

ตัวควบคุมนิเวศวิทยา-แอลกอฮอล์สำหรับระบบไม่เชิงเส้น



นายกิตติสุข สระแก้ว

ศูนย์วิทยทรัพยากร จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2551

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

NARMA-L2 NEUROCONTROLLER FOR NONLINEAR SYSTEM



Mr. Kittisuk Srakaew

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of Master of Engineering Program in Mechanical Engineering

Department of Mechanical Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University


Academic Year 2008

Copyright of Chulalongkorn University

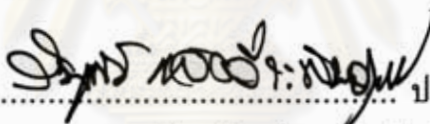
511492

หัวข้อวิทยานิพนธ์ ตัวควบคุมนิวโรนาร์มา-แอลทูสำหรับระบบไม่เชิงเส้น
โดย นายกิตติสุข สระแก้ว
สาขาวิชา วิศวกรรมเครื่องกล
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ รองศาสตราจารย์ ดร. รัชทิน จันทร์เจริญ

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วน
หนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาโทบริหารธุรกิจ

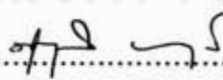

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(รองศาสตราจารย์ ดร.บุญสม เลิศหิรัญวงศ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์


..... ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.วินุทธ์ แสงวีระพันธุ์ศิริ)


..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์
(รองศาสตราจารย์ ดร.รัชทิน จันทร์เจริญ)


..... กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิทยา วันณสุโกประสิทธิ์)


..... กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศุกวดี จันทรานูวัฒน์)


กิตติสุข สระแก้ว : ตัวควบคุมนิวโรนาร์มา-แอลทูสำหรับระบบไม่เชิงเส้น. (NARMA-L2 NEUROCONTROLLER FOR NONLINEAR SYSTEM)

อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ : รศ.ดร.รัชทิน จันทร์เจริญ, หน้า 91.

วิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการออกแบบ และนำตัวควบคุมนิวโรนาร์มา-แอลทูไปใช้ในการควบคุมระบบไม่เชิงเส้น ได้แก่ ระบบถังน้ำและระบบเพนดูลัม โดยลำดับแรกตัวควบคุมนิวโรนาร์มา-แอลทูจะทำการเรียนรู้และสร้างแบบจำลองระบบ จากนั้นจึงนำแบบจำลองที่ได้มาสร้างตัวควบคุมเพื่อกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้น และพฤติกรรมทางพลวัตของระบบ ตัวควบคุมนิวโรนาร์มา-แอลทูคำนวณหาสัญญาณควบคุม โดยใช้ค่าตำแหน่งอ้างอิง และค่าตำแหน่งจริงของระบบที่เวลาต่างๆ ในอดีต เมื่อระบบกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้นและพฤติกรรมทางพลวัตแล้ว ระบบปิดจะมีความสัมพันธ์โดยนัยในรูปแบบพีชคณิตระหว่างค่าตำแหน่งอ้างอิงกับค่าตำแหน่งจริง ซึ่งหมายความว่าค่าตำแหน่งจริงจะติดตามค่าตำแหน่งอ้างอิงในเวลาจริง และโดยทั่วไปในการคำนวณจะมีเวลาประวิงเกิดขึ้นระหว่างสัญญาณควบคุมและค่าตำแหน่งอ้างอิง กล่าวคือสัญญาณควบคุมในเวลาปัจจุบันใช้ทำการควบคุมให้ค่าตำแหน่งจริงตรงกับค่าตำแหน่งอ้างอิงในลำดับเวลาอนาคต

การทดลองแรก ตัวควบคุมนิวโรนาร์มา-แอลทูถูกใช้ในการควบคุมระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่ ตัวควบคุมนิวโรนาร์มา-แอลทูไม่สามารถกำจัดพลวัตได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในกรณีนี้สามารถแก้ไขได้โดยนิยามพลวัตกลับเข้าไปให้กับระบบ ซึ่งจะได้พลวัตของระบบปิดตามที่นิยาม ตัวควบคุมนิวโรนาร์มา-แอลทูร่วมกับการนิยามพลวัต สามารถควบคุมให้ระบบมีเสถียรภาพ และระบบยังสามารถควบคุมให้ระบบติดตามแนววิถีที่ต้องการได้

การทดลองที่สอง ตัวควบคุมนิวโรนาร์มา-แอลทูถูกใช้ในการควบคุมเพนดูลัม ตัวควบคุมนิวโรนาร์มา-แอลทูสามารถกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้นและพลวัตของระบบ นอกจากนั้นยังสามารถควบคุมให้ระบบติดตามแนววิถีอ้างอิงที่สร้างขึ้นในเวลาจริงด้วยอุปกรณ์สร้างสัญญาณอินพุตได้อย่างสมบูรณ์

ภาควิชา วิศวกรรมเครื่องกล ถายมือชื่อนิติศ 

สาขาวิชา วิศวกรรมเครื่องกล ถายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ 

ปีการศึกษา 2551

4870646421 : MAJOR MECHANICAL ENGINEERING


KEYWORDS : NARMA / NEURAL NETWORK / NEUROCONTROLLER


KITTISUK SRAKAEW : NARMA-L2 NEUROCONTROLLER FOR NONLINEAR SYSTEM. ADVISOR : ASSOC. PROF. RATCHATIN CHANCHAROEN, 91 pp.

This thesis designed and implemented the NARMA-L2 neurocontroller to control nonlinear systems including water tank system and nonlinear pendulum system. The NARMA-L2 neurocontroller, first, learns and models the nonlinear system, then is reconfigured to be a controller that eliminates both the nonlinearity and dynamic behavior of the system. The NARMA-L2 neurocontroller computes the control effort based on reference position and the actual position and its past value. Once the system eliminates the nonlinearity and dynamic behavior, the closed loop system becomes implicit algebraic relation between the reference position and the actual position. This means that the actual position do follow the reference position in real time. Normally, there is a time delay between the control effort and the reference position in the calculation, i.e., the current control effort controls the actual position to match the reference position in the future time step.

In the first experiment, the NARMA-L2 neurocontroller is used to control the water tank system that its cross section varies. The NARMA-L2 neurocontroller cannot eliminate the dynamic efficiently in this case. The remedy is that the predefine dynamics is installed back to the system such that the closed loop dynamics is as defined. The NARMA-L2 neurocontroller combined with predefined dynamic is able to stabilize the system and also control the system follow a desire trajectory.

In the second experiment, the NARMA-L2 neurocontroller is used to control the pendulum system. In this case, the NARMA-L2 neurocontroller is able to eliminate nonlinearity and dynamic of the system, and thus, able to perfectly control the system to follow a smooth reference trajectory that is generated in real time using input device.

Department:..... Mechanical Engineering Student's Signature 

Field of Study:..... Mechanical Engineering Advisor's Signature 

Academic Year:..... 2008.....

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความช่วยเหลืออย่างดียิ่ง ของรองศาสตราจารย์ ดร.รัชทิน จันทรเจริญ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ให้ความกรุณาช่วยเหลือและให้คำปรึกษาต่างๆ ทำให้วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี และขอขอบคุณเพื่อนนิสิตในระดับปริญญาโทที่ให้คำปรึกษา และความช่วยเหลือในการทำวิทยานิพนธ์

ท้ายสุดนี้ขอขอบพระคุณบิดา มารดา และเพื่อนๆทุกคนที่เป็นกำลังใจ ทำให้ข้าพเจ้าสามารถศึกษาต่อระดับปริญญาโทได้สำเร็จลุล่วง



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฅ
สารบัญภาพ.....	ฉ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์	2
1.3 วิธีการดำเนินงาน.....	3
1.4 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์	3
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	3
1.6 เนื้อหาในวิทยานิพนธ์.....	4
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	5
2.1 ประวัติของช่างงานนิวรรต	5
2.2 งานวิจัยทางการควบคุมระบบที่เกี่ยวข้องกับวิทยานิพนธ์.....	6
2.3 แนวทางในการทำวิจัย	7
บทที่ 3 ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2.....	8
3.1 ลักษณะทั่วไปของช่างงานนิวรรต.....	8
3.2 ช่างงานนิวรรตแบบเปอร์เซปตรอนหลายชั้น.....	10
3.2.1 แบบจำลองนิวรอนอินพุตเดี่ยว.....	11
3.2.2 แบบจำลองนิวรอนหลายอินพุต.....	12
3.2.3 ช่างงานชั้นเดี่ยว	13
3.2.4 ช่างงานหลายชั้น	14

3.2.5 ความสามารถในการประมาณค่าของข่าวยางหลายชั้น.....	15
3.3 การฝึกข่าวยาง.....	17
3.3.1 ครรชนีสรรรณะ.....	18
3.3.2 การลดระดับตามแนวเกรเดียนต์.....	18
3.3.3 สรุปการฝึกข่าวยางด้วยวิธีการกระจายย้อนกลับ.....	21
3.4 ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2.....	22
3.4.1 แบบจำลองอนุกรมเวลา NARMA-L2.....	23
3.4.2 ข่าวยางนิวโรลแบบ NARMA-L2.....	26
3.4.2.1 สถาปัตยกรรมข่าวยางนิวโรลแบบ NARMA-L2.....	26
3.4.2.2 การกำหนดอินพุตและจำนวนนิวโรนของข่าวยาง.....	27
3.4.2.3 การกำหนดโพลของระบบปิด.....	30
บทที่ 4 การจำลองควบคุม.....	34
4.1 การจำลองควบคุมระดับน้ำในถังหน้าตัดไม่คงที่.....	34
4.1.1 แบบจำลองระบบถังน้ำทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่.....	34
4.1.2 ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 สำหรับระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่.....	35
4.1.3 ผลการจำลองควบคุมระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่.....	37
4.1.3.1 ผลการจำลองควบคุมให้เอาต์พุตของระบบติดตามสัญญาณอ้างอิง.....	37
4.1.3.2 ผลการจำลองควบคุมให้ระบบปิดมีโพลตามต้องการ.....	39
4.1.3.3 ผลการจำลองควบคุมเมื่อตัวควบคุมถูกลดประสิทธิภาพ.....	40
4.2 การจำลองควบคุมระบบถังน้ำสองถัง.....	43
4.2.1 แบบจำลองระบบถังน้ำทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่.....	43
4.2.2 ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 สำหรับระบบถังน้ำสองถัง.....	45
4.2.3 ผลการจำลองควบคุมระบบถังน้ำสองถัง.....	48
4.3 สรุปผลการจำลองควบคุม.....	48
บทที่ 5 การทดลอง.....	50

5.1 การทดลองควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่.....	50
5.1.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลอง.....	50
5.1.2 ระบบควบคุมที่ใช้ในการทดลอง.....	51
5.1.3 ผลการควบคุมระบบถึงน้ำหน้าตัดไม่คงที่.....	53
5.1.3.1 ผลการควบคุมให้ระดับน้ำติดตามแนววิถี.....	53
5.1.3.2 ผลการควบคุมให้ระบบปิดมีโพลตามต้องการ.....	54
5.1.3.3 ผลการควบคุมระดับน้ำโดยสัญญาณอ้างอิงมีขนาดเปลี่ยนแปลง.....	55
5.1.4 สรุปผลการควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่.....	56
5.2 การทดลองควบคุมระบบถึงน้ำสองถัง.....	56
5.2.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลอง.....	57
5.2.2 ระบบควบคุมที่ใช้ในการทดลอง.....	57
5.2.3 ผลการควบคุมระบบถึงน้ำสองถัง.....	61
5.2.4 สรุปผลการควบคุมระบบถึงน้ำสองถัง.....	61
5.3 การทดลองควบคุมเพนดูลัม.....	62
5.3.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลอง.....	62
5.3.2 ระบบควบคุมที่ใช้ในการทดลอง.....	62
5.3.3 ผลการควบคุมระบบเพนดูลัม.....	63
5.3.3.1 ผลการควบคุมให้เพนดูลัมติดตามสัญญาณอ้างอิงชายน์สวีป.....	64
5.3.3.2 ผลการควบคุมให้เพนดูลัมติดตามสัญญาณอ้างอิงจากอินพุตคิสิกส์.....	65
5.3.3.3 ผลการควบคุมให้ระบบปิดมีโพลตามต้องการ.....	65
5.3.4 สรุปผลการควบคุมเพนดูลัม.....	66
บทที่ 6 สรุปการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	67
6.1 สรุปผลการวิจัย.....	67
6.2 ข้อเสนอแนะ.....	68
รายการอ้างอิง.....	69

ภาคผนวก.....	71
ก. อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลอง	72
ข. โปรแกรมที่ใช้ในการจำลองและควบคุมระบบ	78
ค. การแสดงระบบด้วยแบบจำลอง NARMA.....	89
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์	91



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 3.1 สรุปโครงสร้างข่ายงานนิวัตในการประมาณค่าฟังก์ชัน f และ g	26
ตารางที่ 3.2 ตัวอย่างการกำหนดพารามิเตอร์ของข่ายงานนิวัตแบบ NARMA-L2.....	29
ตารางที่ 4.1 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองที่จำนวนนิว론ต่างๆ ในชั้นซ่อน	36
ตารางที่ 4.2 พารามิเตอร์ของตัวควบคุมนิวโรสำหรับระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่.....	37
ตารางที่ 4.3 ฟังก์ชันถ่ายโอนกำหนดโพละระบบปิดของระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่	39
ตารางที่ 4.4 พารามิเตอร์ของตัวควบคุมนิวโรสำหรับระบบถังน้ำสองถัง.....	46
ตารางที่ 5.1 พารามิเตอร์ของตัวควบคุมนิวโรสำหรับระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่.....	52
ตารางที่ 5.2 ฟังก์ชันถ่ายโอนกำหนดโพละระบบปิดของระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่	55
ตารางที่ 5.3 พารามิเตอร์ของตัวควบคุมนิวโรสำหรับระบบถังน้ำสองถัง.....	58
ตารางที่ 5.4 พารามิเตอร์ของตัวควบคุมนิวโรสำหรับระบบเพนคูถัม.....	63
ตารางที่ 5.5 ฟังก์ชันถ่ายโอนกำหนดโพละระบบปิดของระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่	66

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญภาพ

	หน้า
รูปที่ 3.1 ข่ายงานนิเวศ 3 ชั้น	9
รูปที่ 3.2 นิเวศ.....	9
รูปที่ 3.3 การฝึกฝนข่ายงานแบบการกระจายย้อนกลับ	10
รูปที่ 3.4 นิเวศอินพุตเดี่ยว	11
รูปที่ 3.5 ฟังก์ชันกระตุ้นดีก – ซิกมอยด์.....	12
รูปที่ 3.6 นิเวศหลายอินพุต.....	12
รูปที่ 3.7 ข่ายงานชั้นเดียว	14
รูปที่ 3.8 ข่ายงานสามชั้น.....	15
รูปที่ 3.9 ข่ายงานสองชั้น.....	16
รูปที่ 3.10 ผลตอบสนองของข่ายงาน	16
รูปที่ 3.11 ผลตอบสนองเมื่อเปลี่ยนแปลงค่าพารามิเตอร์ของข่ายงาน	17
รูปที่ 3.12 ขั้นตอนการเรียนรู้ของข่ายงานนิเวศ	21
รูปที่ 3.13 สถาปัตยกรรมข่ายงานนิเวศ NARMA-L2	27
รูปที่ 3.14 ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2.....	29
รูปที่ 3.15 การควบคุมระบบด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2	30
รูปที่ 3.16 แผนภาพการควบคุมและการกำหนดโพลของระบบปิดด้วยตัวควบคุมนิวโร.....	31
รูปที่ 3.17 บล็อกไดอะแกรมของระบบปิด	33
รูปที่ 4.1 ระบบดัดน้ำหน้าตัดไม่คงที่.....	35
รูปที่ 4.2 ชุดข้อมูลในการฝึกข่ายงานสำหรับระบบดัดน้ำหน้าตัดไม่คงที่	36
รูปที่ 4.3 แผนภาพควบคุมระดับน้ำในถังหน้าตัดไม่คงที่ด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2	38
รูปที่ 4.4 ผลการจำลองควบคุมระดับน้ำในถังหน้าตัดไม่คงที่ให้ติดตามแนววิถี.....	38
รูปที่ 4.5 แผนภาพการควบคุมระบบดัดน้ำหน้าตัดไม่คงที่ให้มีโพลของระบบปิดตามต้องการ	39
รูปที่ 4.6 ผลการจำลองควบคุมระบบปิดของถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่ให้มีโพลตามต้องการ	40
รูปที่ 4.7 ผลการจำลองควบคุมระบบดัดน้ำหน้าตัดไม่คงที่เมื่อตัวควบคุมมีประสิทธิภาพลดลง... ..	41
รูปที่ 4.8 แผนภาพการควบคุมระบบด้วยตัวควบคุมนิวโรร่วมกับการทำพลศาสตร์ย้อนกลับ	42
รูปที่ 4.9 ผลการจำลองควบคุมระบบด้วยตัวควบคุมนิวโรร่วมกับการทำพลศาสตร์ย้อนกลับ	42
รูปที่ 4.10 ระบบดัดน้ำสองถัง.....	43

รูปที่ 4.11	แผนภาพควบคุมระบบถังน้ำสองถังด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 คาสเคด.....	46
รูปที่ 4.12	ชุดข้อมูลในการฝึกใช้งานสำหรับช่างงานนิวรัตตัวที่ 1	47
รูปที่ 4.13	ชุดข้อมูลในการฝึกใช้งานสำหรับช่างงานนิวรัตตัวที่ 2	47
รูปที่ 4.14	ผลจำลองการควบคุมระบบถังน้ำสองถัง	48
รูปที่ 5.1	ระบบควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกที่มีหน้าตัดไม่คงที่.....	51
รูปที่ 5.2	ชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกใช้งานของระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่	52
รูปที่ 5.3	ผลการควบคุมระดับน้ำในถังหน้าตัดไม่คงให้ติดตามแนววิถี	53
รูปที่ 5.4	ผลการควบคุมระดับน้ำด้วยตัวควบคุมนิวโรร่วมกับการทำพลศาสตร์ย้อนกลับ.....	54
รูปที่ 5.5	ผลการควบคุมระบบปิดของถังน้ำหน้าตัดไม่คงให้มีโพลตามต้องการ.....	55
รูปที่ 5.6	ผลตอบสนองของระบบที่จุดเป้าหมายต่างๆ	56
รูปที่ 5.7	ระบบควบคุมถังน้ำสองถัง	58
รูปที่ 5.8	ชุดข้อมูลในการฝึกใช้งานนิวรัตตัวที่ 1 ของระบบถังน้ำสองถัง	60
รูปที่ 5.9	ชุดข้อมูลในการฝึกใช้งานนิวรัตตัวที่ 2 ของระบบถังน้ำสองถัง	60
รูปที่ 5.10	ผลตอบสนองของระบบที่จุดเป้าหมายต่างๆ.....	61
รูปที่ 5.11	ชุดการทดลองเพนคูล์ม	62
รูปที่ 5.12	ชุดข้อมูลในการฝึกใช้งานสำหรับระบบเพนคูล์ม	63
รูปที่ 5.13	ผลการควบคุมเพนคูล์มด้วยตัวควบคุมนิวโรเทียบกับตัวควบคุม PID.....	64
รูปที่ 5.14	ผลการควบคุมให้เพนคูล์มติดตามสัญญาณอ้างอิงจากอินพุตคิสิก.....	65
รูปที่ 5.15	ผลการควบคุมเพนคูล์มให้ระบบปิดมีโพลตามต้องการ	66
รูปที่ ก.1	เครื่องสูบน้ำ.....	73
รูปที่ ก.2	เครื่องอัดลม	73
รูปที่ ก.3	วาล์วควบคุมการไหลของน้ำ.....	74
รูปที่ ก.4	ถังน้ำทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่.....	74
รูปที่ ก.5	ถังน้ำทรงกระบอกหน้าตัดคงที่สองถัง.....	75
รูปที่ ก.6	ชุดทดลองควบคุมเพนคูล์ม	75
รูปที่ ก.7	แผงวงจร PCL 726	76
รูปที่ ก.8	วิธีการต่อแผงวงจร PCL 726 ให้จ่ายกระแส	76
รูปที่ ก.9	แผงวงจร PCL 812PG	77

รูปที่ ก.10	แผงวงจร PCI 8133	77
รูปที่ ข.1	หน้าต่งกำหนดพารามิเตอร์ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2.....	78
รูปที่ ข.2	บล็อกตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2.....	79
รูปที่ ข.3	บล็อกไดอะแกรมของตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2	80
รูปที่ ข.4	โปรแกรมจำลองควบคุมระบบถึงน้ำหน้าตัดไม้คงที่	81
รูปที่ ข.5	โปรแกรมจำลองควบคุมระบบถึงน้ำสองถัง	82
รูปที่ ข.6	หน้าต่งกำหนดพารามิเตอร์การสื่อสาร xPC.....	83
รูปที่ ข.7	หน้าต่งสร้างบล็อค xPC.....	84
รูปที่ ข.8	โปรแกรมควบคุมระบบถึงน้ำหน้าตัดไม้คงที่.....	85
รูปที่ ข.9	โปรแกรมควบคุมระบบถึงน้ำสองถัง.....	86
รูปที่ ข.10	โปรแกรมควบคุมเพนคูถัม	88

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันได้มีการใช้ระบบควบคุมแบบอัตโนมัติกันอย่างแพร่หลายทั้งในอุตสาหกรรมการผลิต โรงไฟฟ้า เครื่องบิน รถยนต์ แม้แต่อุปกรณ์เครื่องใช้ไฟฟ้าที่ใช้ตามครัวเรือนก็ได้มีการนำระบบควบคุมแบบอัตโนมัติ (Automatic System) มาประยุกต์ใช้ จากแต่ก่อนที่ระบบหรืออุปกรณ์ต่างๆ มีความซับซ้อนต่ำและง่ายต่อการออกแบบตัวควบคุม แต่ต่อมาเมื่อได้มีการพัฒนาเทคโนโลยีต่างๆ เพื่อตอบสนองต่อการดำเนินชีวิตของมนุษย์ให้มีความสะดวกสบายและปลอดภัยสูงสุด ส่งผลให้ระบบต่างๆ เริ่มมีความซับซ้อนขึ้นเพื่อควบคุมระบบที่มีความซับซ้อน ให้สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด ทำให้มีการพัฒนาวิธีการควบคุมแบบต่างๆ ขึ้นมาเพื่อควบคุมการทำงานของระบบ แต่ก็ยังมีข้อจำกัดตรงที่ว่าวิธีการควบคุมแบบดั้งเดิมเดิม (Conventional Control) อ้างอิงกับสมการจำลองระบบ (Mathematics Model) ที่มีความซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) ยากต่อการหาสมการจำลองระบบ จึงได้มีการพยายามหาวิธีการควบคุมแบบใหม่ ที่สามารถจัดการกับระบบที่มีความซับซ้อนไม่เป็นเชิงเส้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ และไม่จำเป็นต้องใช้สมการจำลองระบบในการออกแบบตัวควบคุม

เมื่อมองกลับไปที่แนวความคิดพื้นฐานของการควบคุม จะพบว่าการควบคุมต่างๆ เริ่มต้นจากการสังเกตค่า (observation) เรียนรู้ (Learning) กำหนดกฎเกณฑ์ (Logic) แล้วปรับตั้งการควบคุมใหม่ (Adaptation) ให้เหมาะสมกับระบบ ซึ่งเป็นวิธีการที่มนุษย์ใช้ในการควบคุมระบบต่างๆ โดยไม่จำเป็นต้องรู้ถึงสมการจำลองระบบก็สามารถควบคุมระบบได้อย่างมีประสิทธิภาพ จากความสามารถในจุดนี้ของมนุษย์นี้ จึงได้มีการพัฒนาตัวควบคุมแบบข่ายงานนิวรัล (Neural-Network Control) ที่เลียนแบบมาจากโครงสร้างระบบประสาทของมนุษย์ ที่ประกอบด้วยกลุ่มของนิวรอนจำนวนมากเชื่อมต่อกันที่เรียกว่าข่ายงานนิวรัล (Neural-Network) โดยข่ายงานนิวรัลจะได้รับการฝึก (Training) ด้วยการป้อนค่าอินพุตที่สอดคล้องกับค่าเอาต์พุต (Training Set) แล้วทำการเรียนรู้ปรับค่านำหนักของข่ายงานเพื่อให้เอาต์พุตข่ายงานใกล้เคียงกับเอาต์พุตเป้าหมาย ระหว่างนั้นข่ายงานจะทำการสร้างแบบจำลองภายใน (Internal Model) แทนแบบจำลองจริงของกระบวนการ จนกระทั่งข่ายงานได้รับการฝึกจนได้เอาต์พุตข่ายงานเป็นที่ยอมรับแล้วก็จะนำข่ายงานนั้นไปประยุกต์ใช้ในงานต่างๆ

สำหรับงานทางด้านควบคุม ได้มีการนำข่างานนิวัตมาสร้างตัวควบคุมที่มีประสิทธิภาพสูง ในการควบคุมระบบที่ไม่ทราบถึงแบบจำลองระบบอย่างแน่ชัด ด้วยการใส่ข่างานนิวัตในการประมาณแบบจำลอง (System Identification) แล้วนำแบบจำลองที่ได้มาสร้างตัวควบคุม (Control Design) ตัวควบคุมนิวโรแบบหนึ่งที่มีความสามารถในการควบคุมระบบไม่เชิงเส้นที่มีความซับซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ คือตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ซึ่งมีความสามารถในการควบคุมให้เอาต์พุตของระบบติดตาม สัญญาณเอาต์พุตที่ต้องการได้อย่างดี ด้วยการคำนวณอินพุตของระบบที่เหมาะสมด้วยวิธีการทางพีชคณิต (Algebraic) จากความสามารถในการควบคุมให้เอาต์พุตของระบบติดตามแนววิถีที่ต้องการ (Trajectory Following Control) จึงสามารถนำตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ไปใช้ในงานควบคุมที่ต้องการควบคุมให้ระบบ ติดตามสัญญาณอ้างอิงที่ต้องการ เช่น ใช้กับเครื่อง CNC ที่ต้องการให้หัวกัด กัดชิ้นงานได้ตามแนวเส้นทางที่กำหนด หรือนำไปใช้กับหุ่นยนต์อุตสาหกรรมในลักษณะ Master – Slave นอกจากนั้นยังสามารถนำไปใช้กับการควบคุมแบบ By-Wire ของรถยนต์ ในการควบคุมวาล์วปีกผีเสื้อให้เปิดปิดตามคันเร่ง หรือการควบคุมการเลี้ยวของรถตามพวงมาลัย ทำให้ประสิทธิภาพในการขับขีรถยนต์เพิ่มขึ้น รวมทั้งยังช่วยลดต้นทุนของวัสดุในการผลิต

วิทยานิพนธ์นี้จะทำการศึกษาสถาปัตยกรรมของข่างานนิวัต วิธีการสร้างข่างานนิวัตเพื่อให้ได้ข่างานที่เหมาะสมต่อการใช้งาน และนำความรู้ที่ได้มาออกแบบตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ซึ่งมีความสามารถนำไปประยุกต์ใช้ควบคุมกับระบบต่างๆที่แตกต่างกัน โดยการกำหนดพารามิเตอร์ของข่างานเริ่มต้น และทำการฝึกข่างานให้เหมาะสมกับระบบที่ต้องการควบคุม วิทยานิพนธ์นี้จะใช้ตัวควบคุมที่ออกแบบได้ใน การควบคุมระบบไม่เชิงเส้น 3 ระบบ เพื่อดูความสามารถของตัวควบคุมในการควบคุมระบบที่แตกต่างกัน ระบบที่หนึ่งคือระบบควบคุมระดับน้ำในถังรูปทรงกระบอกที่มีพื้นที่หน้าตัดของถัง ไม่คงที่ ระบบที่สองคือระบบควบคุมระดับน้ำในถังน้ำรูปทรงกระบอกหน้าตัดคงที่สองถัง ระบบที่สามคือระบบเพนดูลัม โดยในการทดลองควบคุมระบบจะทดสอบความสามารถของตัวควบคุมในการทำให้ระบบมีเสถียรภาพ (Stabilization) และความสามารถในการควบคุมให้ระบบติดตามแนววิถี (Trajectory Following Control)

