อค่าความผิดพลาดในการควบคุมสูง ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของตัวควบคุมแบบพี คือ

$$G_c(s) = K_c \qquad (ข.2)$$

ข. ตัวควบคุมแบบพีไอ (Porportional-Integral Controller หรือ PI Controller)

สัญญาณเอาท์พุทมีความสัมพันธ์กับค่าความผิดพลาดในการควบคุมตามสมการ

$$u(t) = K_c e(t) + \frac{K_c}{\tau_I}\int_0^t e(t)dt + u_s \qquad (ข.3)$$

เมื่อ τ_I คือ ค่าคงที่เวลาอินทิกรัล (Integral time constant) หรือเวลารีเซ็ท (reset time)ของตัวควบคุมแบบไอ ซึ่งตัวควบคุมแบบไอแสดงอัตราการควบคุมโดยใช้ค่าคงที่เวลาอินทิกรัล มีหน่วยเป็นครั้งต่อนาทีซึ่งมีค่าเป็น $1/\tau_I$ ซึ่งกระบวนการทางอุตสาหกรรมทั่วไปสามารถใช้ตัวควบคุมที่มีค่าคงที่อินทิกรัล $0.1 \leq \tau_I \leq 50$ นาที

ค่าคงที่อินทิกรัล τ_I หมายถึงช่วงเวลาที่ตัวควบคุมใช้ในการเพิ่มสัญญาณเอาท์พุทแบบไอจนมีค่าเท่ากับสัญญาณที่ได้จากการควบคุมแบบพีเพียงอย่างเดียวหนึ่งครั้ง หรือตัวควบคุมแบบไอต้องใช้เวลา τ_I เพื่อเพิ่มสัญญาณเอาท์ฑุทให้มีค่าเท่ากับสัญญาณที่ได้จากการควบคุมแบบพีหนึ่งครั้ง สัญญาณเอาท์พุทของตัวควบคุมแบบไอจะมีการเปลี่ยนแปลงค่าเพิ่มขึ้นหรือลดลงตลอดเวลาที่ยังคงมีค่าความผิดพลาดในการควบคุมอยู่ โดยทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของตัวควบคุมพีไอ คือ

$$G_c(s) = K_c\left(1 + \frac{1}{\tau_I s}\right) \qquad (ข.4)$$

ค. ตัวควบคุมแบบพีไอดี (Proportional-Integral-Derivative Controller หรือ PID Controller)

สัญญาณเอาท์พุทของตัวควบคุม คือ

$$u(t) = K_c e(t) + \frac{K_c}{\tau_I}\int_0^t e(t)dt + K_c \tau_D \frac{de(t)}{dt} + u_s \qquad (ข.5)$$

เมื่อ τ_D คือค่าคงที่อนุพันธ์ (derivative time constant) ของตัวควบคุมแบบดี โดยตัวควบคุมแบบดีสร้างเอาท์พุทแบบดีจากเทอม $\frac{de(t)}{dt}$ ในสมการที่ ข.5 ซึ่งจะเปลี่ยนแปลงค่าทันทีที่ค่าความผิดพลาดในการควบคุม $e(t)$ มีการเปลี่ยนแปลง โดยสัญญาณการควบคุมแบบดีถูกสร้างเอลดความผิดพลาดในการควบคุมล่วงหน้า

ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของตัวควบคุมแบบพีไอดี คือ

$$G_c(s) = K_c\left(1 + \frac{1}{\tau_I s} + \tau_D s\right) \qquad (ข.6)$$

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ค.

ตัวอย่างโปรแกรมที่สำคัญ

โปรแกรมที่สำคัญสำหรับงานวิจัยนี้ คือ โปรแกรมสำหรับซิมมูเลทกระบวนการเพื่อนำข้อมูลอินพุทและเอาท์พุทที่ได้จากการซิมมูเลทมาใช้ในการสร้างข่ายงานนิวรัล

ค.1 ตัวอย่างโปรแกรมการซิมมูเลทกระบวนการ

โปรแกรมนี้ใช้วิธีออยเลอร์ (Euler's method) ในการแก้สมการอนุพันธ์ โดยเลือกอินพุทและเอาท์พุทแบบสุ่ม (True random)

```
clear
clc

%Parameter
ss = 1e3;
E1=[ 6.45*ss,29.10*ss,17.55*ss,14.85*ss,22.05*ss ];
E2=[ 21.9*ss,12.35*ss,19.85*ss,17.45*ss,18.25*ss ];
A1=[ 19.41,4.16e12,445.12,108,7.05e5 ];
A2=[ 7e3,2.75e4,8.3e3,6e3,1.75e4 ];
S3=[ 0.166,0.166,0.395,0.395,0.395 ];
S4=[ 0.0546,0.0546,0,0,0 ];
Xu=[ 0,0,0.071,0.025,0 ];

R=1.9872;        CT=3;        Cp=0.36;       Frmin=0.5;     Cpl=1;
dt=0.005;        a=0.5;       b=0.5;         Frmax=1;
dH=102.8;        Mw=100;      A=105.75;      Trmin=353;
Ve=0.1175;       Vf=0.2325;   n=CT/dt;       Trmax=523;
M1=-0.07;        M2=2e-4;     Tsp=443;       Ksp=50;

%Initial Value
T(1)=353;
Ce1(1)=0;        Cf1(1)=1;          X1(1)=0.0528;   T(1)=353;
```