1.2 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์

ศึกษาและออกแบบตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ซึ่งมีความสามารถในการควบคุมระบบที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้เป็นอย่างดี และมีความสามารถในการเป็นตัวควบคุมสากลที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ควบคุมระบบต่างๆที่แตกต่างกันได้โดยเพียงกำหนดพารามิเตอร์เริ่มต้นและทำการฝึกข่างานใหม่ให้เหมาะสมกับระบบ

1.3 วิธีการดำเนินงาน

- 1) ศึกษาสถาปัตยกรรมข่ายงานนิวร์ลและคุณสมบัติของข่ายงาน
- 2) ศึกษาข่ายงานนิวร์ลแบบ NARMA-L2 กับความสามารถในการประมาณค่าแบบจำลอง และการนำข่ายงานนิวร์ลไปสร้างตัวควบคุมนิวโร เพื่อกำจัดความไม่เชิงเส้น และพลวัตของระบบ
- 3) ศึกษาระบบที่ใช้ในการทดลองออกแบบ และสร้างข่ายงานนิวร์ลแบบ NARMA-L2 จากนั้นนำข่ายงานนิวร์ลที่ได้ไปสร้างตัวควบคุมนิวโร เพื่อนำไปใช้ควบคุมระบบที่มีความซับซ้อนและไม่เชิงเส้น
- 4) จำลองการควบคุมระบบที่มีความซับซ้อนและไม่เชิงเส้น ด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2
- 5) ทดลองการทำงานจริงกับระบบ โดยทำการทดลองหาข้อมูลที่เหมาะสมในการฝึกข่ายงาน ทำการฝึกข่ายงาน และทดลองควบคุมระบบ
- 6) สรุปผลการวิจัยและพิมพ์วิทยานิพนธ์ฉบับสมบูรณ์

1.4 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์

- 1) ศึกษาข่ายงานนิวร์ลสำหรับการควบคุมระบบ
- 2) ออกแบบตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2
- 3) ออกแบบระบบไม่เชิงเส้นที่จะใช้ในการทดลอง
- 4) สร้างชุดทดลอง
- 5) ทดลองเก็บข้อมูลการฝึกข่ายงานกับระบบจริง
- 6) ทำการฝึกข่ายงาน จากนั้นใช้ตัวควบคุม NARMA-L2 ในการควบคุมระบบจริง

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1) ความรู้ทางสถาปัตยกรรมข่ายงานนิวร์ลที่เหมาะสมต่อการควบคุมระบบไม่เชิงเส้น และวิธีการออกแบบตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2
- 2) ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ที่มีความสามารถในการควบคุมระบบไม่เชิงเส้นที่ซับซ้อนโดยไม่จำเป็นต้องทราบถึงสมการจำลองระบบ และมีความสามารถเป็นตัวควบคุมสากล

1.6 เนื้อหาในวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์นี้แบ่งเนื้อหาเป็นทั้งหมด 6 บท กับ 1 ภาคผนวก บทที่ 1 กล่าวถึงที่มาและความสำคัญของปัญหา รวมถึงวัตถุประสงค์และวิธีการดำเนินการวิจัย บทที่ 2 กล่าวถึงประวัติงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง และแนวทางในการทำวิจัย บทที่ 3 กล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานของช่างงานนิวรรตสถาปัตยกรรม คุณสมบัติและวิธีการออกแบบตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 บทที่ 4 เป็นการจำลองควบคุมระบบดั่งน้ำหนัดคักๆ ไม่คงที่ และระบบดั่งน้ำสองดั่ง บทที่ 5 อธิบายถึงระบบที่ใช้ในการทดลองและผลการทดลอง บทที่ 6 เป็นการสรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ ภาคผนวก อธิบายถึงข้อมูลทางเทคนิคของอุปกรณ์และซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการทดลอง รวมถึงทฤษฎีที่เกี่ยวกับแบบจำลอง NARMA



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

เนื้อหาในบทนี้จะกล่าวถึงประวัติ และผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องของข่ายงานนิวรัล แบ่งเป็น ประวัติการพัฒนาข่ายงานนิวรัลและผลงานวิจัยข่ายงานนิวรัลกับการควบคุมระบบ

2.1 ประวัติของข่ายงานนิวรัล

ข่ายงานนิวรัล(Neural Network) ได้ถูกนำเสนอเป็นครั้งแรกในปี 1943 โดย Warren McCulloch และ Walter Pitts [1] โดยใช้ความรู้เรื่องหน้าที่ของสมองในเชิงกายภาพ ทรรกศาสตร์ และทฤษฎีการคำนวณ สร้างข่ายงานนิวรัลแบบตรรกเทรตไฮลด์ (Threshold logic) เป็นข่ายงานที่มี นิวรอนเพียงหน่วยเดียวมีสองอินพุตหนึ่งเอาต์พุต และค่าน้ำหนักถูกกำหนดไว้คงที่

Donald Hebb [2] ได้ตีพิมพ์หนังสือจากผลงานวิจัย ว่าการเรียนรู้ของสมองสามารถอธิบาย ได้ด้วยรูปแบบของการประกอบเซลล์ประสาทเข้าด้วยกันเป็น โครงข่ายและได้เสนอกฎการเรียนรู้ ของเฮบบ์ (Hebb's rule) ที่ทำให้ข่ายงานนิวรัลที่ McCulloch และ Pitts ได้เสนอไว้ สามารถเรียนรู้ ปัญหาต่างๆ ได้

Frank Rosenblatt [3] ได้พัฒนาแบบจำลองของ Warren McCulloch และ Walter Pitts ให้ สามารถปรับค่าน้ำหนักระหว่างการเรียนรู้ ข่ายงานยังคงมีชั้นเดียวเรียกว่าข่ายงานเปอร์เซปตรอน (Perceptron) และมีการเรียนรู้แบบมีการชี้นำ (Supervised Learning)

ในปี 1960 Bernard Widrow และ Marcian Hoff [4] ได้พัฒนาวิธีการทางคณิตศาสตร์ สำหรับปรับค่าน้ำหนักของข่ายงานนิวรัล โดยพยายามที่จะทำให้ค่าผิดพลาดกำลังสองมีค่าน้อยที่สุด อัลกอริธึมนี้ต่อมาเป็นที่รู้จักกันในชื่อค่าเฉลี่ยกำลังสองน้อยที่สุด (Least Mean Squares) และได้ พัฒนาอุปกรณ์ที่เรียกว่าอคาไลน์ (ADALINE) และกฎการเรียนรู้แบบใหม่ที่มีประสิทธิภาพสูง เรียกว่า กฎการเรียนรู้ของวิโดรว-ฮอฟฟ์ (Widrow-Hoff learning rule) ซึ่งเป็นการเรียนรู้แบบมีการ ชี้นำ

แบบจำลองเปอร์เซปตรอนนั้นเป็นที่สนใจอยู่พักใหญ่ในช่วงทศวรรษที่ 50-60 จนกระทั่ง ในปี ค.ศ.1969 Marvin Minsky และ Seymour Papert [5] ได้เสนอถึงข้อจำกัดทางทฤษฎีของข่ายงาน เปอร์เซปตรอนว่าไม่สามารถใช้งานกับระบบที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ และแสดงให้เห็นว่าไม่สามารถใช้ ข่ายงานเปอร์เซปตรอนเรียนรู้ฟังก์ชัน XOR ข้อเสนอดังกล่าวทำให้เกิดแนวคิดด้านลบต่อการพัฒนา

ระบบประมวลผลแบบโครงข่ายของเซลล์ประสาท และเนื่องจากในช่วงเวลาดังกล่าวไม่มีผู้ที่สามารถแก้ไขข้อจำกัดทางทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม ทำให้งานทางด้านข่ายงานนิวิรัลเป็นที่สนใจอยู่ในวงแคบ

Paul Werbos [6] ได้เสนออัลกอริธึมแบบกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ (Error Backpropagation Algorithm) ซึ่งเป็นวิธีการฝึกข่ายแบบเคลตาทั่วไป แต่ทว่าก็ยังไม่เป็นที่รู้จักกันมาก จนกระทั่งปี ค.ศ.1985 David Rumelhart และ James McClelland [7] ได้นำเสนออัลกอริธึมการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับอีกครั้ง ซึ่งเป็นอัลกอริธึมการเรียนรู้ที่มีการนำวิธีการของค่าผิดพลาดกำลังสองมารวมด้วย อัลกอริธึมนี้สามารถนำไปใช้ในการฝึกข่ายงานนิวิรัลที่มีความซับซ้อนขึ้น และได้ก้าวข้ามขีดจำกัดที่เคยถูกเสนอไว้โดย Minsky และ Papert ข่ายงานนิวิรัลจึงกลับมาเป็นที่นิยมอีกครั้งหนึ่ง

ในทศวรรษที่ 90 ข่ายงานนิวิรัลกลับมาเป็นที่สนใจในวงกว้าง เพราะสามารถพัฒนาข่ายงานให้สามารถนำมาใช้กับระบบที่มีความซับซ้อนและไม่เชิงเส้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ มีการนำข่ายงานนิวิรัลไปประยุกต์ใช้ในหลายๆด้านเช่นการเรียนรู้จำรูปแบบ (pattern recognition) การพยากรณ์อากาศ หรือการควบคุมระบบที่มีความซับซ้อน

2.2 งานวิจัยทางการควบคุมระบบที่เกี่ยวข้องกับวิทยานิพนธ์

Nerenda และ Parthasarathy [8] ได้เสนอการใช้ข่ายงานนิวิรัลในการสร้างแบบจำลองและควบคุมระบบทางกลที่ไม่เชิงเส้น โดยใช้ข่ายงานนิวิรัลเปอร์เซปตรอนหลายชั้น ในการสร้างแบบจำลองระบบ และฝึกข่ายงานด้วยวิธีการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับ ผลการจำลองการควบคุมระบบทางกลที่ไม่เชิงเส้นพบว่าให้ผลการควบคุมที่ดี

ในปี 1991 Tanomaru และ Omatu [9] ได้ประยุกต์ใช้ข่ายงานนิวิรัลกับอินเวิร์ตเพนดูลัม (Invert Pendulum) และในปีเดียวกันนี้เอง Greene และ Tan [10] ก็ได้ใช้ข่ายงานนิวิรัลในการควบคุมหุ่นยนต์แขนกลสองแขน ทั้งสองการทดลองได้ใช้วิธีการกระจายความผิดพลาดย้อนกลับในการฝึกข่ายงาน

Nordgren และ Meckl [11] ได้ใช้ข่ายงานควบคุมระบบขนานไปกับตัวควบคุมแบบพีดี (PD Controller) โดยตัวควบคุมพีดีทำการควบคุมระบบจริง ข่ายงานนิวิรัลช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการควบคุมระบบ

ในปี 1997 Nerenda และ Mukhopadhyay [12] ได้เสนอการควบคุมแบบปรับตัวได้ (Adaptive control) โดยใช้ข่ายงานนิวิรัลแบบ ARMA, NARMA และ NARMA-L2 เปรียบเทียบกัน ซึ่งแบบจำลองเหล่านี้เป็นแบบจำลองที่อาศัยค่าทางสถิติในการประมาณค่าในอนาคต สำหรับ

ขำงานนิวัตแบบ ARMA ค่าของตัวแปร ณ เวลาใดก็ตามจะมีความสัมพันธ์แบบเชิงเส้นกับค่าของตัวแปรนั้นในช่วงเวลาที่ผ่านมา ส่วนขำงานนิวัตแบบ NARMA ค่าของตัวแปร ณ เวลาใดก็ตามจะมีความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้นกับค่าของตัวแปรนั้นในช่วงเวลาที่ผ่านมา ขำงานนิวัตแบบ NARMA-L2 ได้จากการนำแบบจำลอง NARMA มาขยายด้วยอนุกรมเทเลอร์รอบจุดที่กำหนดเพื่อที่จะสามารถจัดรูปแบบสมการให้อยู่ในรูปของคอมพานีเยน (Companion form) ง่ายต่อการออกแบบให้เป็นการควบคุมแบบป้อนกลับทำให้เป็นเชิงเส้น (Feedback linearization control) ผลการจำลองการควบคุมพบว่าตัวควบคุมนิวัตแบบ NARMA -L2 ให้ผลการควบคุมดีใกล้เคียงกับตัวควบคุมนิวัตแบบ NARMA แต่สามารถสร้างตัวควบคุมได้ง่ายกว่า

Habibiyan Setayashi และ Alibieak [13] ได้ประยุกต์ใช้ขำงานนิวัตแบบ NARMA-L2 ร่วมกับตรรกฟัซซี (Fuzzy logic) ในการควบคุมระดับน้ำของเครื่องผลิตไฟฟ้าไอน้ำในโรงงานพลังไฟฟ้านิวเคลียร์ โดยจะแบ่งการผลิตไฟฟ้าเป็นระดับต่างๆ และมีตัวควบคุมนิวัต NARMA-L2 ระดับละตัวเพื่อควบคุมระดับน้ำของเครื่องผลิตไฟฟ้า และใช้ตรรกแบบฟัซซีถ่วงน้ำหนักของสัญญาณที่ออกจากตัวควบคุม NARMA-L2 แต่ละตัว ผลการจำลองการควบคุมพบว่าให้ผลการควบคุมตามสัญญาณอ้างอิงได้เป็นอย่างดีและยังมีความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดีขึ้น เมื่อเทียบกับการควบคุมแบบเชิงเส้นด้วยตัวควบคุม PI

Alexandru Floares [14] ใช้ขำงานนิวัตในการสร้างตัวควบคุมแบบป้อนกลับให้เป็นเชิงเส้น (Feedback linearization) ในการควบคุมกระบวนการ (Process control) จำขำในการทำดีโมเพื่อรักษาโรคมะเร็งซึ่งเป็นระบบที่ไม่เชิงเส้นสูง โดยได้ทำการทดลองการจำขำกับหนู ผลการควบคุมพบว่าตัวควบคุมนิวัตสามารถควบคุมกระบวนการได้เป็นอย่างดี

2.3 แนวทางในการทำวิจัย

งานวิจัยนี้จะทำการศึกษาสถาปัตยกรรมขำงานนิวัต และสร้างขำงานนิวัตเพื่อใช้ในการควบคุมระบบ และนำขำงานนิวัตที่ได้ไปประยุกต์ใช้ควบคุมระบบที่ไม่เป็นเชิงเส้น โดยขำงานนิวัตที่จะทำการศึกษาคือขำงานนิวัต NARMA-L2 ตามที่ Nerenda และ Mukhopadhyay [12] ได้นำเสนอ ในการทดลองควบคุมระบบจะนำตัวควบคุมนิวัต NARMA-L2 ไปทดลองควบคุมกับระบบที่มีความแตกต่างกัน เพื่อดูความสามารถในการเป็นตัวควบคุมสากล (Universal Controller) ของขำงานนิวัต ระบบที่จะนำขำงานนิวัตไปควบคุมคือเพนดูลัม และระบบควบคุมระดับของเหลว โดยจะทดสอบความสามารถของตัวควบคุม ในการกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้นของระบบ ความสามารถในการทำให้ระบบมีเสถียรภาพ (Stabilization) และความสามารถในการควบคุมให้ระบบติดตามแนววิถี (Trajectory Following Control)

บทที่ 3

ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2

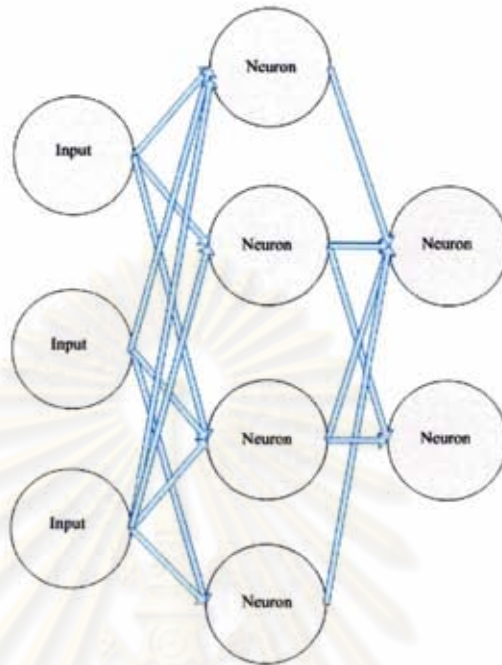
เนื้อหาในบทนี้จะกล่าวถึงตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 วิธีการออกแบบตัวควบคุม และการนำไปประยุกต์ใช้ ตัวควบคุมนิวโรสร้างมาจากข่ายงานนิวรัล จึงจะกล่าวถึงทฤษฎีของข่ายงานนิวรัล แต่เนื่องจากข่ายงานนิวรัลนั้นมีเนื้อหาครอบคลุมหลายสาขาความรู้ จึงจะทำการสรุปแต่เพียงทฤษฎีพื้นฐานของของข่ายงานนิวรัลที่จำเป็นต่อวิทยานิพนธ์เท่านั้น

3.1 ลักษณะทั่วไปของข่ายงานนิวรัล

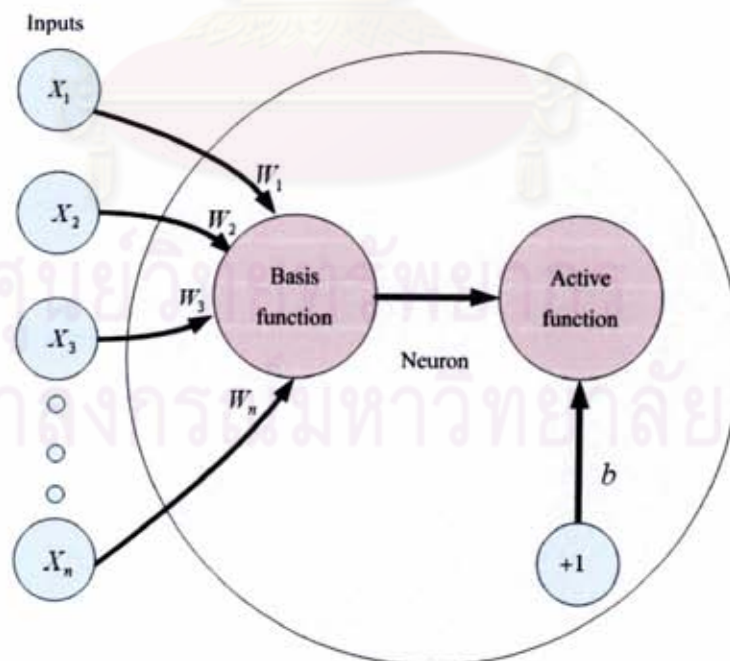
ข่ายงานนิวรัล คือแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่มีพื้นฐาน และแนวความคิดมาจากระบบประสาทของมนุษย์ มีจุดเด่นที่สามารถเรียนรู้จากข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองระบบ ข่ายงานนิวรัลเกิดจากสมการ และการคำนวณทางคณิตศาสตร์ที่ง่ายไม่ซับซ้อน มีการนำนิวรอนหลายตัวมาเชื่อมโยงเข้าด้วยกันเป็นชั้นๆ โดยนิวรอนชั้นแรกจะรับอินพุตข่ายงานเพื่อนำมาคำนวณ แล้วส่งผลการคำนวณที่ได้ไปเป็นอินพุตของนิวรอนชั้นถัดไป สุดท้ายก็จะนำเอาผลลัพธ์ของนิวรอนชั้นสุดท้ายมารวมกันกลายเป็นเอาต์พุตของข่ายงาน ดังแสดงในรูปที่3.1

นิวรอนมีองค์ประกอบสำคัญ คือค่าน้ำหนัก (Weight) ค่าไบแอส (Bias) ฟังก์ชันมูลฐาน (Basis function) และฟังก์ชันกระตุ้น (Active function) ดังแสดงในรูปที่3.2 ค่าน้ำหนัก และค่าไบแอสทำหน้าที่ขยายหรือลดสัญญาณที่เข้าสู่นิวรอน เป็นค่าที่สามารถปรับแต่งได้ เพื่อให้เอาต์พุตของข่ายงานนิวรัลมีค่าเหมาะสมต่อการใช้งาน ส่วนฟังก์ชันมูลฐานจะทำการรวมสัญญาณเอาต์พุตที่ถูกถ่วงด้วยค่าน้ำหนักแล้วซึ่งมีวิธีการรวมสัญญาณหลายวิธีเช่น การรวมแบบเชิงเส้นหรือการรวมแบบเชิงรัศมีแล้วแต่จะเลือกใช้แบบใด เมื่อฟังก์ชันมูลฐานทำการรวมสัญญาณเอาต์พุตแล้วก็จะนำไปรวมกับค่าไบแอส กลายเป็นอินพุตสุทธิ (Net input) และถูกส่งต่อไปยังฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณเอาต์พุตของนิวรอน เอาต์พุตข่ายงานที่เหมาะสมที่จะนำไปใช้งานนั้นจะๆ ได้มาจากการฝึกฝนให้ข่ายงานได้เรียนรู้ถึงงานที่จะถูกนำไปใช้ โดยวิธีการเรียนรู้นั้นสามารถแบ่งเป็นสองประเภทใหญ่ คือการเรียนรู้แบบมีการชี้นำ (Supervised learning) และการเรียนรู้แบบไม่มีการชี้นำ (Unsupervised learning) ข่ายงานนิวรัลนั้นมีหลากหลายรูปแบบแต่ที่นิยมใช้สำหรับงานควบคุม และใช้กับวิทยานิพนธ์นี้คือ ข่ายงานนิวรัลแบบเพอร์เซปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron) ที่นำเสนอในหัวข้อต่อไป

Neural Network Input Hidden Layer Output Layer



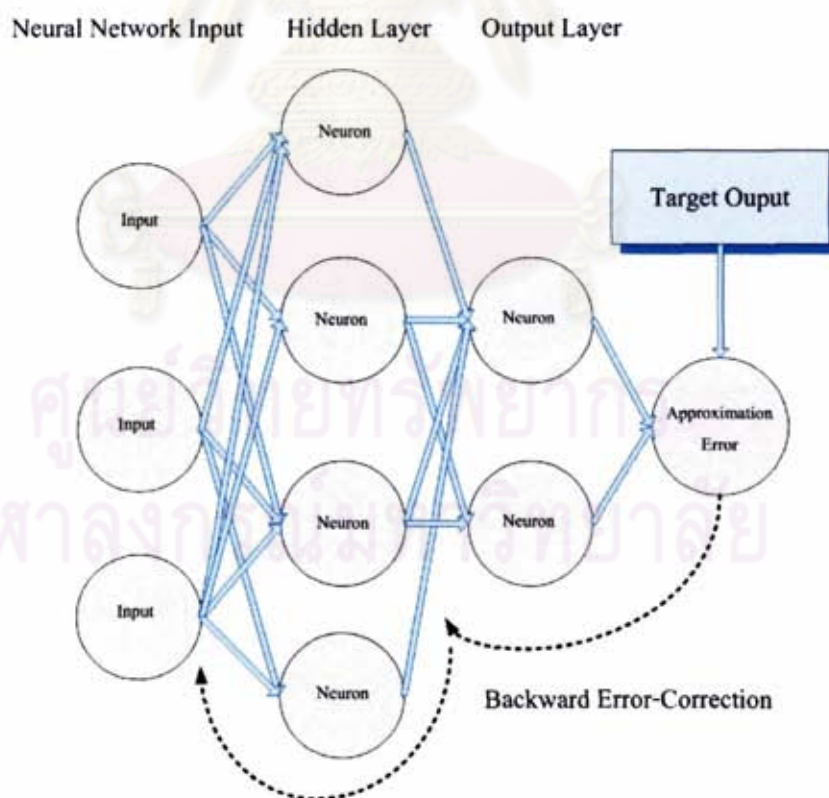
รูปที่3.1 ข่ายงานนิวรัล 2 ชั้น



รูปที่3.2 นิวรอน

3.2 ข่ายงานนิวรัลแบบเปอร์เซปตรอนหลายชั้น

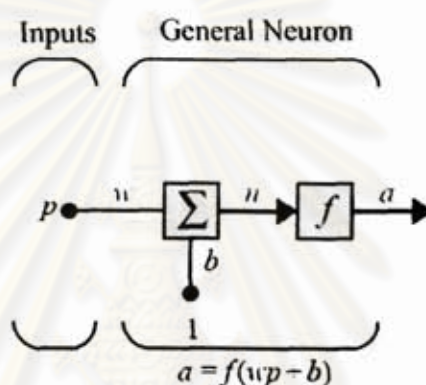
ข่ายงานนิวรัลแบบเปอร์เซปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron) ในแต่ละชั้นประกอบด้วยนิวรอนหลายตัว ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบมีการชี้นำ (Supervised learning) และใช้ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ (Backpropagation) สำหรับการฝึกฝนข่ายงาน โดยประกอบด้วยสองส่วนย่อยคือ การส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward pass) และการส่งผ่านย้อนกลับ (Backward pass) สำหรับการส่งผ่านไปข้างหน้า ข้อมูลจะผ่านเข้าโครงข่ายประสาทเทียมชั้นข้อมูลเข้า และส่งผ่านจากอีกชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่งจนกระทั่งถึงชั้นข้อมูลออก ส่วนการส่งผ่านย้อนกลับค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อ (Weight) จะถูกปรับเปลี่ยนให้สอดคล้องกับกฎการแก้ข้อผิดพลาด (Error-correction) ซึ่งก็คือผลต่างของผลตอบสนองข่ายงาน (Actual response) กับผลตอบสนองเป้าหมาย (Target response) ได้สัญญาณผิดพลาด (Error signal) ซึ่งสัญญาณผิดพลาดนี้จะถูกส่งย้อนกลับเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมในทิศทางตรงกันข้ามกับการเชื่อมต่อ ค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับจนกระทั่งผลตอบสนองข่ายงานเข้าใกล้ผลตอบสนองเป้าหมาย



รูปที่ 3.3 การฝึกฝนข่ายงานแบบการกระจายย้อนกลับ

3.2.1 แบบจำลองนิวรอนอินพุตเดี่ยว [15]

แบบจำลองนิวรอนอินพุตเดี่ยว (Single-Input Neuron) เป็นองค์ประกอบพื้นฐานของข่ายงานนิวรัล มี 1 นิวรอนและ 1 อินพุต ดังแสดงรูปที่ 3.4 สเกลาร์อินพุต p (Scalar input) จะถูกคูณด้วย สเกลาร์น้ำหนัก w (Scalar weight) แล้วนำมาบวกกับค่าไบแอส b (Bias) ได้ผลรวมอินพุตสุทธิ n จากนั้นจะถูกส่งไปคำนวณหาค่าสเกลาร์เอาต์พุต (Scalar output) ด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function)



รูปที่ 3.4 นิวรอนอินพุตเดี่ยว [15]

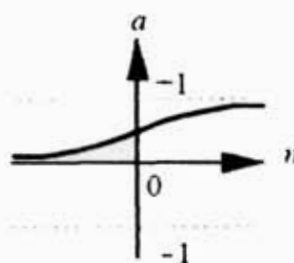
ค่านิวรอนเอาต์พุตสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$n = wp + b \quad (3.1)$$

$$a = f(n) = f(wp + b) \quad (3.2)$$

ค่าน้ำหนักและค่าไบแอสนี้จะทำหน้าที่ขยายหรือลดขนาดของสัญญาณก่อนถูกส่งเข้านิวรอน ในการฝึกข่ายงานค่าทั้งสองนี้จะถูกปรับเพื่อให้ได้เอาต์พุตออกมาใกล้เคียงกับเป้าหมายที่ต้องการมากที่สุด ส่วนฟังก์ชันกระตุ้นจะถูกเลือกโดยผู้ออกแบบข่ายงานนิวรัล ซึ่งสามารถเป็นได้ทั้งฟังก์ชันเชิงเส้นหรือไม่เชิงเส้นของตัวแปร n โดยฟังก์ชันที่นิยมใช้กันมากคือฟังก์ชัน ล็อก-ซิกมอยด์ (Log-Sigmoid function) ดังแสดงในรูปที่ 3.5 ฟังก์ชันล็อก-ซิกมอยด์ จะแปรค่าอินพุตที่มีค่าบวกมากๆ ให้เข้าใกล้ 1 หรือลบมากๆ ให้เข้าใกล้ศูนย์ดังสมการ 3.3

$$a = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (3.3)$$

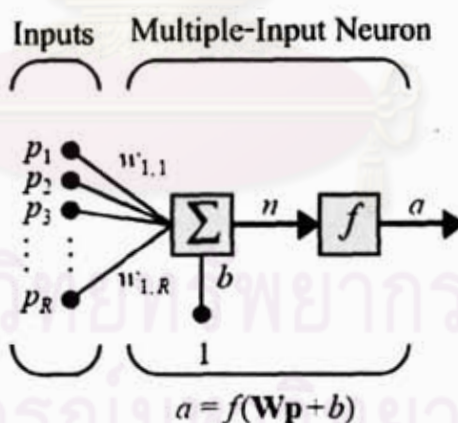


$$a = \text{logsig}(n)$$

รูปที่ 3.5 ฟังก์ชันกระตุ้นลอจิก - ซิกมอยด์ [15]

3.2.2 แบบจำลองนิวรอนหลายอินพุต [15]

โดยทั่วไปแล้ว นิวรอน 1 ตัวสามารถรับอินพุตได้มากกว่า 1 ตัว อินพุต p_1, p_2, \dots, p_R แต่ละตัวจะถูกถ่วงน้ำหนักด้วยค่า $w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,R}$ และสามารถแสดงให้อยู่ในรูปของของเมตริกซ์อินพุต p (Input Matrix) และเมตริกซ์น้ำหนัก W (Weight Matrix) ดังแสดงในรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 นิวรอนหลายอินพุต [15]

หลังจากอินพุตแต่ละตัวถูกถ่วงน้ำหนักจะถูกส่งไปยังฟังก์ชันมูลฐานเชิงเส้น จากนั้นนำไปรวมกับค่าไบแอส b ได้อินพุตสุทธิ (Net input) n ในรูปของ

$$n = w_{1,1} p_1 + w_{1,2} p_2 + \dots + w_{1,R} p_R + b \quad (3.4)$$

สามารถเขียนให้อยู่ในรูปของเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$n = Wp + b \quad (3.5)$$

นิวรอนเอาต์พุต (Neuron output) สามารถเขียนแสดงได้ดังนี้

$$a = f(n) = f(Wp + b) \quad (3.6)$$

โดยที่เมตริกซ์น้ำหนัก W สำหรับนิวรอนเดี่ยวจะเป็นเมตริกซ์หนึ่งแถว อินพุต p เป็นเวกเตอร์ ไบแอส b เป็นสเกลาร์ และนิวรอนเอาต์พุต a เป็นสเกลาร์ในกรณีที่มีนิวรอนเพียงตัวเดียว แต่หากมีนิวรอนหลายตัว a จะเป็นเวกเตอร์

โดยทั่วไปแล้วข่ายงานที่มีนิวรอนตัวเดียวแต่มีหลายอินพุต จะไม่พอเพียงต่อการทำงานที่มีความซับซ้อน จำเป็นต้องใช้นิวรอนหลายตัวเพื่อทำงานขนานกัน ซึ่งจะเรียกว่าชั้น (Layer) ซึ่งข่ายงานนิวรัลสามารถมีได้หลายชั้นแต่ละชั้นก็มิได้หลายนิวรอนขึ้นอยู่กับระบบที่จะนำไปประยุกต์ใช้

3.2.3 ข่ายงานชั้นเดียว [15]

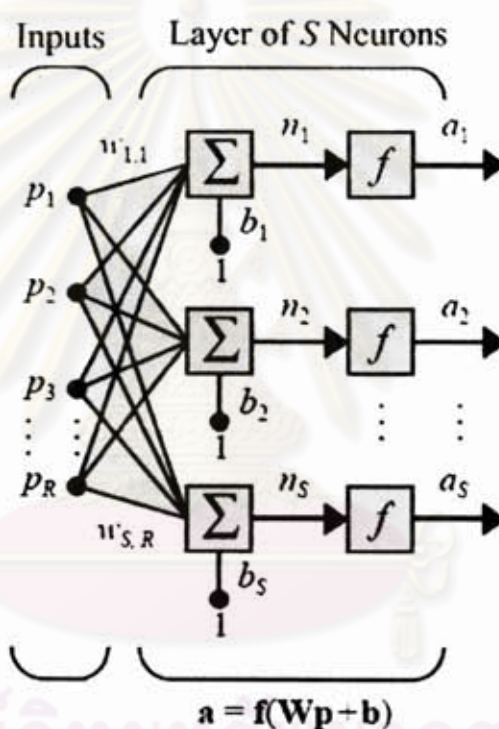
ข่ายงานชั้นเดียวประกอบไปด้วยนิวรอนจำนวน S ตัว เรียงอยู่ในชั้นเดียวกัน แสดงดังรูปที่ 3.7 อินพุตแต่ละตัวจะเชื่อมต่อกับแต่ละนิวรอน โดยที่จำนวนของอินพุตไม่จำเป็นต้องเท่ากับจำนวนของนิวรอน และค่าน้ำหนัก w ค่าไบแอส b และฟังก์ชันกระตุ้น f ของแต่ละนิวรอนก็ไม่จำเป็นต้องเหมือนกัน

จากรูปที่ 3.7 สามารถเขียนอินพุตให้อยู่ในรูปของเวกเตอร์ p ที่มีขนาดเท่ากับจำนวนอินพุต R

$$P = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_R \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

เมตริกซ์น้ำหนัก W จะมีขนาด $S \times R$ โดยที่ดัชนีแถวจะบอกถึงนิวรอนเป้าหมายดัชนีคอลัมน์บอกถึงแหล่งของอินพุต ส่วน a และ b เป็นเวกเตอร์ขนาดเท่ากับ S

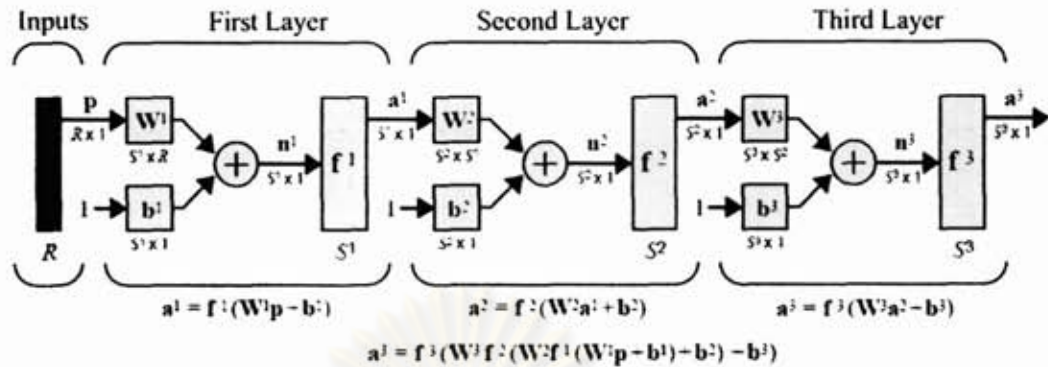
$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \cdots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \cdots & w_{2,R} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \cdots & w_{S,R} \end{bmatrix} \quad (3.8)$$



รูปที่ 3.7 ข่ายงานชั้นเดียว [15]

3.2.4 ข่ายงานหลายชั้น [15]

ข่ายงานหลายชั้น ประกอบไปด้วยนิวรอนหลายตัวเรียงต่อกันเป็นชั้นๆ มีเมตริกซ์น้ำหนัก W เวกเตอร์ไบแอส b เวกเตอร์อินพุตสุทธิ n และเวกเตอร์ a เป็นของตัวเองดังแสดงในรูปที่ 3.8 แสดงตัวอย่างข่ายงานสามชั้น การระบุว่าค่าพารามิเตอร์ต่างๆ อยู่ชั้นใดระบุด้วยตัวเลขที่มุมขวาบนของค่าพารามิเตอร์นั้น ยกตัวอย่างเช่นเมตริกซ์น้ำหนัก W' คือเมตริกซ์น้ำหนักของชั้นที่ 1



รูปที่ 3.8 ข่ายงานสามชั้น [15]

จากรูปที่ 3.8 สามารถเขียนสมการแสดงค่าเอาต์พุตของนิวรอนได้ดังนี้

$$a^{m+1} = f^{m+1}(W^{m+1} a^m + b^{m+1}) ; m = 0, 1, \dots, M-1, \quad (3.9)$$

เมื่อ M คือจำนวนชั้น และอินพุตของนิวรอนในชั้นแรกคืออินพุตของข่ายงาน

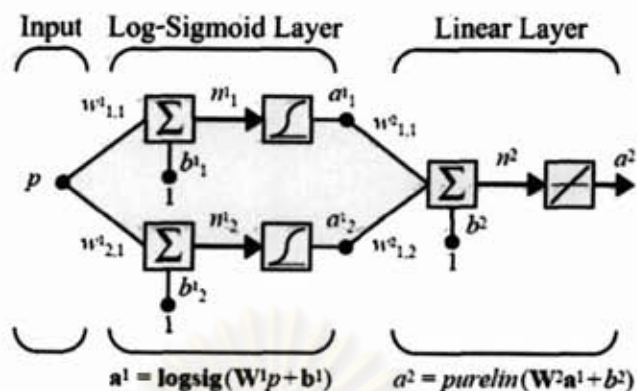
$$a^0 = p \quad (3.10)$$

$$a = a^M \quad (3.11)$$

จำนวนนิวรอนแต่ละชั้นนั้น ไม่จำเป็นต้องเท่ากันซึ่งทำให้ค่าเอาต์พุตของแต่ละชั้นก็ไม่จำเป็นต้องเท่ากันด้วย ค่าเอาต์พุตของชั้นก่อนหน้าจะเป็นค่าอินพุตของชั้นต่อไป ค่าเอาต์พุตจากชั้นสุดท้ายจะเรียกว่าเอาต์พุตข่ายงาน (Network output) และเรียกชั้นนั้นว่าชั้นเอาต์พุต (Output Layer) ส่วนชั้นอื่นๆจะเรียกว่าชั้นซ่อน (Hidden layer) ยกตัวอย่างเช่นชั้นที่หนึ่งมีอินพุต p ขนาด R มีเอาต์พุตคือ a^1 ขนาด S^1 ชั้นที่สองจะมีอินพุตคือ a^1 และมีค่าเอาต์พุต a^2 ขนาด S^2

3.2.5 ความสามารถในการประมาณค่าของข่ายงานหลายชั้น

ข่ายงานหลายชั้นมีความสามารถในการเป็นตัวแทนค่าสากล (Universal Approximators) โดยมีค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่สามารถปรับค่าได้เป็นตัวแทนสำคัญที่ทำให้ข่ายงานสามารถประมาณค่าได้อย่างถูกต้องยกตัวอย่างเช่น ข่ายงานสองชั้นดังรูปที่ 3.9 มีฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นแรกเป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ และมีฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นที่สองซึ่งเป็นชั้นเอาต์พุตข่ายงานเป็นฟังก์ชันเชิงเส้น



รูปที่ 3.9 ข่ายงานสองชั้น [15]

$$f^1(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (3.12)$$

$$f^2(n) = n \quad (3.13)$$

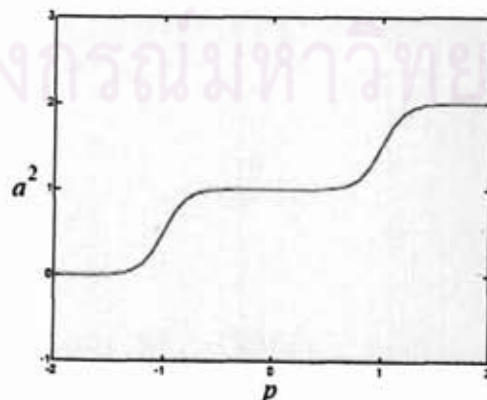
กำหนดค่าให้พารามิเตอร์ต่างๆมีค่าดังนี้

$$w^1_{1,1} = 10, w^1_{2,1} = 10, b^1_1 = -10, b^1_2 = 10, w^2_{1,1} = 1, w^2_{1,2} = 10, b^2 = 0$$

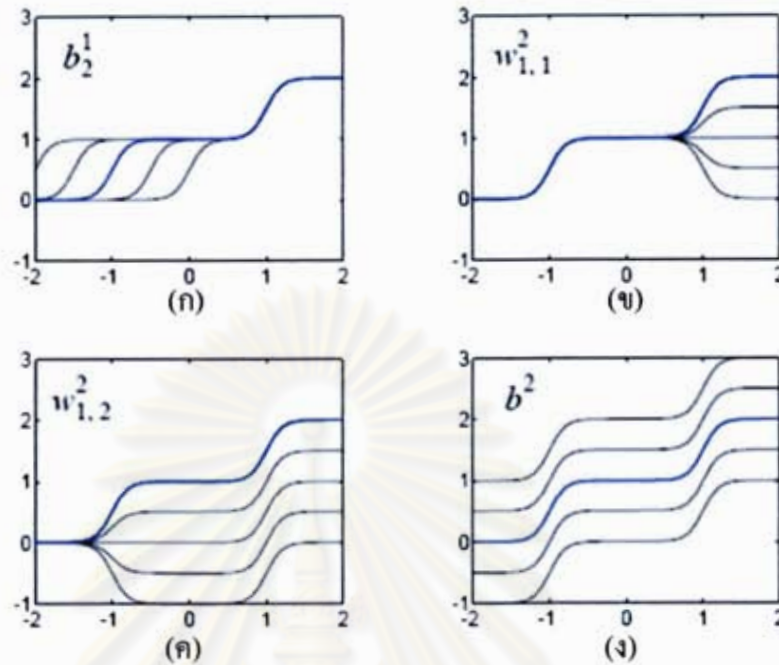
ให้อินพุต p มีค่าอยู่ระหว่าง $[-2, 2]$ จะได้ผลตอบสนองของข่ายงานดังรูปที่ 3.10 โดยที่ผลตอบสนองจะเป็นสัญญาณขั้นสองชั้น ซึ่งเป็นผลมาจากฟังก์ชันกระตุ้นของนิวรอนในชั้นแรก และสามารถปรับรูปร่างของผลตอบสนองข่ายงานได้จากการปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ

เมื่อเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์จะทำให้ผลตอบสนองของข่ายงานเปลี่ยนแปลงตามรูปที่ 3.11 ซึ่งแสดงผลตอบสนองของข่ายงานเมื่อมีการเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ทีละตัวดังนี้

$$-1 \leq w^2_{1,1} \leq 1, -1 \leq w^2_{1,2} \leq 1, 0 \leq b^2_1 \leq 20, -1 \leq b^2_2 \leq 1 \quad (3.14)$$



รูปที่ 3.10 ผลตอบสนองของข่ายงาน [15]



รูปที่3.11 ผลตอบสนองเมื่อเปลี่ยนแปลงค่าพารามิเตอร์ของข่ายงาน [15]

รูปที่3.11 (ก) แสดงผลตอบสนองเมื่อทำการเปลี่ยนแปลงค่าไบแอสของข่ายงานชั้นแรก (ข) และ (ค) แสดงผลตอบสนองเมื่อทำการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนักในชั้นเอาต์พุต (ง) แสดงผลตอบสนองเมื่อทำการเปลี่ยนแปลงค่าไบแอสในชั้นเอาต์พุต

3.3 การฝึกข่ายงาน

การนำข่ายงานนิวรัลไปใช้ในงานประมวลผลต่าง ๆ นั้น จะต้องทำการปรับรูปร่างค่าน้ำหนักและค่าไบแอสของข่ายงานแต่ละชั้นให้เหมาะสมเสียก่อน จึงจะทำให้ระบบสามารถทำหน้าที่เป็นตัวประมวลผลค่าสากลได้อย่างแม่นยำ วิธีการฝึกข่ายงานหลายชั้น (Training Multilayer Networks) ที่นิยมคือวิธีการเรียนรู้แบบมีการชี้นำ (Supervised learning) โดยจะใช้ชุดคู่ลำดับของอินพุตและค่าเป้าหมายที่สอดคล้องกัน อินพุตลำดับแรกจะถูกส่งไปยังข่ายงานเพื่อคำนวณเอาต์พุตของข่ายงาน แล้วนำมาเปรียบเทียบกับเอาต์พุตเป้าหมายที่สอดคล้องกับอินพุตลำดับแรกว่ามีความแตกต่างกันอย่างไร จากนั้นก็จะทำการปรับข่ายงานเพื่อให้ได้ค่าเอาต์พุตข่ายงานลำดับต่อไปที่ออกมาเป็นค่าตรงตามค่าเป้าหมายมากที่สุด โดยวิธีปรับข่ายงานวิธีที่นิยมใช้กันคือวิธีการกระจายย้อนกลับ (Backpropagation) ซึ่งจะประกอบไปด้วยการคำนวณหาค่าเอาต์พุตจากระบบข่ายงาน การคำนวณค่าความผิดพลาด การคำนวณค่าการกระจายย้อนกลับของค่าความผิดพลาด และการปรับ

ค่าพารามิเตอร์ของข่ายงาน กระบวนการเหล่านี้จะถูกรวบรวมทำซ้ำจนกระทั่งค่าความผิดพลาดที่ได้จากข่ายงานมีค่าต่ำกว่าค่าที่ตั้งไว้หรือครบตามจำนวนรอบ (Epoch) ที่กำหนด

3.3.1 ธรรมชาติสมรรถนะ [15]

อัลกอริทึมของการแพร่กระจายแบบย้อนกลับ (Backpropagation algorithm) สำหรับข่ายงานหลายชั้นจะใช้วิธีการลดระดับตามแนวเกรเดียนต์ (Gradient Descent Method) เพื่อทำให้ค่าความผิดพลาดรวมของข่ายงานถึงสองมีค่าน้อยที่สุด (Least mean square error) โดยจะใช้ข้อมูลการฝึก (Training Set) ซึ่งประกอบไปด้วยอินพุตและเป้าหมายซึ่งมีรูปแบบดังนี้

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\} \quad (3.15)$$

โดยที่ p_q คือเมตริกซ์อินพุตของข่ายงาน และ t_q คือเมตริกซ์เอาต์พุตเป้าหมาย (Target output) เอาต์พุตของข่ายงานจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับเอาต์พุตเป้าหมาย จากนั้นก็จะทำการปรับค่าพารามิเตอร์ของข่ายงานให้ผลรวมความผิดพลาดถึงสองมีค่าน้อยที่สุด

$$F(X) = \sum_{q=1}^Q e_q^2 = \sum_{q=1}^Q (t_q - a_q)^2 \quad (3.16)$$

x คือเวกเตอร์น้ำหนักและไบแอสทั้งหมดของข่ายงาน a_q คือเอาต์พุตข่ายงาน และถ้าข่ายงานมีเอาต์พุตหลายตัวสมการผลรวมความผิดพลาดถึงสองสามารถเขียนอยู่ในรูปการดำเนินการทางเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$F(X) = \sum_{q=1}^Q e_q^T e_q = \sum_{q=1}^Q (t_q - a_q)^T (t_q - a_q) \quad (3.17)$$

3.3.2 การลดระดับตามแนวเกรเดียนต์ [15]

วิธีการลดระดับตามแนวเกรเดียนต์ (Gradient descent) เป็นวิธีการที่นำมาใช้ในการปรับค่าพารามิเตอร์ของข่ายงาน โดยจะทำการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักและไบแอสในทิศทางที่มีความชันสูงสุด หรือค่าฟังก์ชันมีค่าลดลงมากที่สุด พิจารณาฟังก์ชัน $F(x)$ ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่ต้องการหาค่า x ที่ทำให้ $F(x)$ มีค่าต่ำที่สุด สามารถหาค่า x นี้ได้จากการทำซ้ำ

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k \quad (3.18)$$

$$\mathbf{d}_k = -\nabla F(\mathbf{x}) \quad (3.19)$$

α_k คือค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)

\mathbf{d}_k คือเวกเตอร์ที่มีทิศทางทำให้ค่า $F(\mathbf{x})$ มีค่าลดลง ซึ่งหาได้จากวิธีการลดระดับตามแนวเกรเดียนต์ร่วมกับผลรวมความผิดพลาดกำลังสอง สามารถคำนวณค่าน้ำหนักและไบแอสได้ดังนี้

$$w_{i,j}^m(k+1) = w_{i,j}^m(k) - \alpha \frac{\partial F}{\partial w_{i,j}^m} \quad (3.20)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \frac{\partial F}{\partial b_i^m} \quad (3.21)$$

จากสมการที่ (3.20) และ (3.21) ในการจะพิจารณาหาค่า $\frac{\partial F}{\partial w_{i,j}^m}$ และ $\frac{\partial F}{\partial b_i^m}$ โดยตรงนั้นไม่สามารถคำนวณได้โดยง่าย จะใช้กฎลูกโซ่เข้ามาช่วยในการคำนวณ

$$\frac{\partial F}{\partial w_{i,j}^m} = \frac{\partial F}{\partial n_i^m} \times \frac{\partial n_i^m}{\partial w_{i,j}^m} \quad (3.22)$$

$$\frac{\partial F}{\partial b_i^m} = \frac{\partial F}{\partial n_i^m} \times \frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m} \quad (3.23)$$

สามารถคำนวณหาค่า $\frac{\partial n_i^m}{\partial w_{i,j}^m}$ และ $\frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m}$ ได้โดยง่ายเนื่องจากอินพุตสุทธิ (Net input) n_i^m ของชั้น m เป็นฟังก์ชันของค่าน้ำหนัก และค่าไบแอสในชั้นนั้น

$$n_i^m = \sum_{j=1}^{s^{m-1}} w_{i,j}^m a_j^{m-1} + b_i^m \quad (3.24)$$

$$\frac{\partial n_i^m}{\partial w_{i,j}^m} = a_j^{m-1}, \quad \frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m} = 1 \quad (3.25)$$

กำหนดให้ค่าความไวของ F (Sensitivity of F) เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของอินพุตสุทธิของนิวรอน i ในชั้น m คือ s_i^m

$$s_i^m = \frac{\partial F}{\partial n_i^m} = \frac{\partial F}{\partial n_j^{m+1}} \times \frac{\partial n_j^{m+1}}{\partial n_i^m} = s_i^{m+1} \times \frac{\partial n_j^{m+1}}{\partial n_i^m} \quad (3.26)$$

ในที่นี้ $\frac{\partial F}{\partial n_j^{m+1}}$ ก็คือค่าความไวของชั้นที่ $m+1$ นั่นคือสามารถคำนวณค่าความไวของ F

จากชั้นเฮดท์ชุด ไปสู่ชั้นที่ 1 จึงเป็นที่มาของชื่อการกระจายย้อนกลับ

จากสมการ 3.24 สามารถคำนวณค่า $\frac{\partial n_j^{m+1}}{\partial n_i^m}$ ได้ดังนี้

$$\frac{\partial n_i^{m+1}}{\partial n_j^m} = \frac{\partial n_i^{m+1}}{\partial a_j^m} \times \frac{\partial a_j^m}{\partial n_j^m} = w_{i,j}^{m+1} \times \frac{\partial f_j^m}{\partial n_j^m} \quad (3.27)$$

ดังนั้นสามารถหาค่าความไวของ F ที่ชั้น m ในรูปเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$\mathbf{s}^m = \mathbf{f}^m(\mathbf{n}^m)(\mathbf{W}^{m+1})^T \mathbf{s}^{m+1}, \quad m = M-1, \dots, 2, 1 \quad (3.28)$$

โดยที่ \mathbf{s}^M คือเมตริกซ์ความไวของชั้นเฮดท์ชุด หาได้จาก

$$\mathbf{s}^M = -2\mathbf{f}^M(\mathbf{n}^M)(\mathbf{t}-\mathbf{a}) \quad (3.29)$$

$$\mathbf{f}^m(\mathbf{n}^m) = \begin{bmatrix} f^m(n_1^m) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & f^m(n_2^m) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & f^m(n_{s^m}^m) \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

สามารถหาค่านำหนักและไบแอสที่ถูกปรับด้วยวิธีลดระดับตามแนวเกรเดียนต์ได้ดังนี้

$$w_{i,j}^m(k+1) = w_{i,j}^m(k) - \alpha s_i^m a_j^{m-1} \quad (3.31)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha s_i^m \quad (3.32)$$

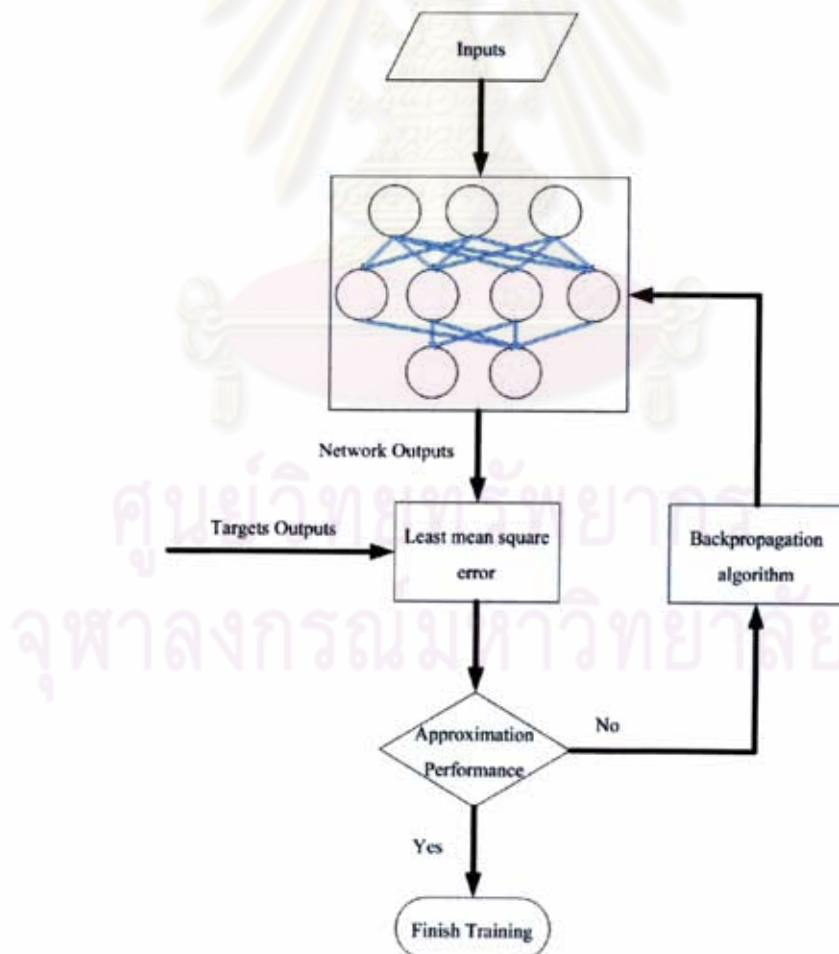
เขียนให้อยู่ในรูปเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$\mathbf{W}^m(k+1) = \mathbf{W}^m(k) - \alpha \mathbf{s}^m (\mathbf{a}^{m-1})^T \quad (3.33)$$

$$\mathbf{b}^m(k+1) = \mathbf{b}^m(k) - \alpha \mathbf{s}^m \quad (3.34)$$

3.3.3 สรุปการฝึกข่ายงานด้วยวิธีการกระจายย้อนกลับ

- 1) กำหนดค่าเริ่มต้นของค่าน้ำหนักและค่าไบแอส
- 2) คำนวณหาค่าเอาต์พุตข่ายงานจากเวกเตอร์การสอนชุดแรกโดยใช้สมการ 3.9
- 3) คำนวณค่าความไวเริ่มต้นจากชั้นเอาต์พุต ตามสมการ 3.29 ไปยังชั้นซ่อนตามสมการ 3.28
- 4) จากนั้นทำการปรับค่าน้ำหนักและไบแอส ตามสมการ 3.33 และ 3.34
- 5) เมื่อปรับปรุงค่าน้ำหนักและไบแอสจนครบทุกชั้นแล้วก็ทำการคำนวณวนซ้ำตามชั้นคอนที่ 1-3 ใหม่ โดยใช้เวกเตอร์การสอนชุดถัดไป และใช้ค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่ได้จากการคำนวณก่อนหน้านี้ กระทำซ้ำไปเรื่อยๆจนครบจำนวนรอบที่ต้องการหรือได้ค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ตามกำหนด หากใช้ข้อมูลที่ใช้สอนครบแล้วแต่ยังไม่ได้ข่ายงานตามต้องการ ก็วนกลับไปใช้ชุดการสอนเดิม



รูปที่ 3.12 ขั้นตอนการเรียนรู้ของข่ายงานนิเวรล์

3.4 ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 [15]

จากความสามารถของข่ายงานนิวโรที่สามารถฝึกฝนให้เป็นตัวประมาณค่าสากลได้ จึงมีการนำข่ายงานนิวโรมาประยุกต์ใช้ในงานควบคุม มีสถาปัตยกรรมข่ายงานนิวโรหลายรูปแบบที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองและออกแบบตัวควบคุม ซึ่งสถาปัตยกรรมแต่ละแบบก็มีข้อดีข้อเสียแตกต่างกัน สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ต้องการใช้ข่ายงานนิวโรในการควบคุมระบบไม่เชิงเส้นให้มีผลตอบของระบบได้ตามที่ต้องการ จึงเลือกสถาปัตยกรรมข่ายงานนิวโรแบบ NARMA-L2 ที่มีความสามารถในการจำลองระบบไม่เชิงเส้นได้เป็นอย่างดี ในขั้นต้นแรกจะทำการประมาณแบบจำลองระบบด้วยข่ายงานนิวโรแบบ NARMA-L2 จากนั้นนำข่ายงานที่ได้มาสร้างตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 เพื่อใช้ในการควบคุมระบบ โดยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 มีลักษณะการทำงานคล้ายคลึงกับตัวควบคุมป้อนกลับทำให้เป็นเชิงเส้น (Feedback linearization control)

หากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของระบบอินพุตเดียวในระบบเวลาต่อเนื่องสามารถเขียนให้อยู่ในรูปแบบคอมพอนีนชันได้ ดังแสดงในสมการที่ (3.35)

$$\dot{x}_p^{(n)} = f(x_p) + g(x_p)u \quad (3.35)$$

$$\mathbf{x}_p = [x_p \dot{x}_p \dots x_p^{(n-1)}]^T \quad (3.36)$$

\mathbf{x}_p เป็นเวกเตอร์แสดงสถานะของระบบ

n แสดงถึงลำดับ

u คืออินพุตของระบบ

สามารถทำให้สมการ 3.35 เป็นสมการเชิงเส้นได้โดยให้ u มีค่าดังสมการ 3.37

$$u = \frac{1}{g(\mathbf{x}_p)} [-f(\mathbf{x}_p) - \mathbf{k}^T \mathbf{x}_p + r] \quad (3.37)$$

แทนสมการที่ (3.37) ในสมการที่ (3.35) จะได้

$$\dot{x}_p^{(n)} = \mathbf{k}^T \mathbf{x}_p + r \quad (3.38)$$

จากสมการ 3.38 จะเห็นได้ว่าเมื่อกำหนดให้ u มีค่าดังสมการ 3.37 ระบบจะกลายเป็นเชิงเส้นและสามารถกำหนดผลตอบสนองให้เป็นไปตามต้องการได้โดยเลือกค่า \mathbf{k} ที่เหมาะสม และ

สามารถทำการควบคุมให้ระบบติดตามแนววิถีที่ต้องการ ด้วยการนำพลศาสตร์ย้อนกลับ (Inverse Dynamics)

จากสมการที่ (3.35) - (3.38) เห็นได้ว่าหากแบบจำลองคณิตศาสตร์ของระบบสามารถเรียบเรียงให้อยู่ในรูปแบบคอมพาทเนียนจะสามารถออกแบบตัวควบคุมเพื่อให้ระบบไม่เชิงเส้นกลายเป็นระบบเชิงเส้นได้โดยง่าย แต่หากระบบที่ต้องการจะควบคุมนั้นไม่สามารถจัดให้อยู่ในรูปแบบคอมพาทเนียน หรืออาจจะมีควมซับซ้อนจนไม่สามารถหาแบบจำลองที่แม่นยำเพียงพอ ส่งผลให้ไม่สามารถออกแบบตัวควบคุมย้อนกลับให้เป็นเชิงเส้นที่มีประสิทธิภาพได้ ในกรณีที่ไม่สามารถหาแบบจำลองแม่นยำได้แต่หากรู้ถึงค่าอินพุตและเอาต์พุตของระบบที่เวลาต่างๆ ก็สามารถสร้างแบบจำลองในระบบเวลาไม่ต่อเนื่องด้วยวิธีการทางสถิติ โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series) แบบจำลองอนุกรมเวลาที่เหมาะสมต่อการจำลองระบบที่มีความซับซ้อนและง่ายต่อการนำไปใช้สร้างตัวควบคุมย้อนกลับให้เป็นเชิงเส้น คือแบบจำลองอนุกรมเวลา NARMA-L2

3.4.1 แบบจำลองอนุกรมเวลา NARMA-L2 [12, 17]

แบบจำลอง NARMA-L2 พัฒนามาจากแบบจำลอง NARMA (Nonlinear Autoregressive Moving Average) ซึ่งเป็นแบบจำลองในระบบเวลาไม่ต่อเนื่องโดยค่าเอาต์พุตของระบบที่เวลาใดๆ จะมีความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้นกับค่าของเอาต์พุต และอินพุตของระบบในช่วงเวลาที่ผ่านมา แบบจำลอง NARMA จะแตกต่างจากแบบจำลองในรูปแบบสเตต ตรงที่ NARMA จะไม่ใช้ค่าสเตตในการแสดงระบบ แต่จะใช้เพียงแค่อินพุตและเอาต์พุตเท่านั้นในการแสดงระบบ

พิจารณาระบบ อินพุตเดี่ยว-เอาต์พุตเดี่ยว (SISO) ในรูปแบบสมการสเตต (State Equations) ในระบบเวลาไม่ต่อเนื่อง

$$\begin{aligned} \Sigma: \quad & x(k+1) = f[x(k); u(k)] \\ & y(k) = h[x(k)] \end{aligned} \quad (3.39)$$

โดยที่ $x(k) \in \mathbb{R}^n$, $u(k) \in \mathbb{R}$ และ $y(k) \in \mathbb{R}$ คือ ค่าสเตต อินพุตและเอาต์พุต

$f: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^n$, $h: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ และ $f, h \in C^\infty$ (เป็นฟังก์ชันที่มีความต่อเนื่อง) และ สมมติว่า $f(0,0) = 0$ และ $h(0) = 0$ (มีสมจุดที่จุดกำเนิด)

จากระบบตามสมการ 3.39 ในบริเวณใกล้เคียงกับจุดสมจุด ระบบมีระดับขั้นความสัมพันธ์ (Relative Degree) เท่ากับ d สามารถแสดงระบบแบบแม่นยำตรง (Exact Representation of The Systems) ได้ด้วยแบบจำลอง NARMA ตามสมการ 3.40 (สามารถศึกษารายละเอียดเพิ่มเติมได้ที่ ภาคผนวกและจากเอกสารอ้างอิง [12])

$$y(k+d) = F [y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] \quad (3.40)$$

จากแบบจำลอง NARMA ตามสมการ 3.40 สามารถอธิบายได้ว่าอินพุตที่เวลา k ใดๆ จะส่งผลต่อเอาต์พุตที่เวลา d ต่อมา และสามารถสร้างตัวควบคุมให้ $y(k+d) = y_r(k+d)$ ได้ตามสมการ 3.41

$$u(k) = G [y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), y_r(k+d), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] \quad (3.41)$$

ถ้าใช้ตัวควบคุมตามสมการ 3.41 กับระบบตามสมการ 3.49 จะสามารถควบคุมให้อาต์พุตของระบบตามเส้นทางที่ต้องการได้ตามต้องการ แต่ทว่าในทางปฏิบัติการสร้างตัวควบคุมตามสมการ 3.41 ด้วยงานนิเวศมีความยาก และต้องใช้การคำนวณที่ซับซ้อน จึงไม่สะดวกในการสร้างตัวควบคุม จึงมีการพัฒนาแบบจำลอง NARMA-L2 ที่มีพื้นฐานมาจากการประมาณแบบจำลอง NARMA ด้วยอนุกรมเทย์เลอร์ เพื่อให้สามารถนำมาสร้างตัวควบคุมให้ $y(k+d) = y_r(k+d)$ ได้โดยง่าย

จากสมการ 3.40 นำ F มาขยายด้วยอนุกรมเทย์เลอร์ (Taylor series expansion) รอบจุด $[(y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k) = 0, u(k-1), u(k-2), \dots, u(k-n+1))]$ จะได้แบบจำลอง NARMA-L2 ตามสมการ 3.42 (สามารถศึกษารายละเอียดเพิ่มเติมได้ที่ภาคผนวกและจากเอกสารอ้างอิง [12])

$$y(k+d) = f[y(k), \dots, y(k-n+1), \dots, u(k-n+1)] + g[y(k), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] \cdot u(k) \quad (3.42)$$

$$\begin{aligned} & f[y(k), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] \\ & = F [y(k), \dots, y(k-n+1), 0, u(k-1), \dots, u(k-n+1)] \end{aligned} \quad (3.43)$$

$$g = \left. \frac{\partial F}{\partial u(k)} \right|_{(y(k), \dots, y(k-n+1); u(k)=0, u(k-1), \dots, u(k-n+1))} \quad (3.44)$$

จากการที่นำ F มาขยายด้วยอนุกรมเทย์เลอร์แล้วกำหนดให้ $u(k) = 0$ ส่งผลให้แบบจำลอง NARMA-L2 ที่ได้มีประสิทธิภาพ เมื่อสัญญาณควบคุมมีขนาดเล็ก แต่ทว่าหากระบบที่

ทำการจำลองนั้นสามารถเรียบเรียงให้อยู่ในรูปแบบคอมพาคเนชันได้อยู่แล้ว ความแม่นยำของแบบจำลอง NARMA-L2 ที่ได้จะไม่ขึ้นอยู่กับขนาดของสัญญาณควบคุม

จากสมการ 3.42 จะสามารถออกแบบตัวควบคุมเพื่อให้ $y(k+d) = y_r(k+d)$ ได้ตามสมการ 3.45

$$u(k) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1)]}{g[y(k), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1)]} \quad (3.45)$$

เมื่อแทนสมการ 3.45 ลงในสมการ 3.42 จะได้

$$y(k+d) = y_r(k+d) \quad (3.46)$$

แต่ในทางปฏิบัติไม่สามารถสร้างตัวควบคุมตามสมการ 3.45 ได้เพราะว่าต้องใช้เอาต์พุต $y(k)$ เพื่อสร้างอินพุต $u(k)$ ในเวลาเดียวกัน ในทางปฏิบัติจึงต้องใช้ตัวควบคุมตามสมการ 3.47 เมื่อ $d \geq 2$

$$u(k+1) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), \dots, y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-n+1)]}{g[y(k), \dots, y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-n+1)]} \quad (3.47)$$

ในการพิจารณาเสถียรภาพของระบบปิดจากการใช้ตัวควบคุมที่ได้จากแบบจำลอง NARMA-L2 ถ้าเศษที่เหลือจากการนำ F มาขยายด้วยอนุกรมเทย์เลอร์อยู่ในขอบเขต (Bound) ระบบปิดจะมีเสถียรภาพถ้าระบบตามสมการ 3.39 เป็นระบบมินิมัมเฟส (Minimum Phase) (สามารถศึกษารายละเอียดเพิ่มเติมได้จากเอกสารอ้างอิง [12])

ตัวควบคุมที่ได้จากแบบจำลอง NARMA-L2 ไม่เพียงแต่กำจัดความไม่เป็นเชิงเส้นของระบบ แต่ยังกำจัดพลวัตของระบบทิ้งไปด้วย ทำให้สุดท้ายแล้วระบบปิด (Close Loop System) จะอยู่ในรูปพีชคณิตตามสมการ 3.46 ซึ่งจากสมการจะเห็นได้ว่า เอาต์พุตของระบบเท่ากับเอาต์พุตที่ต้องการ ทำให้สามารถทำการควบคุมในเอาต์พุตของระบบติดตามสัญญาณอ้างอิงที่ต้องการได้อย่างสมบูรณ์โดยไม่ต้องหาพลศาสตร์ย้อนกลับ (Inverse Dynamics) เพื่อใช้ในการสร้างสัญญาณอ้างอิง และเนื่องจากแบบจำลอง NARMA-L2 แสดงระบบไม่เชิงเส้นด้วยอินพุตและเอาต์พุตของระบบในระบบเวลาไม่ต่อเนื่อง จึงเหมาะสมที่จะนำช่างานนิวัตมาช่วยในการประมาณค่าแบบจำลอง NARMA-L2

3.4.2 ข่ายงานนิเวรลแบบ NARMA-L2

3.4.2.1 สถาปัตยกรรมข่ายงานนิเวรลแบบ NARMA-L2

สถาปัตยกรรมข่ายงานนิเวรลแบบ NARMA-L2 ประกอบไปด้วยข่ายงานนิเวรลแบบเปอร์เซปตรอนหลายชั้นจำนวนสองข่ายงาน ข่ายงานตัวแรกทำหน้าที่ประมาณค่าฟังก์ชัน f ข่ายงานตัวที่สองทำหน้าที่ประมาณค่าฟังก์ชัน g แต่ละข่ายงานนิเวรลจะมีชั้นของข่ายงาน 2 ชั้นคือ ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) ในชั้นซ่อนจะมีนิเวรอนตามแต่ที่กำหนด ใช้ฟังก์ชันมูลฐานแบบผลรวมเชิงเส้นและใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบลือก-ซิก ส่วนในชั้นเอาต์พุตจะมีเพียง 1 นิเวรอน ใช้ฟังก์ชันมูลฐานแบบผลรวมเชิงเส้นและใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเชิงเส้น อินพุตของข่ายงานที่จะถูกนำมาใช้ในการประมาณค่าฟังก์ชัน f และ g คือค่าอินพุตของระบบ u และเอาต์พุตของระบบ y ที่เวลาต่างๆ

ตารางที่ 3.1 สรุปโครงสร้างข่ายงานนิเวรลในการประมาณค่าฟังก์ชัน f และ g

	จำนวนนิเวรอน	ฟังก์ชันมูลฐาน	ฟังก์ชันกระตุ้น
ชั้นซ่อน	ตามแต่กำหนด	ผลรวมเชิงเส้น	ผลรวมเชิงเส้น
ชั้นเอาต์พุต	1	ผลรวมเชิงเส้น	ลือก-ซิก

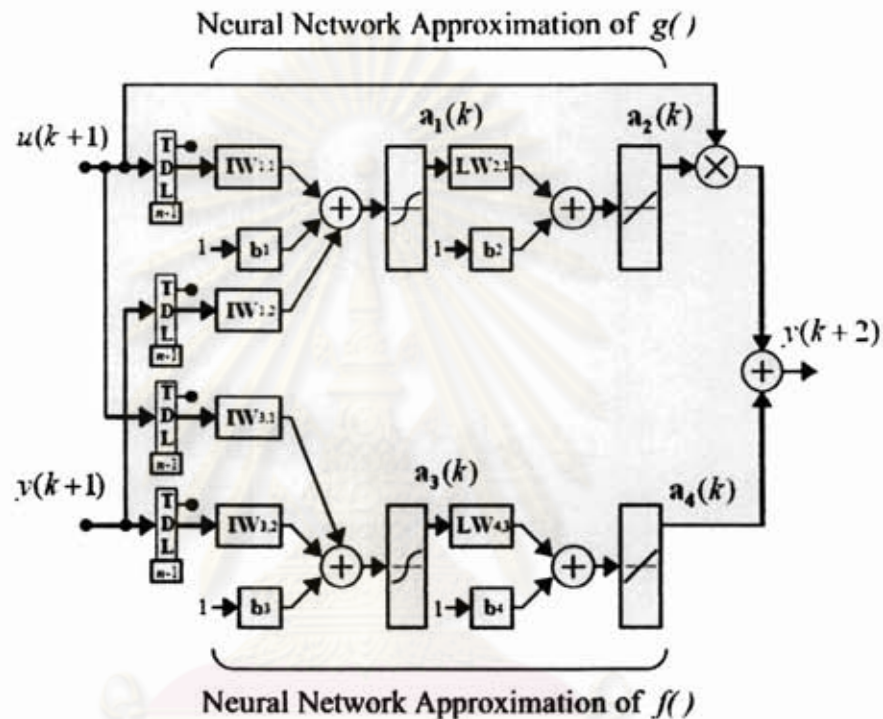
ในการกำหนดอินพุตของข่ายงานว่าจะใช้ u และ y ที่เวลาใดบ้างนั้นจะกำหนดด้วยค่าเวลาประวิง (Time delayed numbers) ซึ่งก็คือการหน่วงสัญญาณอินพุตและเอาต์พุตของระบบเพื่อป้อนเป็นอินพุตให้กับข่ายงานเพื่อใช้ในการประมาณค่าฟังก์ชัน f และ g ยกตัวอย่างเช่น กำหนดให้ค่าเวลาดีเลย์ของอินพุตของระบบคือ 1 ค่าเวลาดีเลย์ของเอาต์พุตของระบบคือ 2 จะได้อินพุตของข่ายงานในการประมาณค่าฟังก์ชัน f และ g คือ $u(k)$, $y(k)$ และ $y(k-1)$

จากสมการ 3.42 กำหนดให้ $d=2$ จะได้สถาปัตยกรรมข่ายงานตาม

รูปที่ 3.13

$$y(k+2) = f[y(k), \dots, y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-m+1)] + g[y(k), \dots, y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-m+1)] \cdot u(k+1) \quad (3.48)$$

ในการฝึกข่ายงานนิรลแบบ NARMA-L2 จะใช้วิธีการฝึกข่ายงานด้วยวิธีการกระจายย้อนกลับ และชุดข้อมูลการฝึกข่ายงานก็คือค่าอินพุตที่ป้อนให้กับระบบและเอาต์พุตที่ออกมาจากระบบ โดยชุดข้อมูลในการฝึกข่ายงานที่คิดจะต้องแสดงให้เห็นถึงคุณลักษณะทั้งหมดของระบบ เพื่อที่ข่ายงานจะสามารถสร้างแบบจำลองระบบได้อย่างถูกต้อง



รูปที่ 3.13 สถาปัตยกรรมข่ายงานนิรล NARMA-L2 [16]

ในการนำข่ายงานนิรลแบบ NARMA-L2 ไปประยุกต์ใช้กับงานควบคุมระบบนั้นก่อนอื่นต้องทำการออกแบบข่ายงานก่อนว่าจะใช้นิวรอนในชั้นซ่อนกี่ตัวและกำหนดค่าเวลาประวิงของ u และ y เพื่อให้เป็นอินพุตของข่ายงาน ซึ่งมีหลักการในการกำหนดตามหัวข้อต่อไป

3.4.2.2 การกำหนดอินพุตและจำนวนนิวรอนของข่ายงาน

ในการกำหนดอินพุตและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนของข่ายงานหากไม่ทราบถึงแบบจำลองระบบก็จำเป็นที่จะต้องใช่วิธีการทดลองเพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งวิธีการนี้จะเสียเวลาในการฝึกข่ายงานที่จำนวนนิวรอนและจำนวนเวลาเฉลี่ยต่างกัน เพื่อดูความสามารถในการประมาณค่าของข่ายงาน ว่าควรใช้จำนวนนิวรอนและจำนวนเวลาเฉลี่ยเท่าไร ข่ายงานนิรลถึงจะให้ผลการประมาณค่าที่ดีที่สุด แต่โดยทั่วไปเราจะทราบถึงแบบจำลองโครงสร้างระบบ

(Structure Model) ที่ต้องการควบคุมแบบคร่าวๆ ซึ่งสามารถใช้โครงสร้างระบบที่ทราบ ในการกำหนดจำนวนนิวรอนและจำนวนเวลาคิเล็กได้ ยกตัวอย่างเช่นเพนดูลัมแบบผกผันที่มีแบบจำลองคณิตศาสตร์ตามสมการ 3.49

$$\ddot{y} = au - b\dot{y} - c \sin(y) \quad (3.49)$$

แปลงสมการ 3.49 ให้อยู่ในระบบเวลาไม่ต่อเนื่อง (Discrete time) มีค่าเวลาสุ่ม (Sampling time) เท่ากับ T จะได้สมการ 3.50

$$y(k+2) = (2-bT)y(k+1) - (1-bT)y(k) - cT^2 \sin(y(k)) + aT^2 u(k) \quad (3.50)$$

$$y(k+2) = f(y(k+1), y(k)) + gu(k) \quad (3.51)$$

$$\left. \begin{aligned} f &= (2-bT)y(k+1) - (1-bT)y(k) - cT^2 \sin(y(k)) \\ g &= aT^2 \end{aligned} \right\} \quad (3.52)$$

จากสมการ 3.47 และสมการ 3.51 สามารถคำนวณหาอินพุตที่จะทำให้เอาต์พุต $y(k+d) = y_r(k+d)$ ได้ตามสมการ 3.53

$$u(k+1) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), y(k-1)]}{g[y(k), y(k-1)]} \quad (3.53)$$

จากสมการ 3.53 จะเห็นได้ว่า $u(k+1)$ เป็นฟังก์ชันของ $y(k)$ และ $y(k-1)$ เพราะฉะนั้น หากจำนวนเวลาคิเล็กของ u และ y ให้เป็น 2 และ 0 ตามลำดับ จะได้อินพุตของช่างงานสำหรับประมาณค่าฟังก์ชัน f และ g คือ $y(k)$ และ $y(k-1)$ ที่สอดคล้องกับสมการ 3.50 ส่วนในการกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนให้เหมาะสมต่อการประมาณค่าของช่างงานนั้น สามารถทดลองได้จากการฝึกช่างงาน โดยการกำหนดนิวรอนที่แตกต่างกัน แล้วเลือกใช้จำนวนนิวรอนที่น้อยที่สุดที่ทำให้ค่าผิดพลาดในการฝึกช่างงานมีค่าอยู่ในขอบเขตที่ยอมรับได้ เพราะการเลือกจำนวนนิวรอนที่มากเกินไปอาจจะไม่ช่วยให้ประสิทธิภาพในการประมาณค่าของช่างงานมีค่าสูงตาม แต่จะทำให้ช่างงานนิวรัลมีความซับซ้อนมากขึ้น และจำเป็นต้องใช้ทรัพยากรในการคำนวณมากขึ้นตาม จึงควร

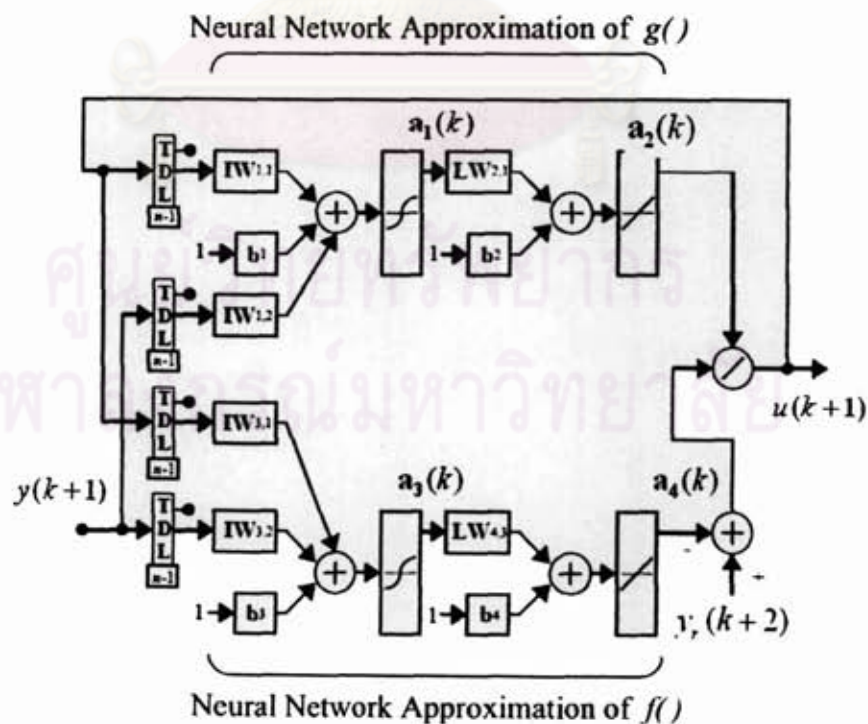
เลือกใช้จำนวนนิวรอนที่น้อยที่สุดที่เหมาะสมต่อการประมาณค่า และการใช้ทรัพยากรในการคำนวณ

ตารางที่ 3.2 ตัวอย่างการกำหนดพารามิเตอร์ของข่ายงานนิวรัลแบบ NARMA-L2

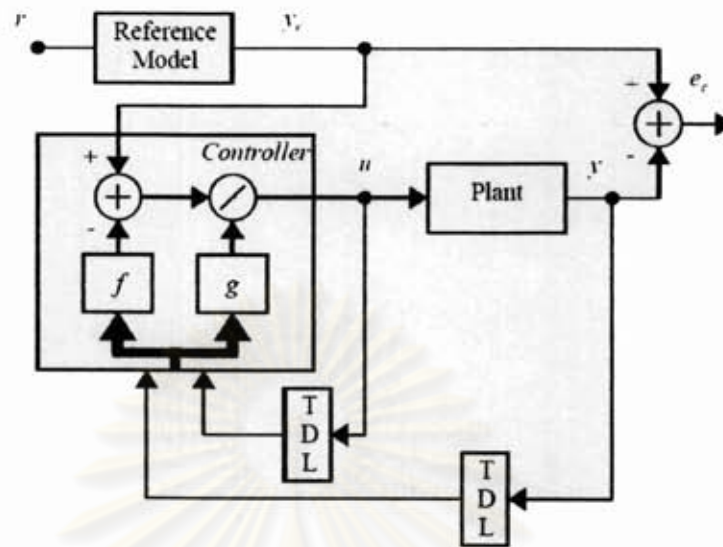
จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	3
อินพุตข่ายงานในการประมาณค่าฟังก์ชัน f และ g	$y(k), y(k-1)$
ค่าเวลาดีเลย์ของอินพุตของระบบ	0
ค่าเวลาดีเลย์ของเอาต์พุตของระบบ	2
เวลาสุ่ม	0.001

เมื่อได้ข่ายงานนิวรัลแบบ NARMA-L2 ที่ผ่านการฝึกฝนเรียบร้อยแล้ว สามารถนำมาสร้างตัวควบคุมเพื่อควบคุมระบบ ไม่เชิงเส้น ให้กลายเป็นเชิงเส้น ได้ตามสมการ 3.47 ซึ่งจะ ได้ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 สำหรับควบคุมระบบตาม

รูปที่ 3.14



รูปที่ 3.14 ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 [16]



รูปที่ 3.15 การควบคุมระบบด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 [16]

3.4.2.3 การกำหนดโพลของระบบปิด

ในการควบคุมระบบด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ตัวควบคุมจะทำการสร้างสัญญาณเพื่อกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้นและพลวัตของระบบ ทำให้ระบบปิดอยู่ในรูปสมการพีชคณิต (Implicit Algebraic Model) ตามสมการ 3.46 ทำให้สามารถกำหนดเอาต์พุตของระบบ ให้มีค่าติดตามสัญญาณอ้างอิง หรือสร้างพลวัตของระบบให้มีค่าตามที่ต้องการ โดยวิธีการสร้างพลวัตของระบบสามารถทำได้ด้วยวิธีการกำหนดโพลของระบบปิด

กำหนดให้สัญญาณควบคุม $u(k+1)$ มีค่าตามสมการ 3.47

$$u(k+1) = \frac{r(k+d) - f_m[y(k), y(k-1)]}{g_m} \quad (3.54)$$

f_m และ g_m ได้จากการประมาณค่าด้วยข่ายงานนิวรัล

แทนค่าสมการ 3.54 ในสมการ 3.42

$$y(k+d) = f + g \frac{r(k+d) - f_m}{g_m} \quad (3.55)$$

กำหนดให้ f_m เท่ากับ f และ g_m เท่ากับ g จะได้

$$y(k+d) = r(k+d) \quad (3.56)$$

ทำการแปลงลาปลาซสมการ 3.56 จะได้

$$Y(s) = R(s) \quad (3.57)$$

กำหนดให้

$$R(s) = \frac{k}{s^2 + \lambda s} (Y_r(s) - Y(s)) \quad (3.58)$$

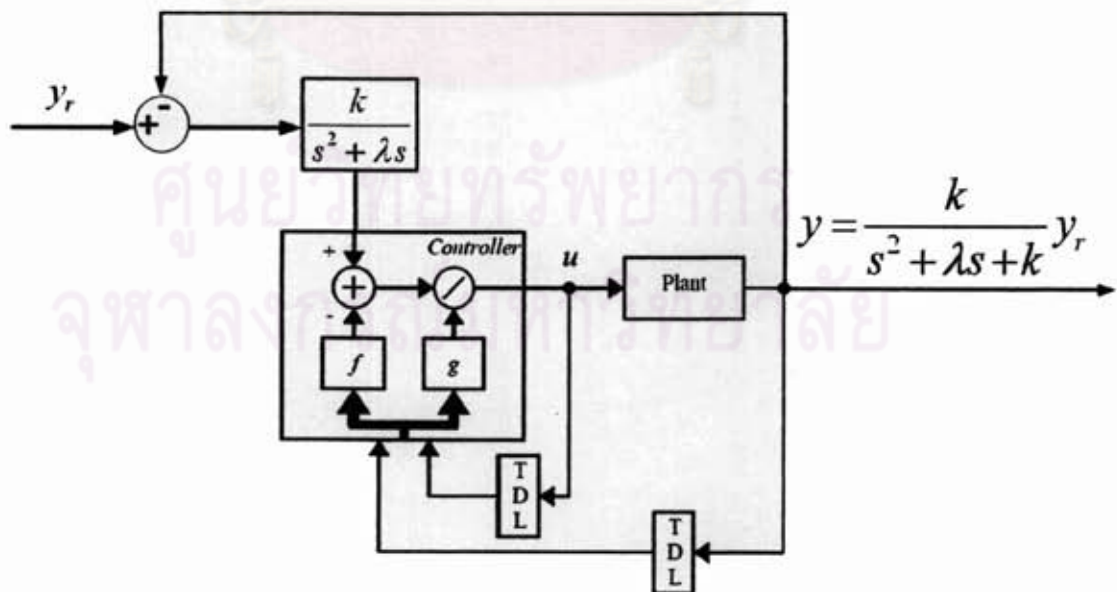
โดยที่ Y_r คือสัญญาณอ้างอิง (reference signal)

แทนสมการ 3.55 ในสมการ 3.54

$$Y(s) = \frac{k}{s^2 + \lambda s} (Y_r(s) - Y(s)) \quad (3.59)$$

$$Y(s) = \frac{k}{s^2 + \lambda s + k} Y_r(s) \quad (3.60)$$

จากสมการ 3.57 จะเห็นว่าสมการของระบบกลายเป็นสมการเชิงเส้นระดับอันดับสอง (Second Order System) และสามารถกำหนดโพลของระบบโดยการเลือกค่า k และ λ



รูปที่ 3.16 แผนภาพการควบคุมและการกำหนดโพลของระบบปิดด้วยตัวควบคุมนิวโร

จากสมการ 3.56 แบบจำลองระบบปิดอยู่ในรูปพีชคณิตได้เพราะว่ากำหนดให้ f_m เท่ากับ f และ g_m เท่ากับ g ตัวควบคุมจึงสามารถกำจัดพลวัตของระบบได้อย่างสมบูรณ์ แต่ในการใช้งานจริงตัวควบคุมอาจไม่สามารถสร้างสัญญาณควบคุมเพื่อกำจัดพลวัตของระบบได้อย่างสมบูรณ์ ซึ่งส่งผลให้ไม่สามารถทำการควบคุมให้เอาต์พุตของระบบติดตามสัญญาณอ้างอิงได้ตามต้องการ ในกรณีนี้การกำหนดโพลของระบบปิดด้วยฟังก์ชันถ่ายโอนตามสมการ 3.58 จะช่วยให้ระบบปิดมีความคงทนเพิ่มขึ้น (Robustness) เพราะเป็นการกำหนดพลวัตใหม่ให้กับระบบ โดยพลวัตใหม่ที่กำหนดจะต้องมีอิทธิพลเหนือพลวัตเก่าของระบบที่หลงเหลืออยู่ และสามารถหาพลศาสตร์ย้อนกลับของระบบปิด (Inverse Dynamics System) เพื่อหาสัญญาณอ้างอิงให้เอาต์พุตของระบบติดตามแนววิถีที่ต้องการได้ นอกจากนี้ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในการกำหนดโพลของระบบปิดยังช่วยทำการชดเชยสัญญาณอ้างอิงที่เข้าสู่ตัวควบคุมนิวโร เมื่อกำหนดให้สัญญาณอ้างอิงเป็นฟังก์ชันขั้น ที่สถานะอยู่ตัว (Steady state) ผลตอบสนองของระบบจะเข้าสู่จุดที่กำหนด พิจารณาได้จากสมการต่อไปนี้

กำหนดให้

$$e_g = \frac{g}{g_m} \quad (3.61)$$

$$e_r = f - f_m \frac{g}{g_m} \quad (3.62)$$

แทนค่าสมการ 3.61 – 3.62 ในสมการ 3.55 จะได้

$$y(k + d) = e_g r(k + d) + e_r \quad (3.63)$$

กำหนดให้ e_g และ e_r เป็นค่าคงที่ แล้วทำการลาปลาซสมการ 3.63

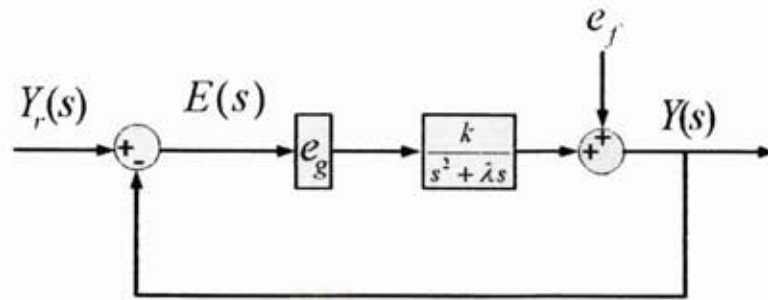
$$Y(s) = e_g R(s) + e_r \quad (3.64)$$

แทนสมการ 3.58 ลงในสมการ 3.64

$$Y(s) = \frac{ke_g}{s^2 + \lambda s} (Y_r(s) - Y(s)) + e_r \quad (3.65)$$

$$Y(s) = \frac{ke_g}{s^2 + \lambda s + ke_g} Y_r(s) + \frac{s^2 + \lambda s}{s^2 + \lambda s + ke_g} e_r \quad (3.66)$$

จากสมการ 3.65 สามารถเขียนบล็อกไดอะแกรมของระบบปิดได้ตามรูปที่ 3.17



รูปที่3.17 บล็อกไดอะแกรมของระบบปิด

จากรูปที่3.17 หาค่าผิดพลาดที่สถานะอยู่ตัว (Steady State Error) โดยใช้ทฤษฎีบทค่าสุดท้ายได้ดังสมการต่อไปนี้

$$E(s) = \frac{s^2 + \lambda s}{(1 + e_f)(s^2 + \lambda s) + k e_g} Y_r(s) \quad (3.67)$$

กำหนดให้ $Y_r(s)$ เป็นสัญญาณอ้างอิงฟังก์ชันขั้น

$$Y_r(s) = \frac{y_r}{s} \quad (3.68)$$

$$e_{ss} = \lim_{s \rightarrow 0} s \frac{s^2 + \lambda s}{(1 + e_f)(s^2 + \lambda s) + k e_g} \left(\frac{1}{s} \right) \quad (3.69)$$

$$e_{ss} = \lim_{s \rightarrow 0} s \frac{0^2 + \lambda 0}{(1 + e_f)(0^2 + \lambda 0) + k e_g} \left(\frac{1}{s} \right) \quad (3.70)$$

$$e_{ss} = 0 \quad (3.71)$$

จากสมการ 3.67-3.71 จะเห็นได้ว่าแม้ตัวควบคุมนิวโรแบบNARMA-L2 จะไม่สามารถประมาณค่าแบบจำลองได้อย่างสมบูรณ์ แต่เมื่อใช้ควบคู่กับฟังก์ชันถ่ายโอน $R(s)$ จะทำให้หาค่าผิดพลาดที่สถานะอยู่ตัวเข้าสู่ศูนย์ เมื่อกำหนดให้สัญญาณอ้างอิงเป็นสัญญาณขั้น

บทที่ 4

การจำลองควบคุม

เนื้อหาในบทนี้แสดงการจำลองควบคุมระบบไม่เชิงเส้น ด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ระบบที่ทำการจำลองควบคุม คือระบบควบคุมระดับน้ำในถังรูปทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่ และระบบควบคุมระดับน้ำในถังรูปทรงกระบอกสองถัง โดยการจำลองการควบคุมจะดูความสามารถของตัวควบคุม ในการกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้นและพลวัตของระบบ

4.1 การจำลองควบคุมระดับน้ำในถังหน้าตัดไม่คงที่

ในการจำลองควบคุมระดับน้ำในถังหน้าตัดไม่คงที่ ก่อนอื่นจะต้องทำการสร้างข่ายงานนิวโร เพื่อประมาณค่าแบบจำลองระบบ จากนั้นจึงนำข่ายงานที่ได้ไปสร้างตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 จากนั้นทำการจำลองควบคุมเพื่อดูความสามารถของตัวควบคุม ในการกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้น และพลวัตของระบบ โดยจะทดลองจำลองการควบคุมสามการทดลอง การทดลองแรกจะจำลองการควบคุมให้เอาต์พุตของระบบติดตามสัญญาณอ้างอิงที่ต้องการ การทดลองที่สองจะจำลองการควบคุมระบบและ กำหนดโพลระบบปิดตามต้องการ การทดลองที่สามจะจำลองการควบคุม โดยที่กำหนดให้ตัวควบคุมไม่สามารถกำจัดพลวัตของระบบได้สมบูรณ์

4.1.1 แบบจำลองระบบถังน้ำทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่

ระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่ที่ใช้ในการจำลองมีความสูง 50 เซนติเมตร ที่ความสูง ตั้งแต่ 0 - 25 เซนติเมตร มีพื้นที่หน้าตัด 125 ตารางเซนติเมตร ที่ความสูงระหว่าง 25-50 ตารางเซนติเมตร มีพื้นที่หน้าตัด 75 ตารางเซนติเมตร อินพุตของระบบคือปริมาณน้ำที่ไหลเข้าสู่ถังมีค่าอยู่ระหว่าง 0 - 25 ลูกบาศ์เซนติเมตรต่อวินาที และเอาต์พุตของระบบคือระดับความสูงของน้ำ ปริมาณน้ำที่ไหลออกจากถังเป็นฟังก์ชันแบบไม่เชิงเส้นของระดับความสูงน้ำ สามารถแสดงแบบจำลองระบบได้ตามสมการต่อไปนี้

$$A(h) \frac{dh}{dt} = Q_{in} - Q_{out}(h) \quad (4.1)$$

$$Q_{out}(h) = c\sqrt{h} \quad (4.2)$$

h คือ ความสูงของระดับน้ำเทียบกับก้นถัง

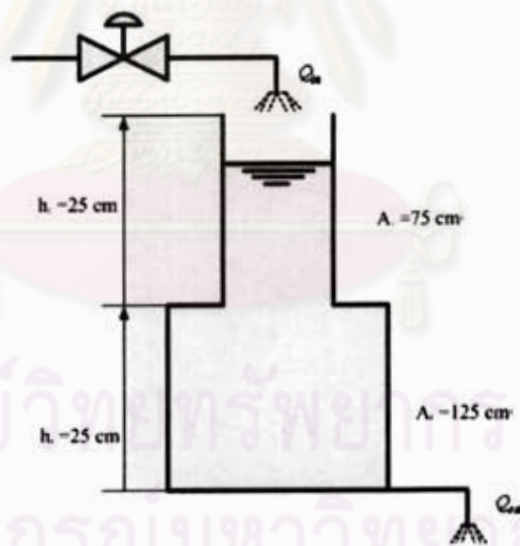
$A(h)$ คือพื้นที่หน้าตัดของถัง เป็นฟังก์ชันของความสูงระดับน้ำ
 Q_m คือปริมาณน้ำที่ไหลเข้าสู่ถัง
 แปลงสมการจำลองระบบให้อยู่ในรูปแบบเวลาไม่ต่อเนื่อง (Discrete time) ที่เวลาสุ่ม
 เท่ากับ T

$$A(h(k)) \frac{h(k+1) - h(k)}{T} = Q_m(k) - c\sqrt{h(k)} \quad (4.3)$$

$$h(k+1) = h(k) + \frac{cT}{A(h(k))} \sqrt{h(k)} + \frac{T}{A(h(k))} Q_m(k) \quad (4.4)$$

$$h(k+1) = f[h(k)] + g[h(k)]Q_m(k) \quad (4.5)$$

$$\left. \begin{aligned} f[h(k)] &= h(k) + \frac{cT}{A(h(k))} \sqrt{h(k)} \\ g[h(k)] &= \frac{T}{A(h(k))} \end{aligned} \right\} \quad (4.6)$$

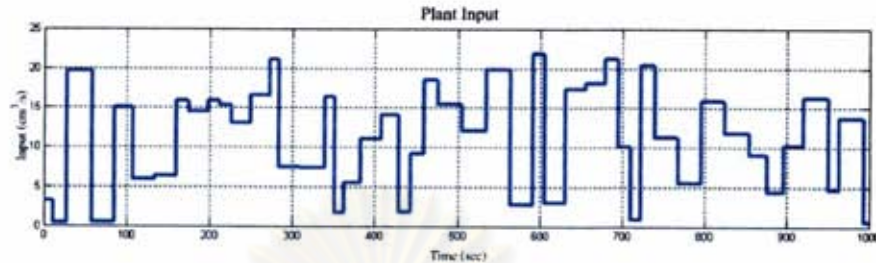


รูปที่ 4.1 ระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่

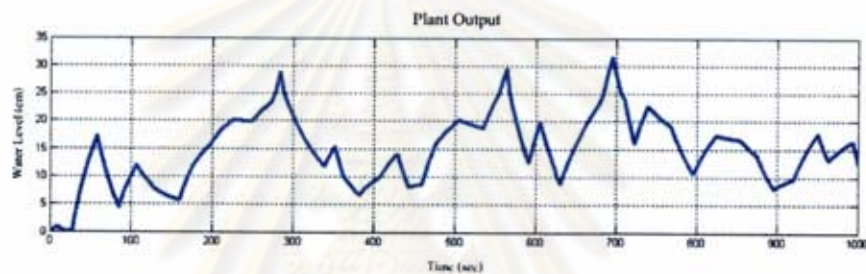
4.1.2 ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 สำหรับระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่

จากสมการที่ 4.5 กำหนดให้อินพุตช่วยงานในการประมาณค่าฟังก์ชัน f และ g คือ $h(k)$ ใช้ชุดข้อมูลในการฝึกช่วยงาน 100,000 คู่ มีเวลาสุ่มในการเก็บข้อมูลเท่ากับ 0.01 วินาที ดังแสดงในรูปที่ 4.2 และกำหนดนิวรอนของชั้นซ่อนที่จำนวนต่างๆ เพื่อดูว่าจำนวนนิวรอนเท่าใดที่เหมาะสม

ต่อการประมาณค่าแบบจำลองระบบ ซึ่งจะพิจารณาจากค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสอง (Mean Squared Error)



(ก) อินพุตของระบบ



(ข) เอาต์พุตเป้าหมาย

รูปที่ 4.2 ชุดข้อมูลในการฝึกช่ายงานสำหรับระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่

จากตารางที่ 4.1 จะเห็นได้ว่า เมื่อใช้จำนวนนิวรอนตั้งแต่ 5 ตัวขึ้นไป ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองจะมีค่าไม่แตกต่างกันมาก เพราะฉะนั้นจึงเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 5 เพื่อให้ช่ายงานนิวรัลมีความซับซ้อนน้อยที่สุด ซึ่งจะทำให้ประหยัดเวลาในการคำนวณเอาต์พุตของช่ายงาน

ตารางที่ 4.1 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองที่จำนวนนิวรอนต่างๆในชั้นซ่อน

จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสอง
1	0.030416564
3	0.000846661
5	0.000148362
7	0.000145790

จากข่าขงงานนิวรัถที่ไ้ นำมาสร้างตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 เพื่อคำนวณหาอินพุตที่ใช้ในการควบคุมระบบตามสมการที่ 4.7 และกำหนดพารามิเตอร์ในการสร้างตัวควบคุมตาม

ตารางที่ 4.2

$$Q_m(k+1) = \frac{r(k+1) - f_m[h(k)]}{g_m[h(k)]} \quad (4.7)$$

ตารางที่ 4.2 พารามิเตอร์ของตัวควบคุมนิวโรสำหรับระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่

จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	5
อินพุตข่าขงงานในการประมาณค่าฟังก์ชัน f และ g	$h(k)$
ค่าเวลาคิเล็ขงอินพุตระบบ	0
ค่าเวลาคิเล็ขงเอาต์พุตระบบ	1
เวลาสุ่ม	0.01

4.1.3 ผลการจำลองควบคุมระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่

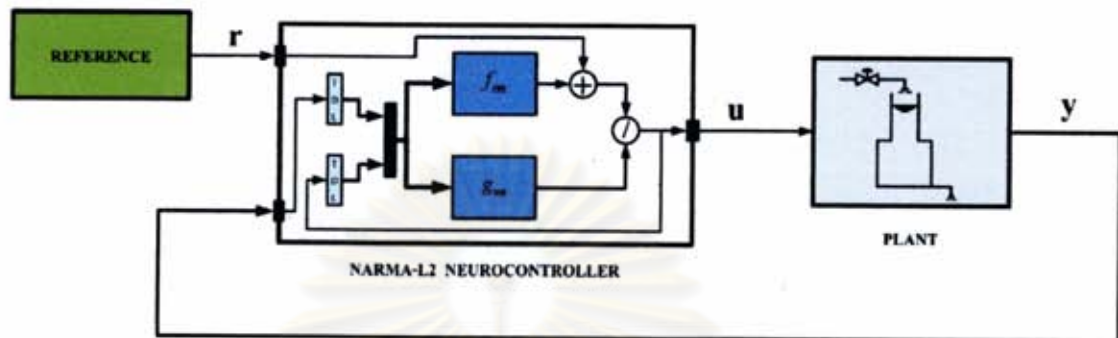
การจำลองควบคุมระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่ จะทำการทดลองควบคุมทั้งหมด 3 การทดลอง คือการควบคุมให้เอาต์พุตระบบติดตามสัญญาณอ้างอิง การควบคุมให้ระบบมีโพลตามต้องการ ด้วยการ ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนในการกำหนดโพล และการควบคุมระบบโดยจำลองว่าตัวควบคุมไม่สามารถกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้นของระบบได้อย่างสมบูรณ์ และใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนร่วมกับการคำนวณพลศาสตร์ผกผันช่วยในการควบคุม

4.1.3.1 ผลการจำลองควบคุมให้เอาต์พุตของระบบติดตามสัญญาณอ้างอิง

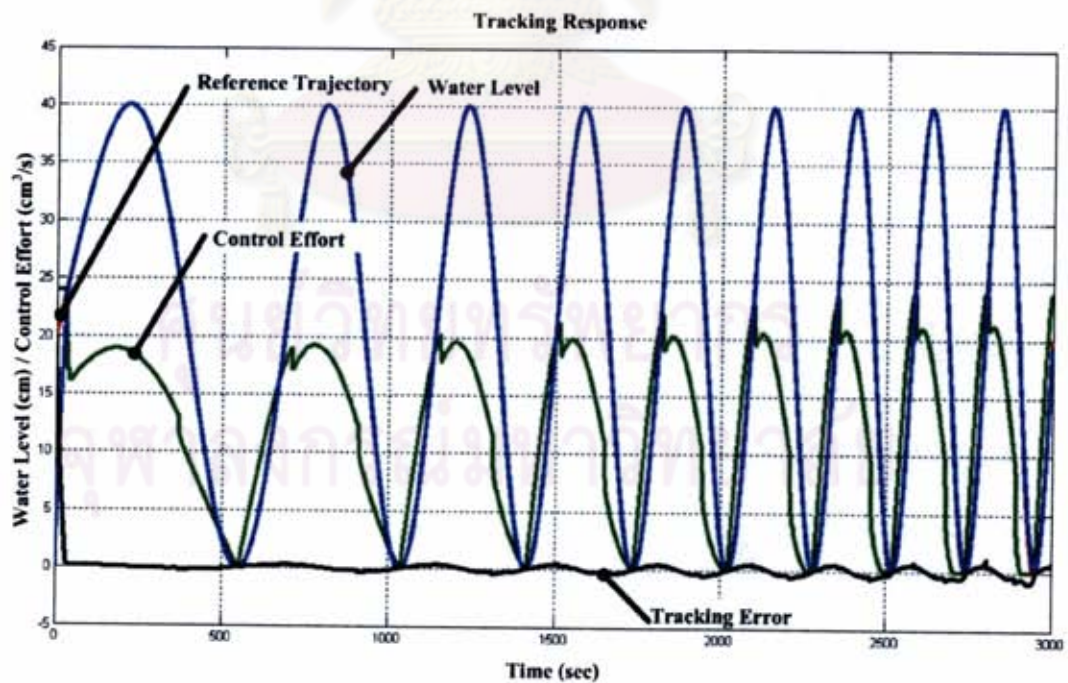
ทำการควบคุมระบบด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ดังแสดงในรูปที่ 4.3 โดยกำหนดให้สัญญาณอ้างอิงเป็นสัญญาณซายน์สวีป (Sine Sweep) ที่ความถี่ 0.001-0.005 เฮิรตซ์ ภายใน 3000 วินาที มีขนาดอยู่ระหว่าง 0-40

จากรูปที่ 4.4 เริ่มต้นการจำลองขนาดสัญญาณอ้างอิงเริ่มต้นที่ 20 แต่เอาต์พุตของระบบเริ่มต้นที่ 0 เมื่อเวลาผ่านไป 30 วินาที เอาต์พุตของระบบจึงสามารถติดตามแนววิถีอ้างอิงได้ และมีความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองของการติดตามสัญญาณอ้างอิงอยู่ที่ 0.92 แสดงให้เห็นว่าตัว

ควบคุมนิวโร NARMA-L2 มีประสิทธิภาพสูงในการกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้น และพลวัตของระบบ เฮอร์พุดของระบบจึงสามารถติดตามแนววิถีอ้างอิงได้เป็นอย่างดี



รูปที่ 4.3 แผนภาพการควบคุมระดับน้ำในถังหน้าตัดไม่คงที่ด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2



รูปที่ 4.4 ผลการจำลองควบคุมระดับน้ำในถังหน้าตัดไม่คงให้ติดตามแนววิถี

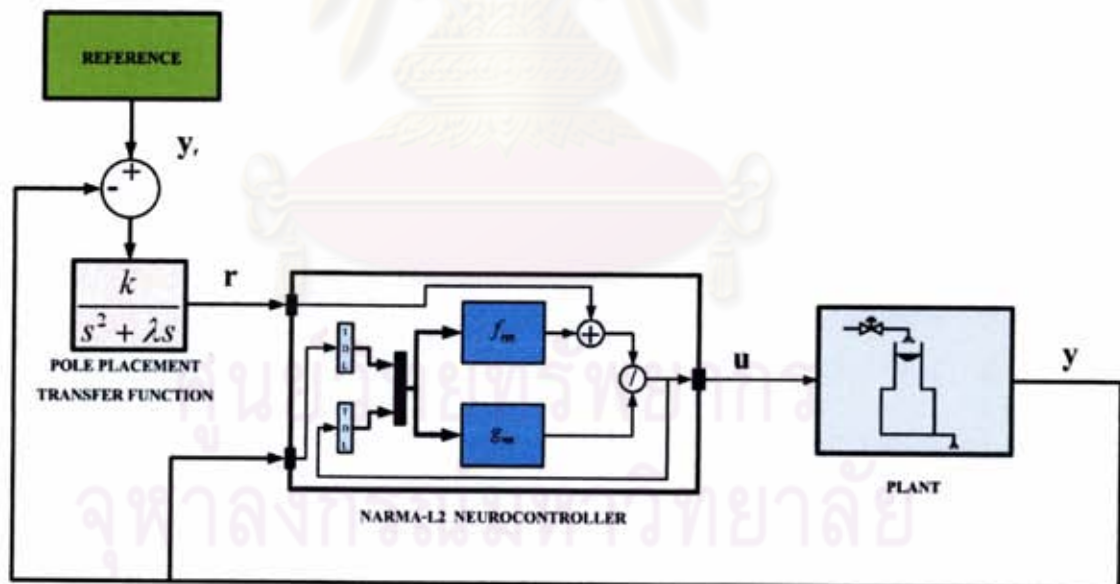
4.1.3.2 ผลการจำลองควบคุมให้ระบบปิดมีโพลตามต้องการ

สร้างพลวัตของระบบใหม่ด้วยวิธีการกำหนดโพลของระบบปิด โดยกำหนด k และ λ ตามสมการ 3.58 และให้สัญญาณอ้างอิงเป็นฟังก์ชันขั้น ดังแสดงในรูปที่ 4.5

กำหนดโพลของระบบปิดให้อยู่ที่ $(-1.975, -0.025)$, $(-0.990, -0.010)$ และ $(-0.018 \pm 0.018i)$ จะได้ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในการกำหนดโพลตามตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในการกำหนดโพลระบบปิดของระบบดั่งนำหน้าตัดไม่คงที่

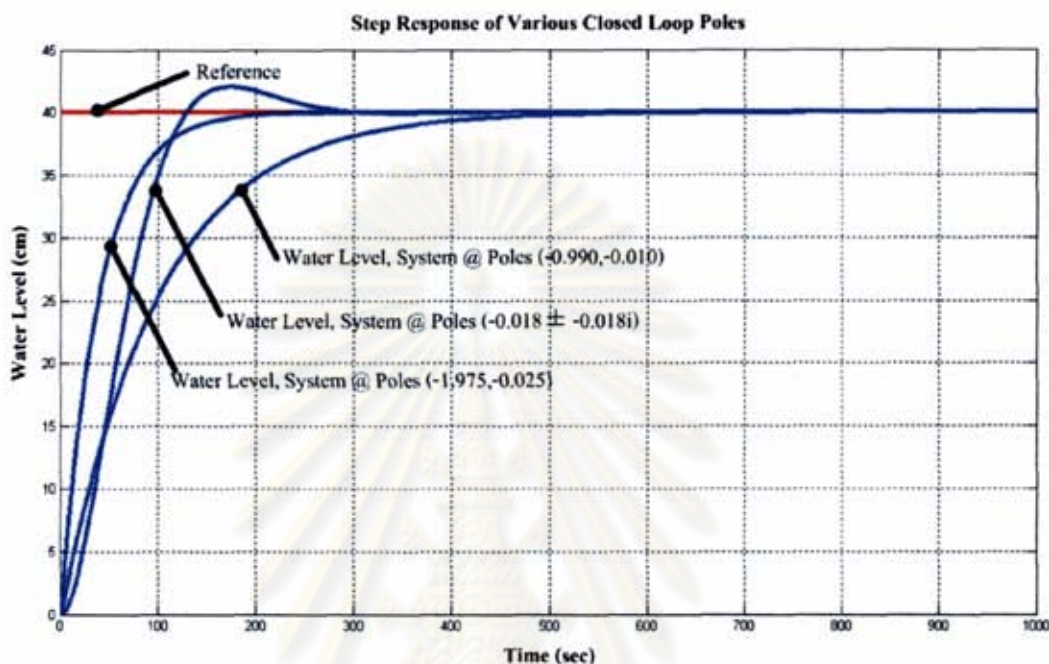
โพลของระบบปิด	ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในการกำหนดโพล
-2, -0.025	$\frac{0.05}{s^2 + 2s}$
-1, -0.010	$\frac{0.01}{s^2 + 1s}$
$-0.018 + 0.018i, -0.018 - 0.018i$	$\frac{0.000625}{s^2 + 0.035s}$



รูปที่ 4.5 แผนภาพการควบคุมระบบดั่งนำหน้าตัดไม่คงที่ให้มีโพลของระบบปิดตามต้องการ

จากรูปที่ 4.6 จะเห็นได้ว่าสามารถกำหนดให้ระบบปิดมีโพลได้ตามที่ต้องการ แต่ทั้งนี้ก็ขึ้นอยู่กับขนาดสัญญาณควบคุมสูงสุดที่เป็นไปได้ หากกำหนดให้ผลตอบสนองของระบบมีความเร็ว

สูง ก็จำเป็นที่จะต้องใช้สัญญาณควบคุมที่มีค่าสูงขึ้นตาม ซึ่งอาจจะเกินขีดจำกัดที่สามารถสร้างสัญญาณควบคุมได้ ทำให้ระบบไม่สามารถตอบสนองตามที่ต้องการ



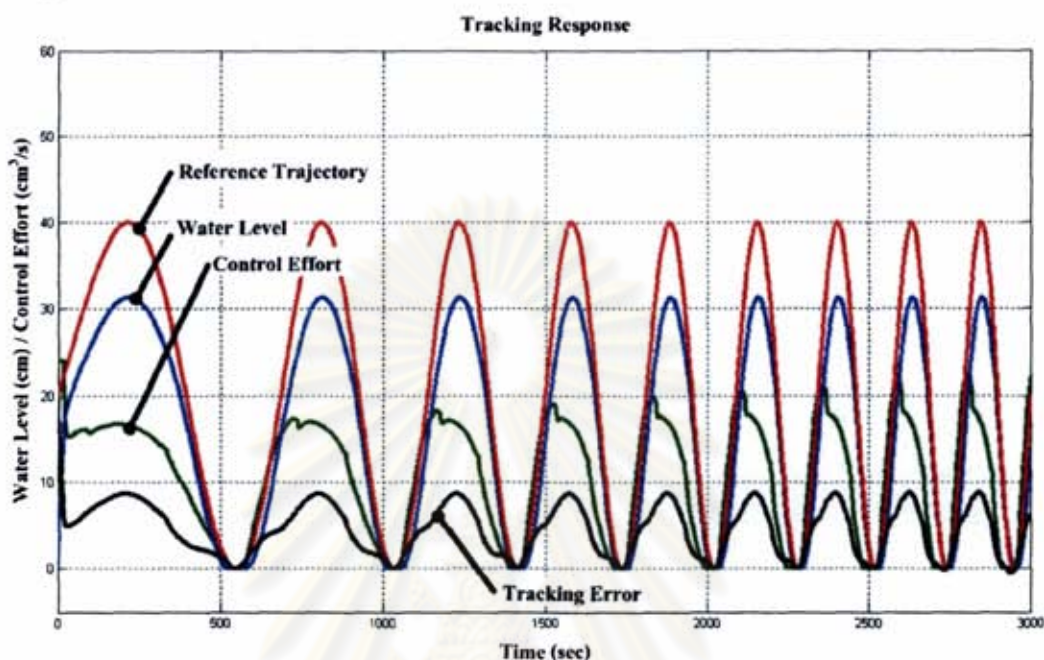
รูปที่ 4.6 ผลการจำลองควบคุมระบบปิดของถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่ให้มีโพลตามต้องการ

4.1.3.3 ผลการจำลองควบคุมเมื่อตัวควบคุมถูกลดประสิทธิภาพในการกำจัดพลวัต

ทำการจำลองควบคุมระบบ โดยกำหนดให้ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 มีประสิทธิภาพในการกำจัดพลวัตลดลง ด้วยการแก่น้ำหนักในชั้นเอาต์พุตของข่ายงานนิวรัต ที่ใช้ในการประมาณค่าฟังก์ชัน g ให้ค่า e_g และ e_f ตามสมการ 3.61-3.62 มีค่าประมาณ 0.2 และ 0.8 ตามลำดับ และกำหนดให้สัญญาณอ้างอิงเป็นไซน์สวิตช์ ตามการจำลองควบคุมหัวข้อ 4.1.3.1 ได้ผลการจำลองควบคุมตามรูปที่ 4.7

ผลจำลองควบคุมให้เอาต์พุตระบบติดตามแนววิถีอ้างอิง เมื่อตัวควบคุมถูกทำให้ประสิทธิภาพในการกำจัดพลวัตลดลง ตามรูปที่ 4.7 จะเห็นได้ว่าเอาต์พุตของระบบไม่สามารถติดตามสัญญาณอ้างอิงที่ต้องการได้ มีค่ารากความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองสูงถึง 7.35 เนื่องจากตัวควบคุมไม่สามารถกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้น และพลวัตของระบบได้อย่างสมบูรณ์ ในกรณีนี้สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพในการควบคุม ด้วยการให้ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ร่วมกับฟังก์ชันถ่ายโอน และทำการคำนวณพลศาสตร์ย้อนกลับเพื่อควบคุมให้ระบบสามารถติดตามแนววิถีที่ต้องการได้ โดยโพลที่กำหนดให้กับระบบปิดคือการกำหนดพลวัตเพิ่มเข้าไปให้กับระบบ

พลวัตที่กำหนดเพิ่มเข้าไปจะต้องมีอิทธิพลเหนือพลวัตเก่าของระบบที่ตัวควบคุมนิ่วโรกำจัดได้ไม่สมบูรณ์



รูปที่ 4.7 ผลการจำลองควบคุมระบบถึงน้ำหน้าตัดไม่คงที่เมื่อตัวควบคุมมีประสิทธิภาพลดลง

กำหนดโพลของระบบปิดดังนี้

$$R(s) = \frac{k_p}{s^2 + k_v s} (\tilde{Y}_r(s) - Y(s)) \quad (4.8)$$

ทำพลศาสตร์ผกผัน

$$\tilde{Y}_r(s) = \frac{(s^2 + k_v s + k_p)}{k_p} Y_r \quad (4.9)$$

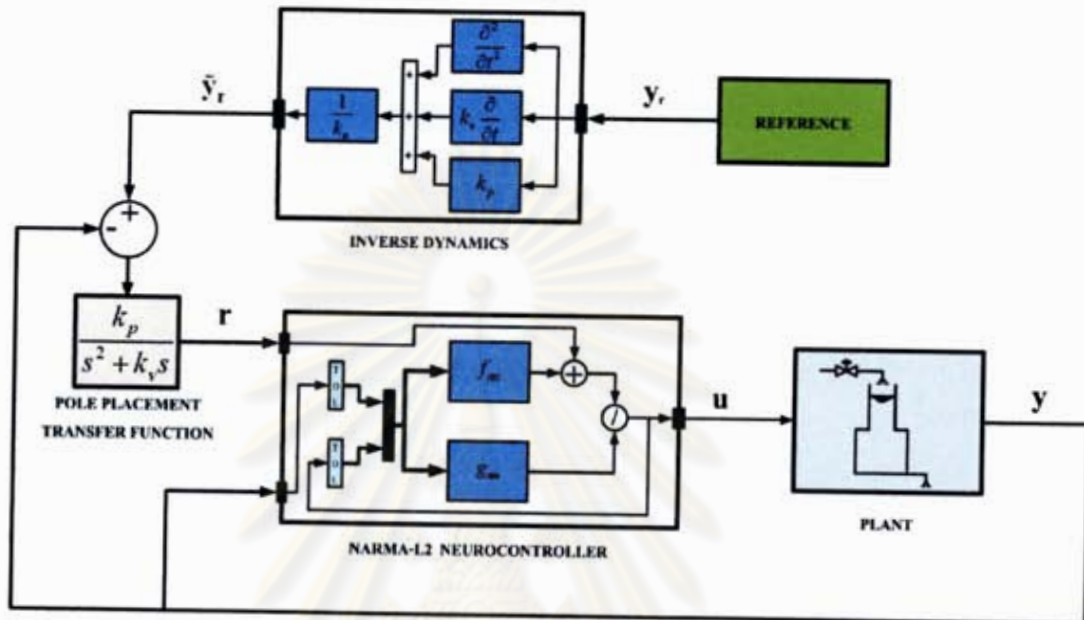
แทนสมการที่ 4.8 และ 4.9 ลงในสมการที่ 3.57 จะได้

$$(s^2 + k_v s + k_p)E(s) = 0 \quad (4.10)$$

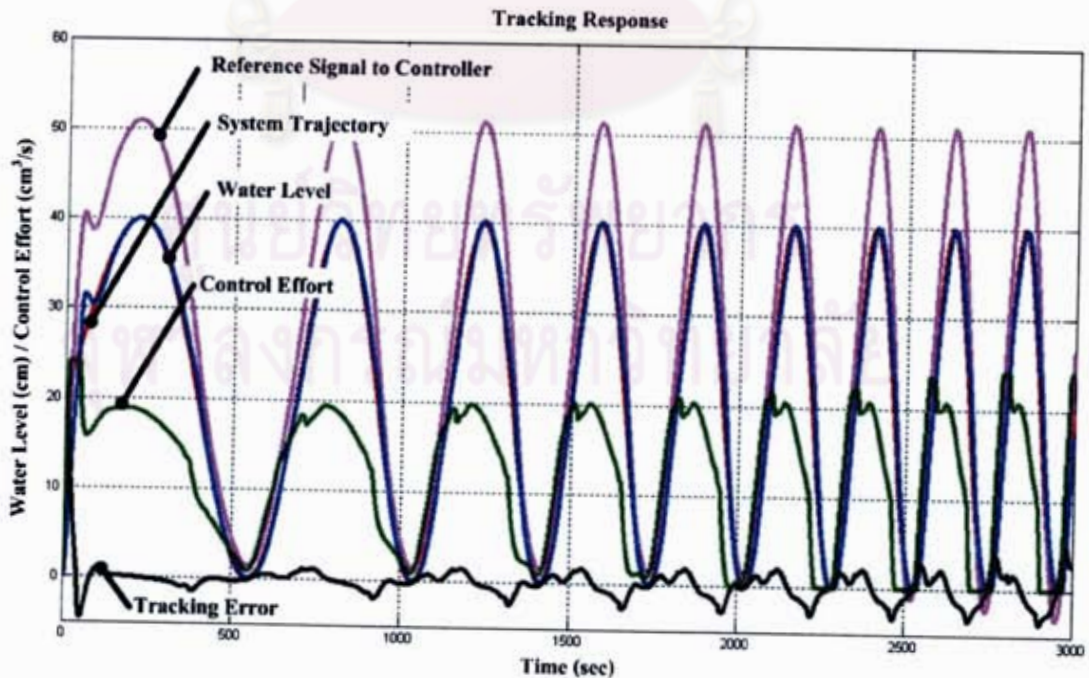
$$E(s) = Y(s) - Y_r(s) \quad (4.11)$$

กำหนดให้ k_p , k_v เท่ากับ 0.25 และ 0.7 ตามลำดับ และให้แนววิถีที่ต้องการให้เอาต์พุตติดตาม คือสัญญาณชานส์สี่ปีตามการจำลองควบคุมหัวข้อ 4.1.3.1 ได้ผลการจำลองควบคุมตามรูปที่ 4.9 ในช่วงเริ่มต้นเอาต์พุตของระบบยังไม่สามารถติดตามแนววิถีที่ต้องการได้ แต่เมื่อเวลาผ่านไปประมาณ 100 วินาที เอาต์พุตของระบบก็สามารถติดตามแนววิถี และเมื่อสัญญาณชานส์มีความถี่มากขึ้น ความผิดพลาดในการติดตามแนววิถีของเอาต์พุตระบบจะเพิ่มขึ้นเล็กน้อย ค่ารากความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองของการติดตามเส้นทางแนววิถี มีค่าเท่ากับ 1.54 และจากผลการจำลองพบว่า

สัญญาณอ้างอิงที่ถูกส่งเข้าสู่ตัวควบคุมนิวโร มีค่ามากกว่าสัญญาณแนววิถี เพราะฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในการกำหนดโพลของระบบปิด ได้ช่วยทำการชดเชยสัญญาณที่ส่งเข้าสู่ตัวควบคุม



รูปที่ 4.8 แผนภาพการควบคุมระบบด้วยตัวควบคุมนิวโรร่วมกับการทำพลศาสตร์ย้อนกลับ



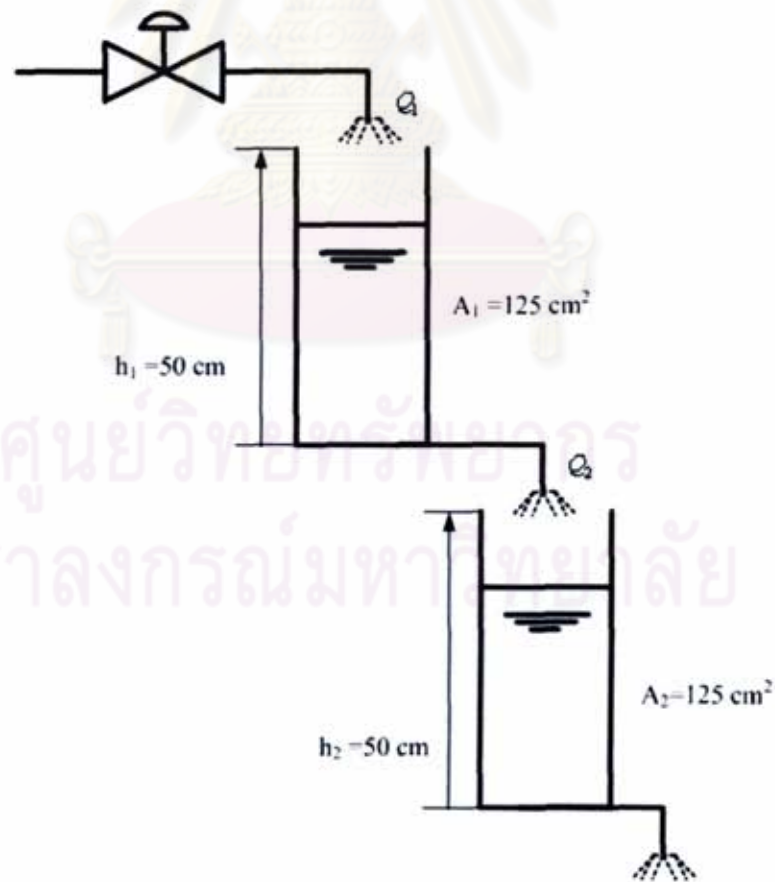
รูปที่ 4.9 ผลการจำลองควบคุมระบบด้วยตัวควบคุมนิวโรร่วมกับการทำพลศาสตร์ย้อนกลับ

4.2 การจำลองควบคุมระบบถังน้ำสองถัง

การทดลองควบคุมระบบถังน้ำสองถัง อินพุตและเอาต์พุตของระบบคือ ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าถังบน และระดับน้ำในถังล่างตามลำดับ ในการจำลองควบคุมจะใช้ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 สองตัว ควบคุมในลักษณะคาสเคด (Cascade Control) โดยจะจำลองการควบคุมให้เอาต์พุตของระบบติดตามสัญญาณอ้างอิงที่ต้องการ

4.2.1 แบบจำลองระบบถังน้ำทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่

ระบบถังน้ำสองถัง มีถังน้ำรูปทรงกระบอกสองถังจัดวางที่ระดับความสูงต่างกัน แต่ละถังมีความสูง 50 เซนติเมตร พื้นที่หน้าตัด 125 ตารางเซนติเมตร เอาต์พุตของระบบคือระดับน้ำของถังล่าง โดยน้ำที่ไหลเข้าสู่ถังล่างจะมาจากน้ำที่ไหลออกจากถังบนและปริมาณน้ำที่ไหลออกจากถัง ทั้งสองถังเป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้นของความสูงระดับน้ำในถัง ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าถังบนเป็นอินพุตของระบบ มีค่าอยู่ระหว่าง 0 - 25 ลูกบาศ์เซนติเมตรต่อวินาที



รูปที่ 4.10 ระบบถังน้ำสองถัง

สามารถแสดงแบบจำลองระบบได้ตามสมการต่อไปนี้

$$\left. \begin{aligned} A_1 \frac{dh_1}{dt} &= Q_1 - c_1 \sqrt{h_1} \\ A_2 \frac{dh_2}{dt} &= Q_2(h_1) - c_2 \sqrt{h_2} \end{aligned} \right\} \quad (4.12)$$

h_1 คือ ความสูงของระดับน้ำถังบนเทียบกับกันดั้ม

h_2 คือ ความสูงของระดับน้ำถังล่างเทียบกับกันดั้ม

$A(h_1)$ คือพื้นที่หน้าตัดของถังบน เป็นฟังก์ชันของความสูงระดับน้ำ

$A(h_2)$ คือพื้นที่หน้าตัดของถังล่าง เป็นฟังก์ชันของความสูงระดับน้ำ

Q_1 คือปริมาณน้ำที่ไหลเข้าสู่ถังบน

Q_2 คือปริมาณน้ำที่ไหลเข้าสู่ถังล่าง

แปลงสมการจำลองระบบให้อยู่ในรูปแบบเวลาไม่ต่อเนื่อง (Discrete time)

$$\left. \begin{aligned} h_1(k+1) &= h_1(k) - \frac{T_1}{A_1} c_1 \sqrt{h_1(k)} + \frac{T_1}{A_1} Q_1(k) \\ h_2(k+1) &= h_2(k) - \frac{T_2}{A_2} c_2 \sqrt{h_2(k)} + \frac{T_2}{A_2} Q_2[h_1(k)] \end{aligned} \right\} \quad (4.13)$$

กำหนดให้

$$\begin{aligned} Q_2[h_1(k)] &= c \sqrt{h_1(k)} \\ Q_2[h_1(k)] &= \frac{c}{\sqrt{h_1(k)}} h_1(k) \end{aligned} \quad (4.14)$$

$$\left. \begin{aligned} h_1(k+1) &= f_1[h_1(k)] + g_1 Q_1(k) \\ h_2(k+1) &= f_2[h_2(k)] + g_2[h_1(k)] h_1(k) \end{aligned} \right\} \quad (4.15)$$

$$\left. \begin{aligned} f_1 &= h_1(k) - \frac{T_1}{A_1} c_1 \sqrt{h_1(k)} \\ g_1 &= \frac{T_1}{A_1} \end{aligned} \right\} \quad (4.16)$$

$$\left. \begin{aligned} f_2 &= h_2(k) - \frac{T_2}{A_2} c_2 \sqrt{h_2(k)} \\ g_2 &= \frac{T_2}{A_2} \frac{c}{\sqrt{h_1(k)}} \end{aligned} \right\} \quad (4.17)$$

4.2.2 ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 สำหรับระบบถังน้ำสองถัง

ระบบถังน้ำสองถังมีลักษณะเป็นแบบ Under-actuated system มีตัวแปรที่ควบคุมได้เพียงตัวเดียวคือปริมาณน้ำที่ไหลเข้าสู่ถังบน แต่มีตัวแปรที่ต้องการควบคุมสองตัวแปร คือระดับน้ำของถังบนและถังล่าง ตัวควบคุมนิวโรแบบ NARMA-L2 ที่ออกแบบไว้สามารถใช้ควบคุมได้แค่ระบบหนึ่งอินพุต-หนึ่งเอาต์พุต (Single Input Single Output) จึงต้องใช้ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 สองตัวควบคุมแบบคาสเคด (Cascade Control) โดยตัวควบคุมตัวแรกจะทำการคำนวณหาระดับน้ำของถังบนที่เหมาะสม ที่จะทำให้ระดับน้ำของถังล่างมีผลตอบสนองตามต้องการ ระดับน้ำของถังบนที่ตัวควบคุมตัวแรกคำนวณได้ จะถูกส่งไปเป็นสัญญาณอ้างอิงเข้าสู่ตัวควบคุมตัวที่สองเพื่อทำการคำนวณหาอินพุตของระบบ ซึ่งก็คือปริมาณน้ำที่ไหลเข้าสู่ถังบนที่จะทำให้ระดับน้ำของถังล่าง ซึ่งก็คือเอาต์พุตของระบบเป็นไปตามสัญญาณอ้างอิงที่ตัวควบคุมตัวแรกส่งมา การควบคุมระบบถังน้ำสองถังด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 มีแผนผังการควบคุมตามรูปที่ 4.11

จากสมการที่ 4.15 สามารถคำนวณหาอินพุตที่ใช้ในการควบคุมระบบตามสมการที่ 4.18 -4.19 และกำหนดพารามิเตอร์ในการสร้างตัวควบคุมตาม

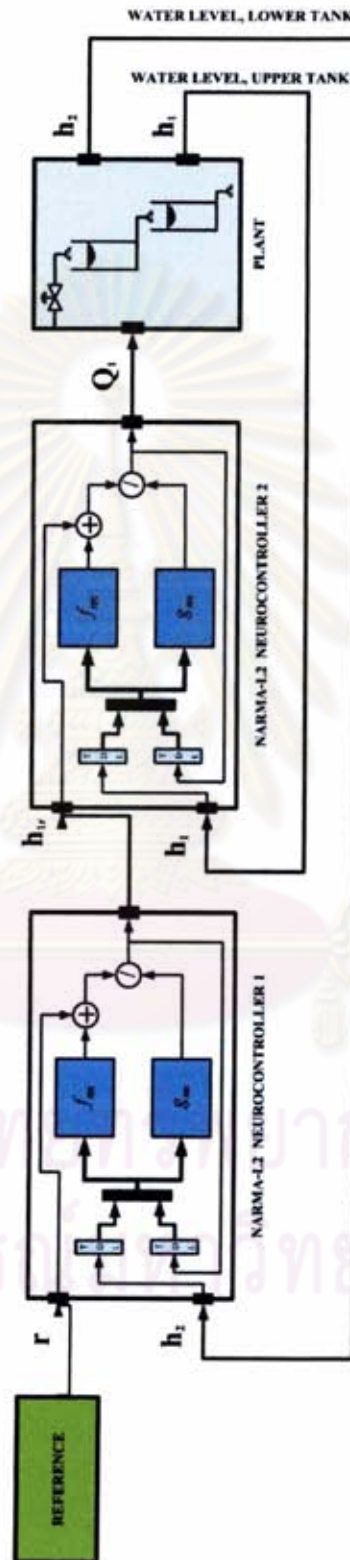
และใช้ชุดข้อมูลการฝึกช่ายงานตาม รูปที่ 4.12 และรูปที่ 4.13

$$Q_1(k+1) = \frac{h_{1r} - f_1[h_1(k)]}{g_1} \quad (4.18)$$

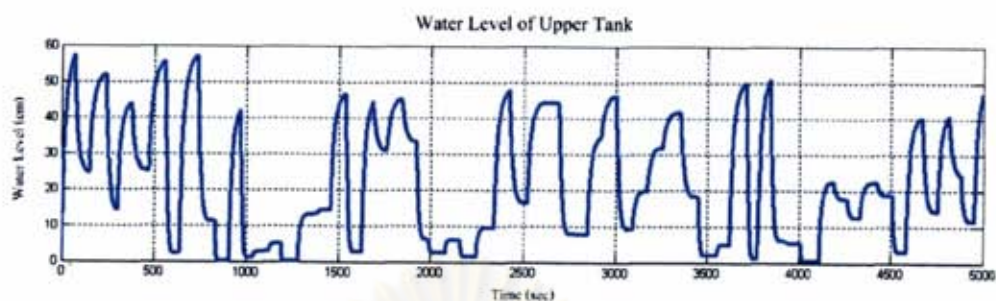
$$h_{1r} = \frac{h_{2r} - f_2[h_2(k)]}{g_2[h_1(k)]} \quad (4.19)$$

ตารางที่ 4.4 พารามิเตอร์ของตัวควบคุมนิวโรสำหรับระบบถังน้ำสองถัง

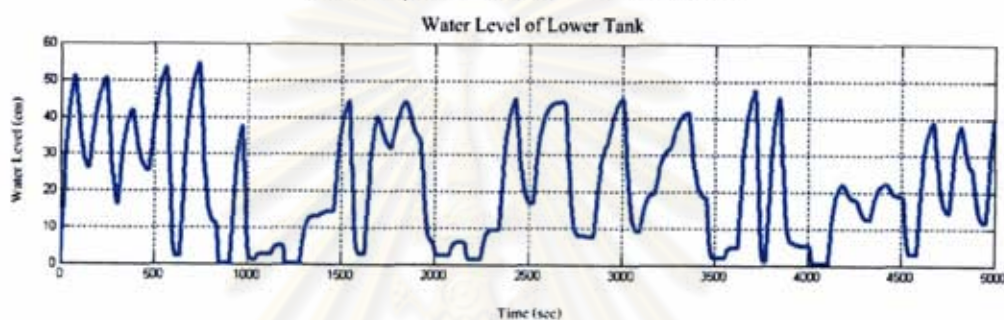
ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2	ตัวที่ 1	ตัวที่ 2
จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	5	5
อินพุตช่ายงานในการประมาณค่าฟังก์ชัน f และ g	$h_u(k), h_2(k)$	$h_1(k)$
ค่าเวลาดีเลย์ของอินพุตระบบ	1	0
ค่าเวลาดีเลย์ของเอาต์พุตระบบ	1	1
เวลาดู่ม	0.01	0.01



รูปที่ 4.11 แผนภาพการควบคุมระบบถังน้ำสองถังด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 แบบคาสเคด

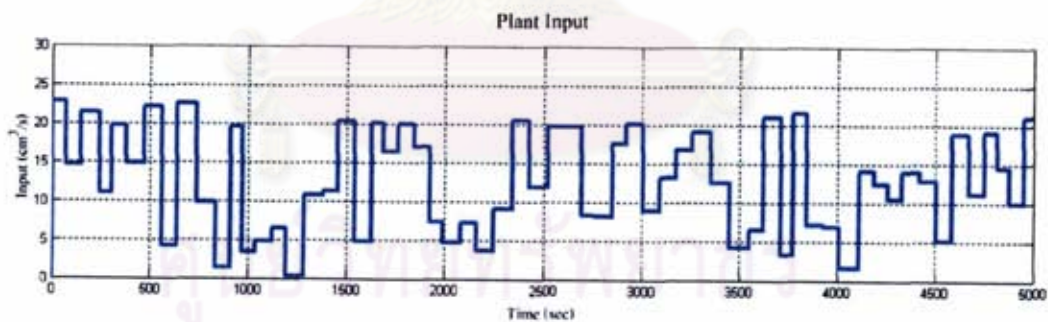


(ก) อินพุตสำหรับขำงานนิวรัลคัฟที่ 1

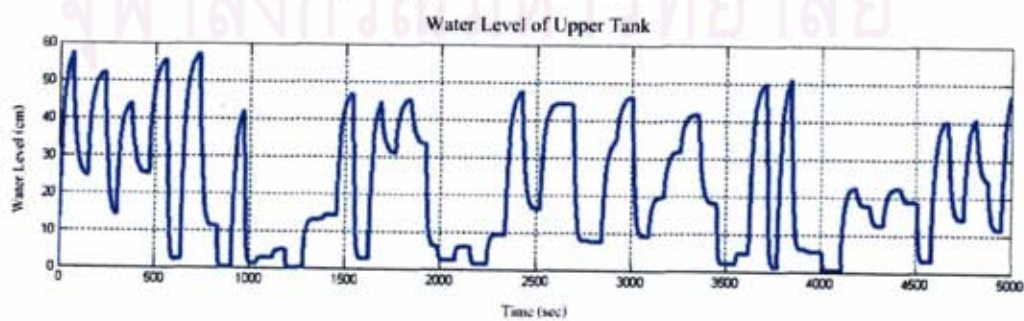


(ข) เอาต์พุตเป้าหมายสำหรับขำงานนิวรัลคัฟที่ 1

รูปที่ 4.12 ชุดข้อมูลในการฝึกขำงานสำหรับขำงานนิวรัลคัฟที่ 1



(ก) อินพุตสำหรับขำงานนิวรัลคัฟที่ 2



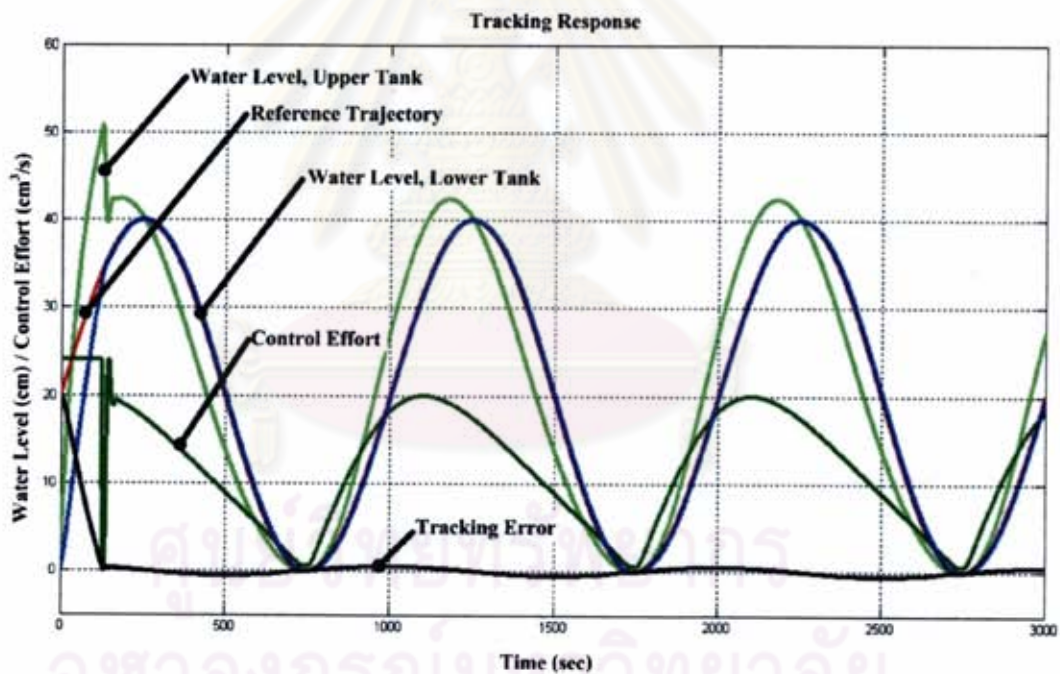
(ข) เอาต์พุตเป้าหมายสำหรับขำงานนิวรัลคัฟที่ 2

รูปที่ 4.13 ชุดข้อมูลในการฝึกขำงานสำหรับขำงานนิวรัลคัฟที่ 2

4.2.3 ผลการจำลองควบคุมระบบถังน้ำสองถัง

ทำการควบคุมระบบแบบคาสเคดด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ดังแสดงในรูปที่ 4.3 โดยกำหนดให้สัญญาณอ้างอิงเป็นสัญญาณชายนี่ที่มีความถี่ 0.001-0.005 ได้ผลการจำลองควบคุมตามรูปที่ 4.14

ผลจำลองการควบคุมระบบถังน้ำสองถังตามรูปที่ 4.14 ในช่วงเริ่มต้นการควบคุมเอาต์พุตของระบบยังไม่สามารถติดตามสัญญาณอ้างอิงได้ สัญญาณควบคุมที่คำนวณได้จากตัวควบคุมนิวโรตัวที่ 2 มีค่าสูงเกินขีดจำกัดที่กำหนดไว้เกิดการอิ่มตัวของสัญญาณควบคุม ระดับน้ำของถังบนจึงมีลักษณะโอเวอร์ชูต แต่เมื่อเมื่อเวลาผ่านไปประมาณ 150 วินาที เอาต์พุตของระบบเข้าสู่สัญญาณอ้างอิง และมีค่ารากความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองของการติดตามสัญญาณอ้างอิงเท่ากับ 0.34



รูปที่ 4.14 ผลจำลองการควบคุมระบบถังน้ำสองถัง

4.3 สรุปผลการจำลองควบคุม

จากผลการจำลองควบคุม เห็นได้ว่าสามารถใช้ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ในการกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้น และพลวัตของระบบ ทำให้เอาต์พุตของระบบติดตามสัญญาณอ้างอิงที่ต้องการได้เป็นอย่างดี และสามารถนำตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 มาใช้ควบคุมแบบคาสเคด กับระบบที่มีความซับซ้อนอย่างระบบถังน้ำสองถังได้อย่างมีประสิทธิภาพ และในกรณีที่ตัวควบคุมไม่สามารถ

กำจัดความไม่เป็นเชิงเส้น และพลวัตของระบบได้อย่างสมบูรณ์ อันเนื่องมาจากข่ายงานนิวัต
ประมาณแบบจำลองระบบได้ไม่แม่นยำพอ สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพในการควบคุมให้ระบบ
มีเสถียรภาพตามที่ต้องการได้ โดยใช้ตัวควบคุมนิวโรร่วมกับฟังก์ชันถ่ายโอน และการคำนวณ
พลศาสตร์ย้อนกลับ



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 5

การทดลอง

เนื้อหาในบทนี้จะกล่าวถึงอุปกรณ์และการทดลองควบคุมระบบไม่เชิงเส้นด้วยตัวควบคุม นิวโร NARMA-L2 โดยจะทำการทดลองควบคุมระบบไม่เชิงเส้นสามระบบ ระบบแรกจะทำการควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่ ระบบที่สองจะทำการควบคุมระดับน้ำรูปทรงกระบอกสองถัง โดยตัวแปรที่ต้องการควบคุมคือระดับน้ำของถังล่าง ระบบที่สามจะทำการทดลองควบคุมเพนดูลัมให้มีตำแหน่งตามต้องการ และสามารถติดตามสัญญาณอ้างอิงที่ต้องการได้

5.1 การทดลองควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่

การทดลองควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกที่มีหน้าตัดไม่คงที่ ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าสู่ถัง จะถูกควบคุมด้วยตัวควบคุมข่ายงานแบบ NARMA-L2 ส่วนปริมาณน้ำที่ไหลออกจากถังจะเป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้นของระดับความสูงของถัง และกำหนดผลตอบสนองของระบบด้วยการกำหนดไหลของระบบปิดโดยเลือกฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสมเพื่อให้ได้ไหลตามต้องการ

5.1.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลอง

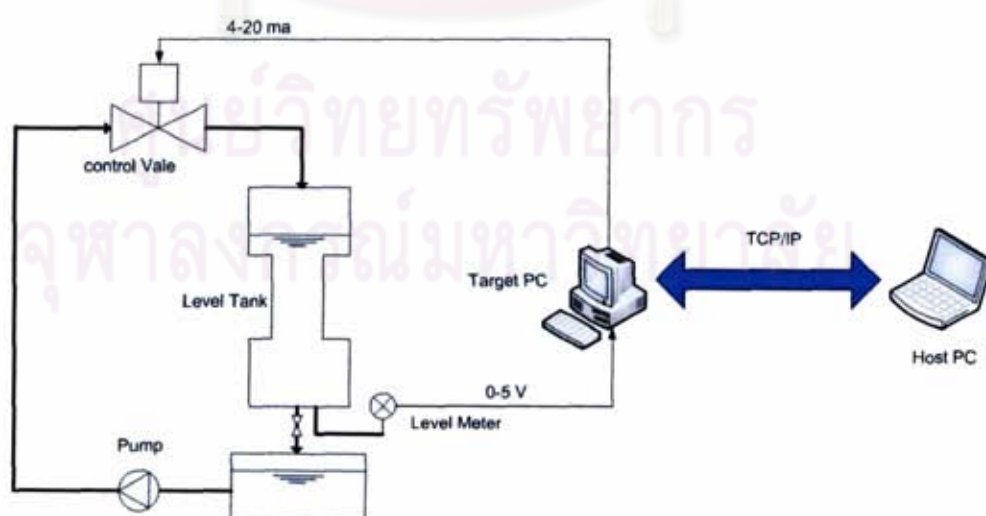
- 1) คอมพิวเตอร์โน้ตบุ๊ก Pentium M 1.7 GHz, 1 GB RAM ทำหน้าที่เป็น Host PC ออกแบบและสร้างตัวควบคุมข่ายงาน NARMA-L2
- 2) คอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล Pentium Pro 166 MHz, 96 MB RAM ทำหน้าที่เป็น Target PC ควบคุมและรับสัญญาณจากระบบมาประมวลผลหาสัญญาณควบคุมระบบ
- 3) แผงวงจร Advantech PCL-726 ใช้สำหรับจ่ายกระแสขนาด 4-20 มิลลิแอมป์ เพื่อควบคุมวาล์วควบคุม มีความละเอียด 12 บิต
- 4) แผงวงจร Advantech PCL-812PG ใช้สำหรับรับข้อมูลระดับน้ำ โดยสัญญาณที่รับได้มีขนาด 0-5 โวลต์ ความละเอียด 12 บิต
- 5) พาวเวอร์ซัพพลาย ใช้ควบคู่กับแผงวงจร Advantech PCL-726 ในการจ่ายกระแสขนาด 4-20 มิลลิแอมป์
- 6) โปรแกรม Matlab® (xPC) ใช้เป็นโปรแกรมกลางเพื่อติดต่อกับอุปกรณ์ต่างๆ และทำหน้าที่เป็นตัวควบคุม

7) ชุดทดลองควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกที่มีหน้าตัดไม่คงที่มีอุปกรณ์หลักประกอบไปด้วย

- ถังทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่สูง 60 เซนติเมตร
- เครื่องสูบน้ำ 0.4 แรงม้า 0.6 ลูกบาศก์เมตร/ชั่วโมง
- เครื่องอัดลม 8 บาร์ 24.5 ลิตร ทำหน้าที่จ่ายลมเพื่อใช้ในการเปิดปิดวาล์ว
- Valtek วาล์วควบคุมการไหลของน้ำ รับสัญญาณ 4-20 มิลลิแอมป์
- มาตรการวัดความดัน สัญญาณที่วัดได้มีขนาดอยู่ระหว่าง 0-5 โวลต์

5.1.2 ระบบควบคุมที่ใช้ในการทดลอง

การทดลองควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกที่มีหน้าตัดไม่คงที่ ถังที่ใช้ในการทดลองมีความสูง 60 เซนติเมตร ที่ความสูง 0-25 เซนติเมตร มีขนาดพื้นที่หน้าตัด 125 ตารางเซนติเมตร ที่ความสูง 25-50 เซนติเมตร มีขนาดพื้นที่หน้าตัด 75 ตารางเซนติเมตร ที่ความสูง 50-60 ตารางเซนติเมตร มีขนาดพื้นที่หน้าตัด 125 ตารางเซนติเมตร ปริมาณน้ำที่ไหลออกจากถังเป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้นกับความสูงของระดับน้ำ ส่วนปริมาณน้ำที่ไหลเข้าถังสามารถควบคุมด้วยการกำหนดการเปิดปิดของวาล์ว สัญญาณที่ใช้ในการควบคุมจะมีขนาดระหว่าง 4-20 มิลลิแอมป์ ส่วนระดับความสูงของน้ำใช้มาตรการวัดความดันในการวัด สัญญาณที่วัดได้มีขนาดอยู่ระหว่าง 0-5 โวลต์ สัญญาณความดันที่วัดได้จะถูกส่งไปยังเครื่อง Target PC เพื่อนำไปคำนวณหาสัญญาณที่จะใช้ควบคุมวาล์ว มีแผนผังระบบตามรูปที่ 5.1

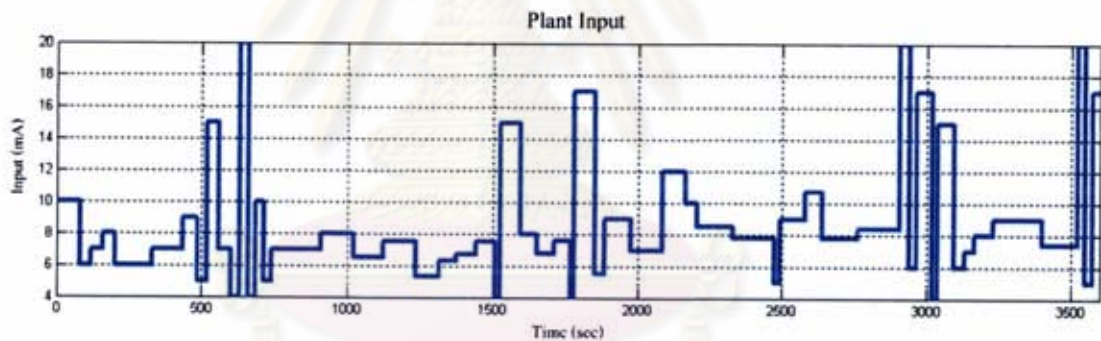


รูปที่ 5.1 ระบบควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกที่มีหน้าตัดไม่คงที่

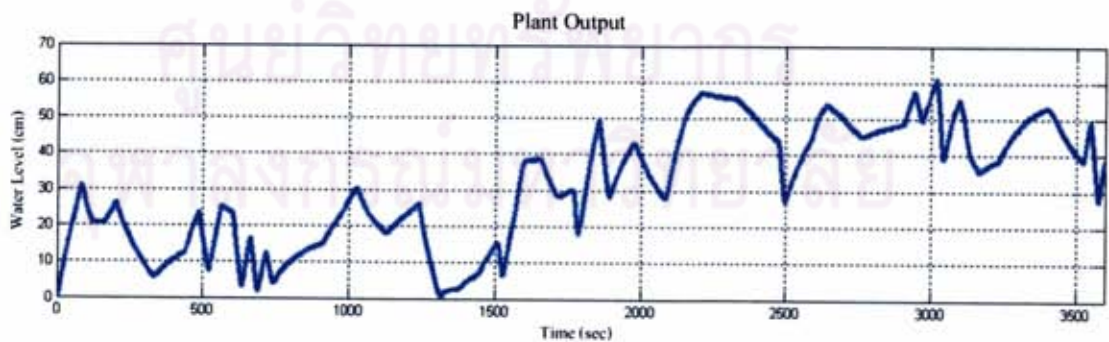
ในการควบคุมระบบด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 กำหนดพารามิเตอร์ตัวควบคุมตามตารางที่ 5.1 และทำการฝึกข่ายงานนิวรัลด้วยชุดข้อมูลตามรูปที่ 5.2 โดยชุดข้อมูลที่ใช้แสดงให้เห็นถึงคุณลักษณะของระบบ และมีผลตอบสนองของระบบที่ทุกๆหน้าตัดของถังที่มีการเปลี่ยนแปลง

ตารางที่ 5.1 พารามิเตอร์ของตัวควบคุมนิวโรสำหรับระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่

จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	5
อินพุตข่ายงานในการประมาณค่าฟังก์ชัน f และ g	$h(k)$
ค่าเวลาคิเลย์ของอินพุตระบบ	0
ค่าเวลาคิเลย์ของเอาต์พุตระบบ	1
เวลาสุ่ม	0.01



(ก) อินพุตของข่ายงาน



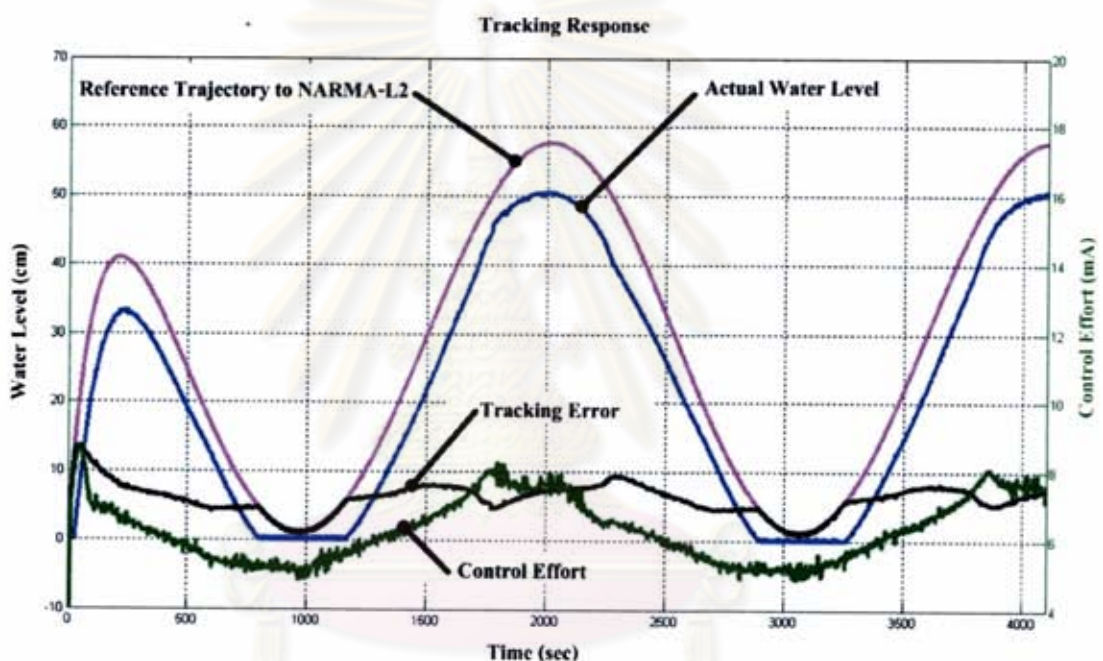
(ข) เอาต์พุตเป้าหมาย

รูปที่ 5.2 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกข่ายงานของระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่

5.1.3 ผลการควบคุมระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่

ในการทดลองควบคุมระดับน้ำของถังทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่ จะทำการทดลองสาม การทดลอง คือการทดลองควบคุมให้ระดับน้ำติดตามแนววิถี การทดลองควบคุมให้ระบบมีโพลตามต้องการ และการทดลองควบคุมระดับน้ำโดยให้สัญญาณอ้างอิงเป็นสัญญาณขั้นที่มีขนาดเปลี่ยนแปลงไปตามเวลา

5.1.3.1 ผลการควบคุมให้ระดับน้ำติดตามแนววิถี

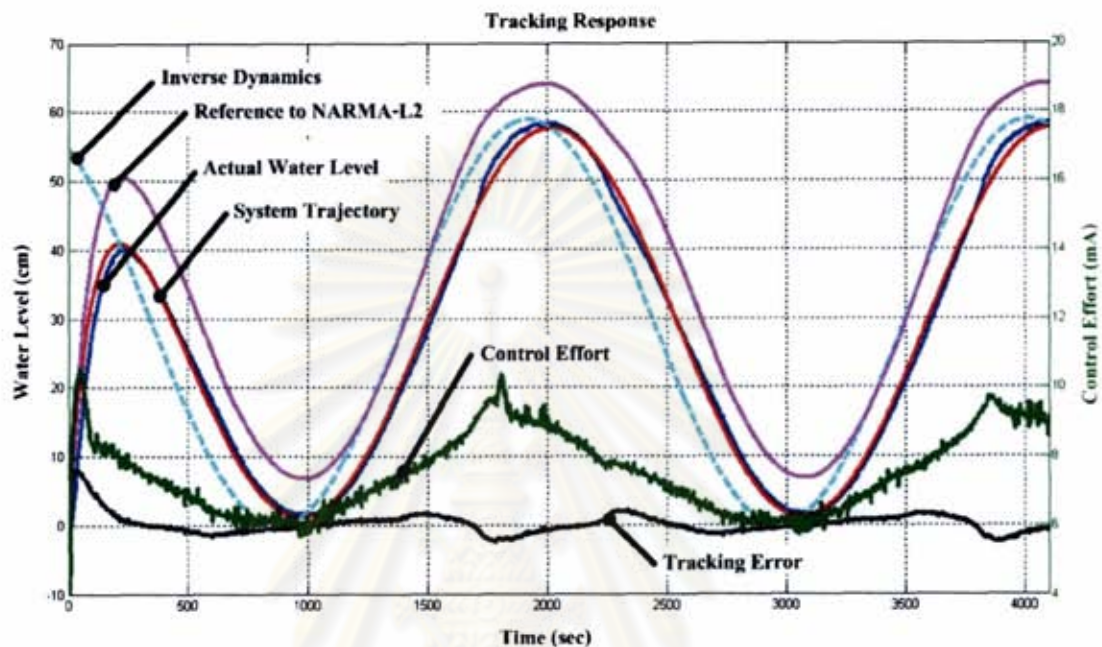


รูปที่ 5.3 ผลการควบคุมระดับน้ำในถังหน้าตัดไม่คงที่ให้ติดตามแนววิถี

จากผลการควบคุมตามรูปที่ 5.3 ความผิดพลาดของระดับน้ำในการติดตามแนววิถีอ้างอิงมีค่าสูง โดยค่ารากความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองเท่ากับ 7.85 แสดงให้เห็นว่าตัวควบคุมไม่สามารถกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้น และพลวัตของระบบได้อย่างสมบูรณ์ ระบบปิดยังมีพลวัตเกาหลงเหลืออยู่ ส่งผลให้ระดับน้ำในถังติดตามสัญญาณอ้างอิงได้ไม่ดีพอ

เนื่องจากตัวควบคุมนิวโรแบบ NARMA-L2 ไม่สามารถกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้น และพลวัตของระบบได้อย่างมีประสิทธิภาพพอ จึงใช้ตัวควบคุมนิวโรร่วมกับฟังก์ชันถ่ายโอน และทำการคำนวณพลศาสตร์ย้อนกลับเพื่อควบคุมระบบ โดยกำหนดให้ k_p , k_v เท่ากับ 0.01 และ 1

ตามลำดับ ซึ่งเป็นการกำหนดให้ระบบปิดมีโพลอยู่ที่ -0.990 และ -0.010 มีแผนผังการควบคุมตามรูปที่ 4.8 และมีผลการทดลองควบคุมเป็นไปตามรูปที่ 5.4



รูปที่ 5.4 ผลการควบคุมระดับน้ำด้วยตัวควบคุมนิวโรร่วมกับการทำพลศาสตร์ย้อนกลับ

ผลการควบคุมตามรูปที่ 5.4 พบว่าในช่วงแรก ระดับน้ำยังติดตามแนววิถีที่ต้องการได้ไม่ดีพอ แต่เมื่อเวลาผ่านไปประมาณ 200 วินาที ระดับน้ำเริ่มลู่เข้าสู่แนววิถีที่กำหนดไว้ ค่าความผิดพลาดในการติดตามมีค่าลดลง โดยมีค่ารากความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองเท่ากับ 1.085 แสดงให้เห็นว่าพลวัตใหม่ที่กำหนดให้กับระบบปิด มีอิทธิพลเหนือพลวัตเก่าที่ตัวควบคุมนิวโรกำจัดไม่หมด ระดับน้ำจึงสามารถติดตามแนววิถีที่ต้องการได้เป็นอย่างดี และจากผลการควบคุมพบว่าสัญญาณอ้างอิงที่ถูกส่งเข้าสู่ตัวควบคุมนิวโร มีค่ามากกว่าสัญญาณแนววิถี เพราะฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในการกำหนดโพลของระบบปิด ได้ช่วยทำการชดเชยสัญญาณที่ส่งเข้าสู่ตัวควบคุม

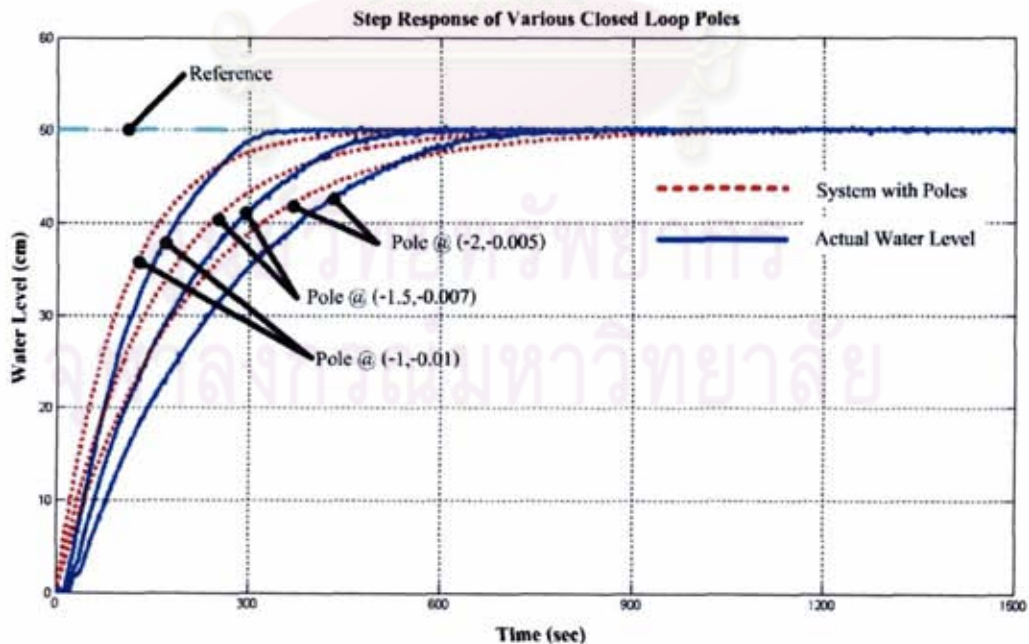
5.1.3.2 ผลการควบคุมให้ระบบปิดมีโพลตามต้องการ

ทดลองควบคุมเพื่อให้ระบบปิดมีโพลตามต้องการมีแผนผังการควบคุมตามรูปที่ 4.5 และกำหนดโพลของระบบปิดตาม ตารางที่ 5.2 และให้สัญญาณอ้างอิงเป็นสัญญาณขั้นขนาด 40 หน่วย ผลการทดลองในช่วงเริ่มต้นของการควบคุม ระบบมีช่วงเวลาประวิง (Time Delay) ทำให้ผลตอบสนองของระบบคลาดเคลื่อนไปจากผลตอบสนองที่กำหนด (Desire Response) พอสมควร

เนื่องมาจากข้อจำกัดทางด้านฮาร์ดแวร์ที่สัญญาณควบคุมจะต้องอยู่ในช่วง 4-20 mA แต่ในการควบคุมจริงที่ช่วงเวลาเริ่มต้น ค่าสัญญาณควบคุมที่คำนวณได้จากตัวควบคุมมีค่าน้อยกว่า 4 mA ทำให้ในช่วงเริ่มต้นวาล์วควบคุมการไหลของน้ำจึงยังไม่เปิดให้น้ำไหลผ่านเข้าสู่ถัง จนเมื่อเวลาผ่านไป สัญญาณควบคุมที่คำนวณได้จากตัวควบคุมมีค่ามากกว่า 4 mA จึงเริ่มมีน้ำไหลเข้าสู่ถัง แต่ทว่าผลตอบสนองของระบบก็ยังคลาดเคลื่อนจากที่กำหนดไว้ เนื่องจากตัวควบคุมนิวโรกำจัดพลวัตเก่าของระบบได้ไม่สมบูรณ์ แต่เมื่อเข้าสถานะอยู่ตัวระดับน้ำก็สูงที่สุดที่กำหนดไว้ ตามผลการทดลองรูปที่ 5.5

ตารางที่ 5.2 ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในการกำหนดโพลระบบปิดของระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่

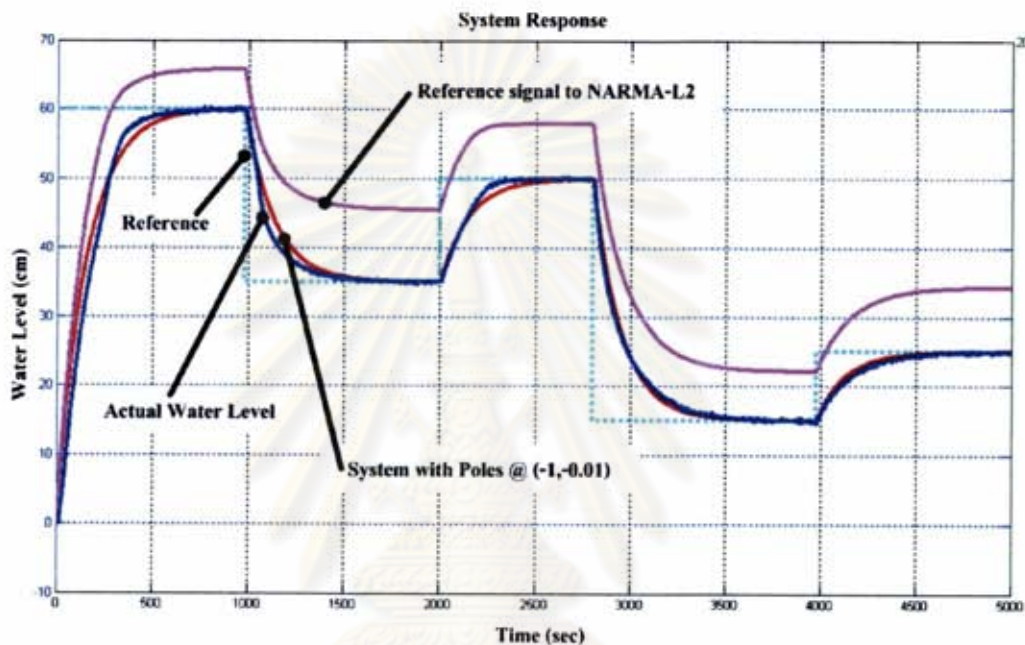
โพลของระบบปิด	ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในการกำหนดโพล
-1, -0.01	$\frac{0.01}{s^2 + 1s}$
-1.5, -0.007	$\frac{0.01}{s^2 + 1.5s}$
-2, -0.005	$\frac{0.01}{s^2 + 2s}$



รูปที่ 5.5 ผลการควบคุมระบบปิดของถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่ให้มีโพลตามต้องการ

5.1.3.3 ผลการควบคุมระดับน้ำโดยสัญญาณอ้างอิงขั้นมีขนาดเปลี่ยนแปลงไปตามเวลา

การทดลองควบคุมระดับน้ำโดยให้สัญญาณอ้างอิงเป็นสัญญาณขั้นที่มีขนาดเปลี่ยนแปลงไปตามเวลา และกำหนดโพลของระบบปิดที่ $(-1, -0.01)$ พบว่าตัวควบคุมนิวโรร่วมกับฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในการกำหนดโพล สามารถควบคุมระดับน้ำให้อยู่ในจุดเป้าหมาย (Set Point) ที่ต้องการได้ มีค่าผิดพลาดเฉลี่ยที่สถานะอยู่ตัวในแต่ละจุดเป้าหมายเฉลี่ยประมาณ 0.7%



รูปที่ 5.6 ผลตอบสนองของระบบที่จุดเป้าหมายต่างๆ

5.1.4 สรุปผลการควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่

ในการควบคุมระบบถังน้ำหน้าตัดไม่คงที่ ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 สามารถกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้น และพลวัตของระบบได้ในระดับหนึ่ง ระบบยังมีพลวัตหลงเหลืออยู่ แต่เมื่อใช้ตัวควบคุมนิวโรก็ร่วมกับการทำพลศาสตร์ย้อนกลับ พลวัตใหม่ที่กำหนดให้กับระบบ มีอิทธิพลเหนือพลวัตเก่าที่ยังเหลืออยู่ ทำให้สมรรถภาพในการควบคุมระบบสูงขึ้น สามารถควบคุมให้เอาต์พุตของระบบติดตามแนวโน้มที่ต้องการได้เป็นอย่างดี

5.2 การทดลองควบคุมระบบถังน้ำสองถัง

การทดลองควบคุมระบบถังน้ำสองถัง ตัวแปรที่ต้องการจะควบคุมคือระดับน้ำในถังล่าง โดยปริมาณน้ำที่ไหลเข้าสู่ถังล่างเป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้นของระดับน้ำในถังบน ปริมาณน้ำที่ไหลออกจากถังล่างเป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้นของระดับน้ำในถังล่าง ส่วนปริมาณน้ำที่ไหลเข้าสู่ถังบนสามารถควบคุมได้ด้วยการควบคุมการปิดเปิดของวาล์วควบคุม ในการควบคุมระบบถังน้ำสองถังจะใช้ ตัว

ควบคุมข่างานแบบ NARMA-L2 สองตัวในการควบคุมและกำหนดผลตอบสนองของระบบด้วยการกำหนดไหลของระบบปิด โดยเลือกฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสมเพื่อให้ได้ไหลตามต้องการ

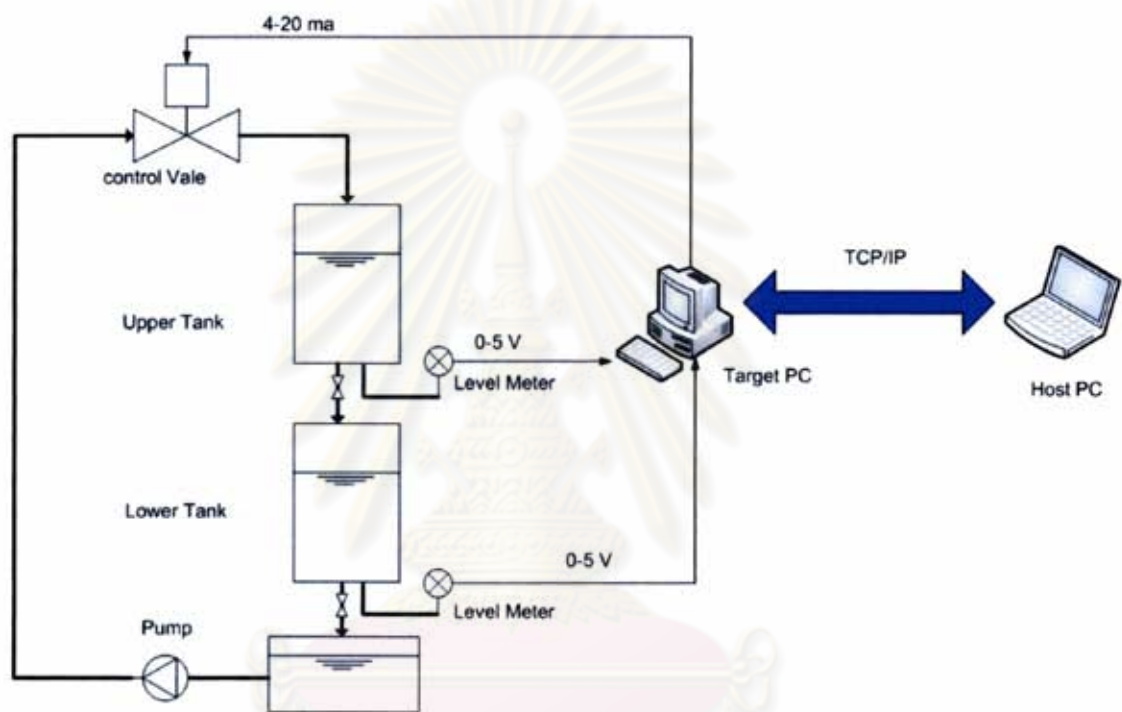
5.2.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลอง

- 1) คอมพิวเตอร์โน้ตบุ๊ก Pentium M 1.7 GHz, 1 GB RAM ทำหน้าที่เป็น Host PC ออกแบบและสร้างตัวควบคุมข่างาน NARMA-L2
- 2) คอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล Pentium Pro 166 MHz, 96 MB RAM ทำหน้าที่เป็น Target PC ควบคุมและรับสัญญาณจากระบบเพื่อนำมาประมวลผลหาสัญญาณควบคุมระบบ
- 3) แผงวงจร Advantech PCL-726 ใช้สำหรับจ่ายกระแสขนาด 4-20 มิลลิแอมป์ เพื่อควบคุมวาล์วควบคุม มีความละเอียด 12 บิต
- 4) แผงวงจร Advantech PCL-812PG ใช้สำหรับรับข้อมูลระดับน้ำ โดยสัญญาณที่รับได้มีขนาด 0-5 โวลต์ ความละเอียด 12 บิต
- 5) พาวเวอร์ซัพพลาย ใช้ควบคู่กับแผงวงจร Advantech PCL-726 ในการจ่ายกระแสขนาด 4-20 มิลลิแอมป์
- 6) โปรแกรม Matlab® (xPC) ใช้เป็นโปรแกรมกลางเพื่อติดต่อกับอุปกรณ์ต่างๆ และทำหน้าที่เป็นตัวควบคุม
- 7) ชุดทดลองควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกที่มีหน้าตัดไม่คงที่มีอุปกรณ์หลักประกอบไปด้วย
 - ถังทรงกระบอกหน้าตัดคงที่สูง 60 เซนติเมตร 2 ถัง
 - เครื่องสูบน้ำ 0.4 แรงม้า 0.6 ลูกบาศก์เมตร/ชั่วโมง
 - เครื่องอัดลม 8 บาร์ 24.5 ลิตร ทำหน้าที่จ่ายลมเพื่อใช้ในการเปิดปิดวาล์ว
 - Valtek วาล์วควบคุมการไหลของน้ำ รับสัญญาณ 4-20 มิลลิแอมป์
 - มาตรวัดความดัน สัญญาณที่วัดได้มีขนาดอยู่ระหว่าง 0-5 โวลต์

5.2.2 ระบบควบคุมที่ใช้ในการทดลอง

การทดลองควบคุมระบบถังน้ำสองถัง มีถังน้ำรูปทรงกระบอกสองถังจัดวางที่ระดับความสูงต่างกัน แต่ละถังมีความสูง 60 เซนติเมตร พื้นที่หน้าตัด 125 ตารางเซนติเมตร มีตัวแปรที่ต้องการควบคุมคือระดับน้ำของถังล่าง โดยน้ำที่ไหลเข้าสู่ถังล่างจะมาจากน้ำที่ไหลออกจากถังบนปริมาณน้ำที่ไหลลงมาเป็นฟังก์ชันของความสูงระดับน้ำในถังบน ส่วนปริมาณน้ำที่ไหลออกจากถังล่างเป็นฟังก์ชันของความสูงระดับน้ำในถังล่าง ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าถังบนสามารถควบคุมด้วยการ

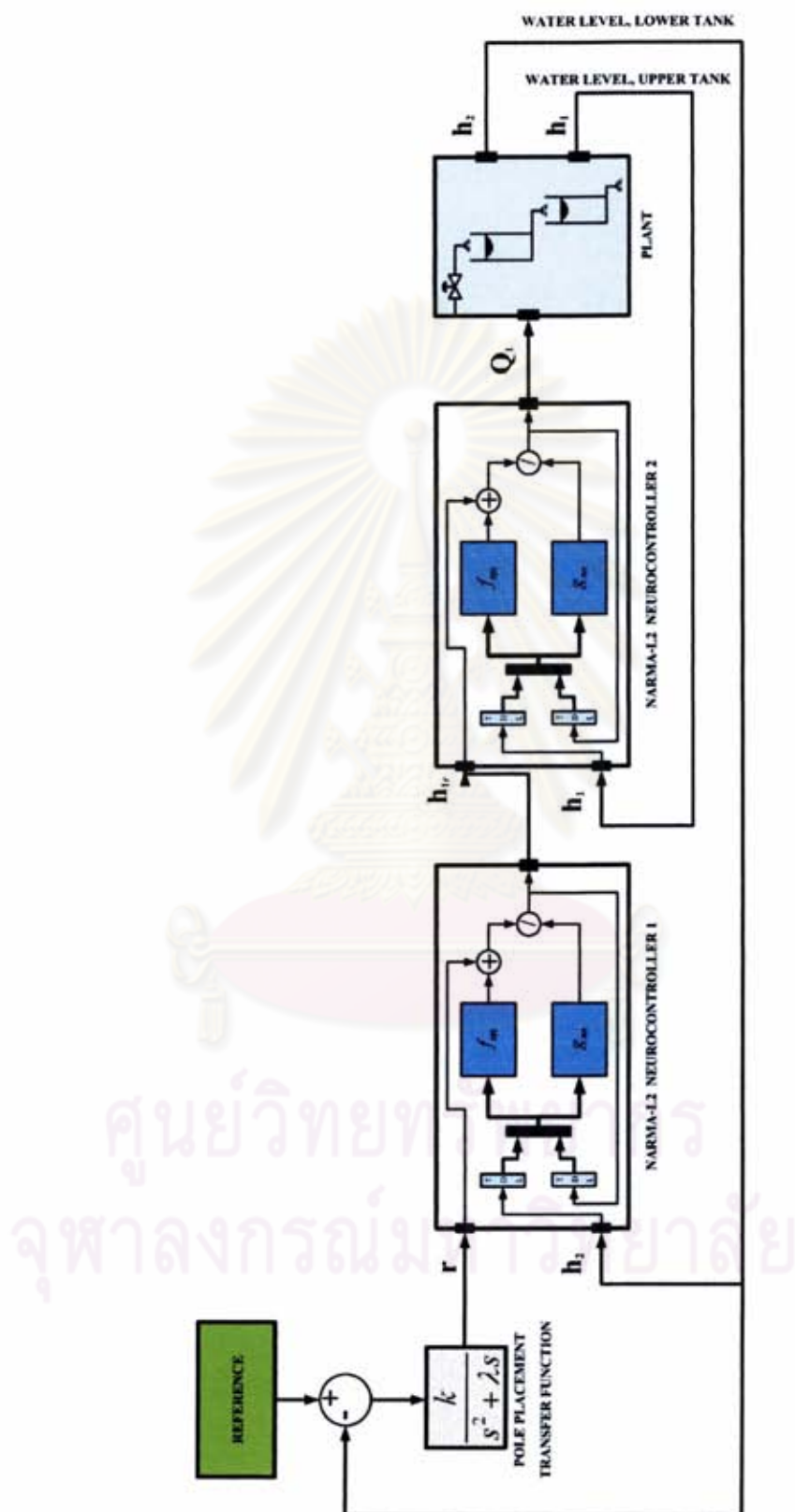
ควบคุมการเปิดปิดของวาล์ว สัญญาณที่ใช้ในการควบคุมวาล์วจะมีขนาดระหว่าง 4-20 มิลลิแอมป์ ส่วนระดับความสูงของน้ำใช้มาตรวัดความดันในการวัด สัญญาณที่วัดได้มีขนาดอยู่ระหว่าง 0-5 โวลต์ มีแผนผังระบบตามรูปที่ 5.7 และกำหนดพารามิเตอร์ของตัวควบคุมนิวโรทั้งสองตัวตามตารางที่ 5.3 และใช้ชุดข้อมูลในการฝึกข่ายงานตามรูปที่ 5.9 และรูปที่ 5.10 และมีแผนผังการควบคุมตามรูปที่ 5.8



รูปที่ 5.7 ระบบควบคุมถังน้ำสองถัง

ตารางที่ 5.3 พารามิเตอร์ของตัวควบคุมนิวโรสำหรับระบบถังน้ำสองถัง

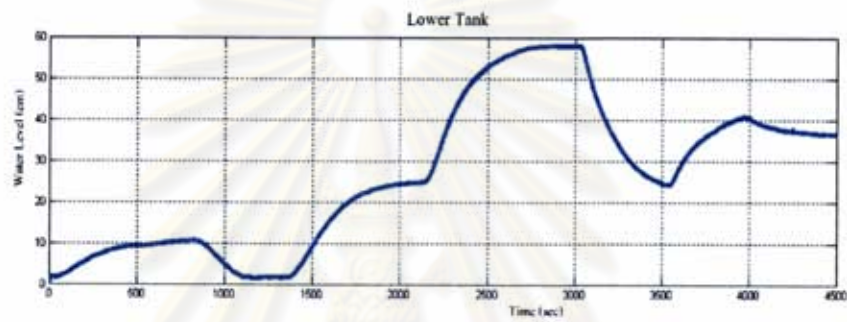
ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2	ตัวที่ 1	ตัวที่ 2
จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	5	5
อินพุตข่ายงานในการประมาณค่าฟังก์ชัน f และ g	$h_1(k), h_2(k)$	$h_1(k)$
ค่าเวลาดีเลย์ของอินพุตระบบ	1	0
ค่าเวลาดีเลย์ของเอาต์พุตระบบ	1	1
เวลาสุ่ม	0.01	0.01



รูปที่ 5.8 การควบคุมระบบถังน้ำสองถังด้วยตัวควบคุมนิวโรร่วมกับฟังก์ชันถ่ายโอน

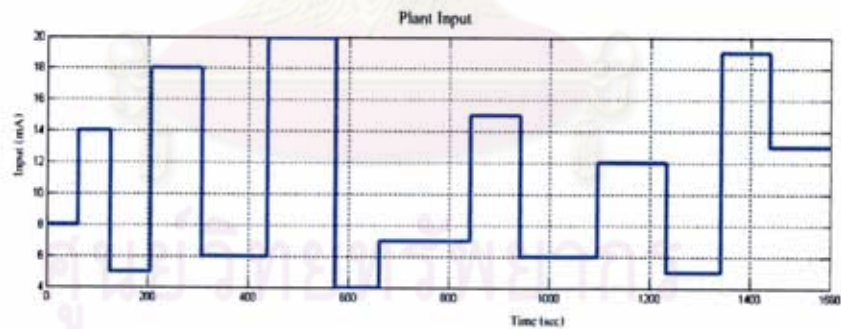


(ก) อินพุตของข่ายงานนิวรัลตัวที่ 1

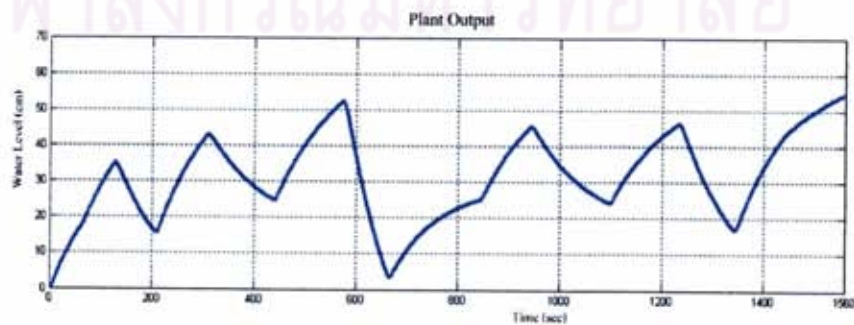


(ข) เอาต์พุตเป้าหมายข่ายงานนิวรัลตัวที่ 1

รูปที่ 5.9 ชุดข้อมูลในการฝึกข่ายงานนิวรัลตัวที่ 1 ของระบบถังน้ำสองถัง



(ก) อินพุตของข่ายงานนิวรัลตัวที่ 2

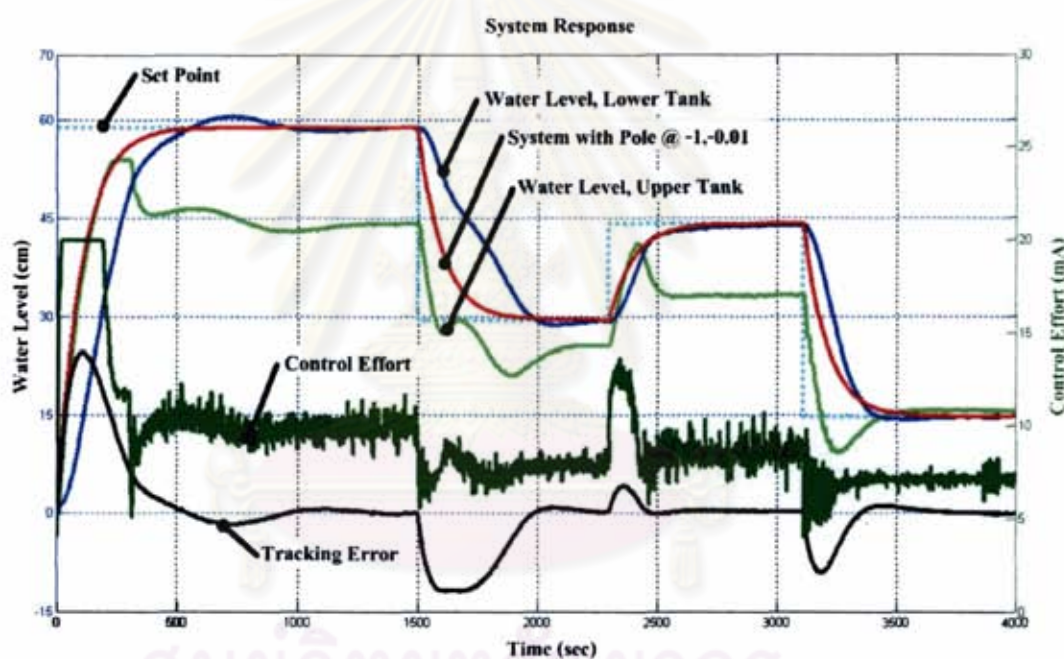


(ข) เอาต์พุตเป้าหมายข่ายงานนิวรัลตัวที่ 2

รูปที่ 5.10 ชุดข้อมูลในการฝึกข่ายงานนิวรัลตัวที่ 2 ของระบบถังน้ำสองถัง

5.2.3 ผลการควบคุมระบบถังน้ำสองถัง

การควบคุมระบบถังน้ำสองถังมีตัวแปรหลักที่ต้องการควบคุมคือระดับน้ำของถังล่าง โดยกำหนดโพลของระบบปิดให้อยู่ที่ $(-1, -0.01)$ ผลการควบคุมพบว่าระดับน้ำของถังล่างมีผลตอบสนองที่สภาวะชั่วคราวคลาดเคลื่อนจากผลตอบสนองที่กำหนดไว้ เป็นผลมาจากพลวัตเกาของระบบที่หลงเหลือ เนื่องจากตัวควบคุมนิวโรทั้งสองตัวไม่สามารถกำจัดพลวัตของระบบได้อย่างสมบูรณ์ แต่ที่สภาวะอยู่ตัวตัวควบคุมสามารถควบคุมระดับน้ำของถังล่างให้อยู่ในระดับจุดเป้าหมายที่กำหนดได้โดยมีความผิดพลาดที่สภาวะอยู่ตัวโดยเฉลี่ย 0.8% ส่วนระดับน้ำของถังบนจะอยู่ในระดับที่ทำให้ระดับน้ำของถังล่างอยู่ในระดับจุดเป้าหมาย ดังแสดงในรูปที่ 5.11



รูปที่ 5.11 ผลตอบสนองของระบบที่จุดเป้าหมายต่างๆ

5.2.4 สรุปผลการควบคุมระบบถังน้ำสองถัง

การใช้ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ทำการควบคุมแบบคาดเคลื่อน ร่วมกับฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในการกำหนดโพลของระบบปิด ตัวควบคุมสามารถกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้นและพลวัตของระบบได้ในระดับหนึ่งยังไม่สามารถกำจัดได้อย่างสมบูรณ์ แต่ก็เพียงพอต่อการควบคุมระบบถังน้ำสองถัง ให้ระดับน้ำในถังล่างมีระดับตามต้องการ

5.3 การทดลองควบคุมเพนดูลัม

การทดลองควบคุมเพนดูลัมจะทดลองควบคุมเพนดูลัม ด้วยตัวควบคุมนิวโรแบบ NARAM-L2 เทียบกับตัวควบคุม PID

5.3.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลอง

- 1) คอมพิวเตอร์โน้ตบุ๊ก Pentium M 1.7 GHz, 1 GB RAM ทำหน้าที่เป็น Host PC ออกแบบและสร้างตัวควบคุมข่ายงาน NARMA-L2
- 2) คอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล Pentium Pro 166 MHz, 96 MB RAM ทำหน้าที่เป็น Target PC ควบคุมและรับสัญญาณระบบ
- 3) แผงวงจร Advantech PCL-726 ใช้สำหรับแรงดันขนาด 0-10 โวลต์ เพื่อควบคุมระบบ มีความละเอียด 12 บิต
- 4) แผงวงจร Adlink PCI-8133 ใช้สำหรับนับสัญญาณพัลส์จาก Encoder
- 5) โปรแกรม Matlab® (xPC) ใช้เป็นโปรแกรมกลางเพื่อติดต่อกับอุปกรณ์ต่างๆ และทำหน้าที่เป็นตัวควบคุม
- 6) ชุดทดลอง ECP 220

5.3.2 ระบบควบคุมที่ใช้ในการทดลอง

การทดลองควบคุมเพนดูลัม จะใช้ชุดการทดลอง ECP 220 เป็นชุดการทดลองระบบไม่เชิงเส้นที่มีความไม่เชิงเส้นจากน้ำหนักของคัมเพนดูลัม แรงเสียดทานแบบลูอมบ์ และแรงเสียดทานหนืด ดังแสดงในรูปที่ 5.12

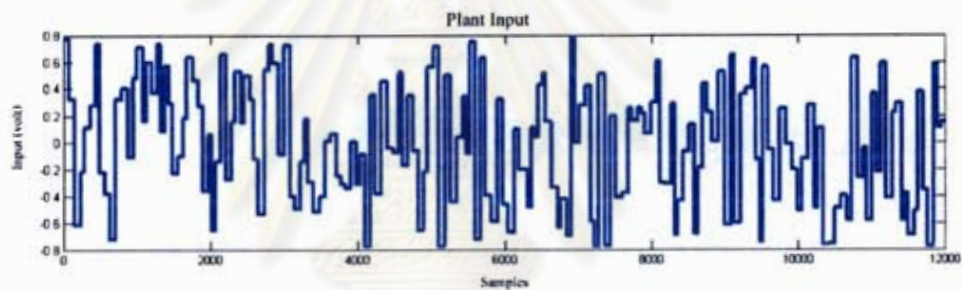


รูปที่ 5.12 ชุดการทดลองเพนดูลัม

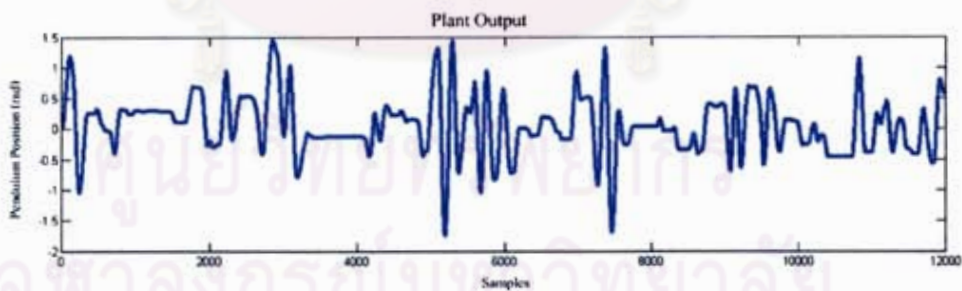
กำหนดพารามิเตอร์ของตัวควบคุมนิวโรตามตารางที่ 5.4 และทำการฝึกข่ายงานด้วยชุดข้อมูลตามรูปที่ 5.13

ตารางที่ 5.4 พารามิเตอร์ของตัวควบคุมนิวโรสำหรับระบบเพนดูลัม

จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	5
อินพุตข่ายงานในการประมาณค่าฟังก์ชัน f และ g	$y(k), y(k-1)$
ค่าเวลาดีเลย์ของอินพุตของระบบ	0
ค่าเวลาดีเลย์ของเอาต์พุตของระบบ	2
เวลาสุ่ม	0.001



(ก) อินพุตของระบบ



(ข) เอาต์พุตเป้าหมาย

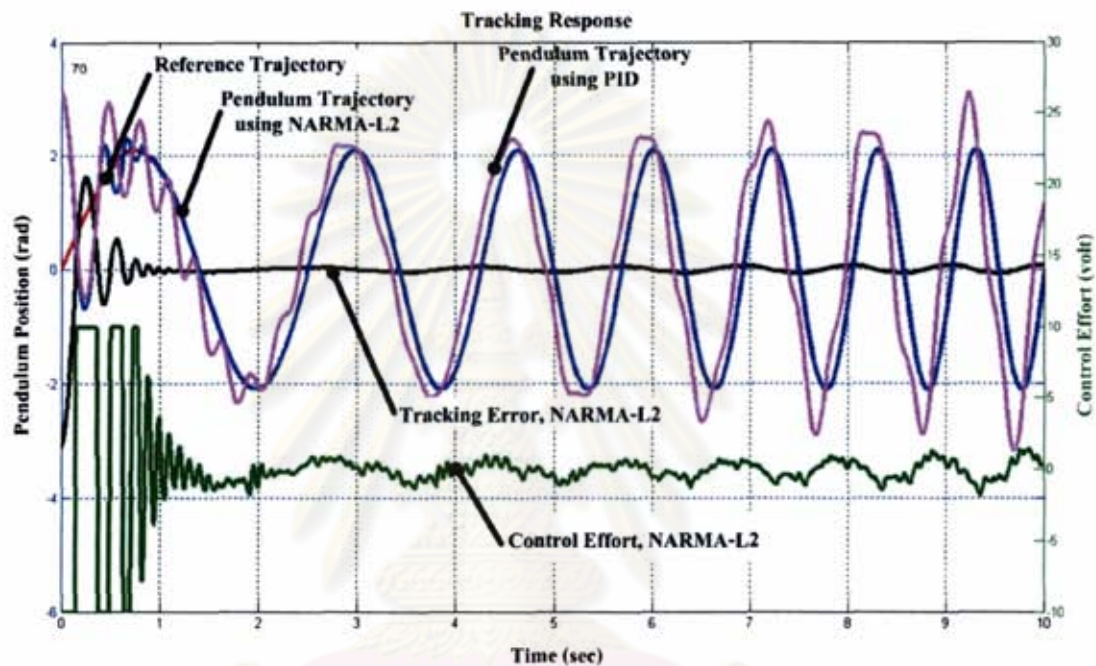
รูปที่ 5.13 ชุดข้อมูลในการฝึกข่ายงานสำหรับระบบเพนดูลัม

5.3.3 ผลการควบคุมระบบเพนดูลัม

ในการทดลองควบคุมเพนดูลัมจะทำการทดลองสามการทดลอง คือการทดลองควบคุมให้ระดับติดตามสัญญาณอ้างอิงชาวน์ การทดลองควบคุมให้ระบบติดตามสัญญาณอ้างอิงจากอินพุตดิจิทัล และการทดลองควบคุมให้ระบบมีโพลตามต้องการ

5.3.3.1 ผลการควบคุมให้เพนดูลัมติดตามสัญญาณอ้างอิงไซน์สวิตช์

กำหนดให้สัญญาณอ้างอิง เป็นสัญญาณไซน์สวิตช์ความถี่ 0.3-0.7 เฮิร์ตซ์ใน 10 วินาที ทำการควบคุมระบบด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 เทียบกับตัวควบคุม PID ได้ผลการควบคุมตามรูปที่ 5.14