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

```
Ce2(1)=0;          Cf2(1)=2;          X2(1)=0.2112;
Ce3(1)=0;          Cf3(1)=47.6327;    X3(1)=0.4852;
Ce4(1)=0;          Cf4(1)=11.3535;    X4(1)=0.1428;
Ce5(1)=0;          Cf5(1)=1000;       X5(1)=0.0722;

%Uniform Random Inputs
Trs=(Trmax-Trmin)* rand(1,n+1)+Trmin;
Frs=(Frmax-Frmin)* rand(1,n+1)+Frmin;

%========== MAIN LOOP ==========%
for t=1:1:n+1

Cf=[ Cf1(t),Cf2(t),Cf3(t),Cf4(t),Cf5(t) ];
Ce=[ Ce1(t),Ce2(t),Ce3(t),Ce4(t),Ce5(t) ];
X=[ X1(t),X2(t),X3(t),X4(t),X5(t) ];

k1=A1.*exp(-E1/(R*T(t)));
k2=A2.*exp(-E2/(R*T(t)));
Ri=(-1)*(k1*Ce3(t)+k2*(Ce3(t)^a)*(Ce4(t)^b)).*(X-Xu);
RH=(-dH)*(-Ri);

SumRH=sum(RH);
SumT=sum(Cf*Cpl*(Trs(t)-T(t)));
Kt=(Mw*sum(Cp*X))+(Ve*sum(Cpl*Ce))+(Vf*sum(Cpl*Cf));

%Reactor temp Balance
T(t+1)=T(t)+(dt/Kt)*(Mw*SumRH+Frs(t)*SumT);

%Concentration in wood
X1(t+1)=X1(t)+dt*Ri(1);
X2(t+1)=X2(t)+dt*Ri(2);
X3(t+1)=X3(t)+dt*Ri(3);
X4(t+1)=X4(t)+dt*Ri(4);
X5(t+1)=X5(t)+dt*Ri(5);
```

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

```
%Mass transfer coefficient
Mi=M1+M2*T(t);

%Concentration in free liquor
Cf1(t+1)=Cf1(t)+(dt/Vf)*(Mi*A*(Ce1(t)-Cf1(t)));
Cf2(t+1)=Cf2(t)+(dt/Vf)*(Mi*A*(Ce2(t)-Cf2(t)));
Cf3(t+1)=Cf3(t)+(dt/Vf)*(Mi*A*(Ce3(t)-Cf3(t)));
Cf4(t+1)=Cf4(t)+(dt/Vf)*(Mi*A*(Ce4(t)-Cf4(t)));
Cf5(t+1)=Cf5(t);

%Total rate of generation in entrapped liquor
G1=-sum(Ri(1:2));
G2=-sum(Ri(3:5));
G3=sum(S3.*Ri);
G4=sum(S4.*Ri);

%Concentration in entrapped liquor
Ce1(t+1)=Ce1(t)+(dt/Ve)*(Mw*G1-Mi*A*(Ce1(t)-Cf1(t)));
Ce2(t+1)=Ce2(t)+(dt/Ve)*(Mw*G2-Mi*A*(Ce2(t)-Cf2(t)));
Ce3(t+1)=Ce3(t)+(dt/Ve)*(Mw*G3-Mi*A*(Ce3(t)-Cf3(t)));
Ce4(t+1)=Ce4(t)+(dt/Ve)*(Mw*G4-Mi*A*(Ce4(t)-Cf4(t)));
Ce5(t+1)=Ce5(t);

%Kappa No
Ks(t)=653.6*(X1(t) + X2(t));

end; %MAIN LOOP

%Sampling
samptime=0.0025;
fixtime=2;
sampnum=fixtime/samptime;
i=0;
j=1;
while j<=n+1
```

```
i=i+1;
Tr(i,:)=Trs(j);
Fr(i,:)=Frs(j);
K(i,:)=Ks(j);
temp(i,:)=T(j);
j=j+(samptime/dt);
end;
Tr=Tr(1:sampnum+1);
Fr=Fr(1:sampnum+1);
Kk=K(1:sampnum+1);
Kk1=K(2:sampnum+2);
Tk=temp(1:sampnum+1);
Tk1=temp(2:sampnum+2);
data=[ Tk Tr Fr ];

%========== Result ==========%
cutplot=fixtime/dt;
for t=1:1:cutplot+1
        tn(t) = dt*(t-1);
end;

figure
subplot(221)
plot(tn,T(1:cutplot+1),tn(1:cutplot+1),Tsp*ones(cutplot+1,1),'k:')
ylabel('Reactor temp  (K)')
xlabel('Time  (hr)')
subplot(222)
plot(tn,Ks(1:cutplot+1));
xlabel('hr')
ylabel('Kappa no.');
subplot(223)
plot(tn,Trs(1:cutplot+1))
ylabel('Tr  (K)')
xlabel('Time  (hr)')
subplot(224)
```

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

```
plot(tn,Frs(1:cutplot+1))
ylabel('Fr  (m^3/hr)')
xlabel('Time  (hr)')
```

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นางสาวรดานุช วิเศษสรรโชค เกิดเมื่อวันที่ 13 เมษายน พ.ศ. 2521 เขตปทุมวัน จ.กรุงเทพมหานคร สำเร็จการศึกษาในระดับมัธยมศึกษาปีที่ 5 จากโรงเรียนสตรีวิทยา เมื่อ พ.ศ. 2537 สำเร็จการศึกษา ปริญญาวิทยาศาสตร์บัณฑิตสาขาอุตสาหกรรมเกษตร จากสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง เมื่อ พ.ศ. 2541

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย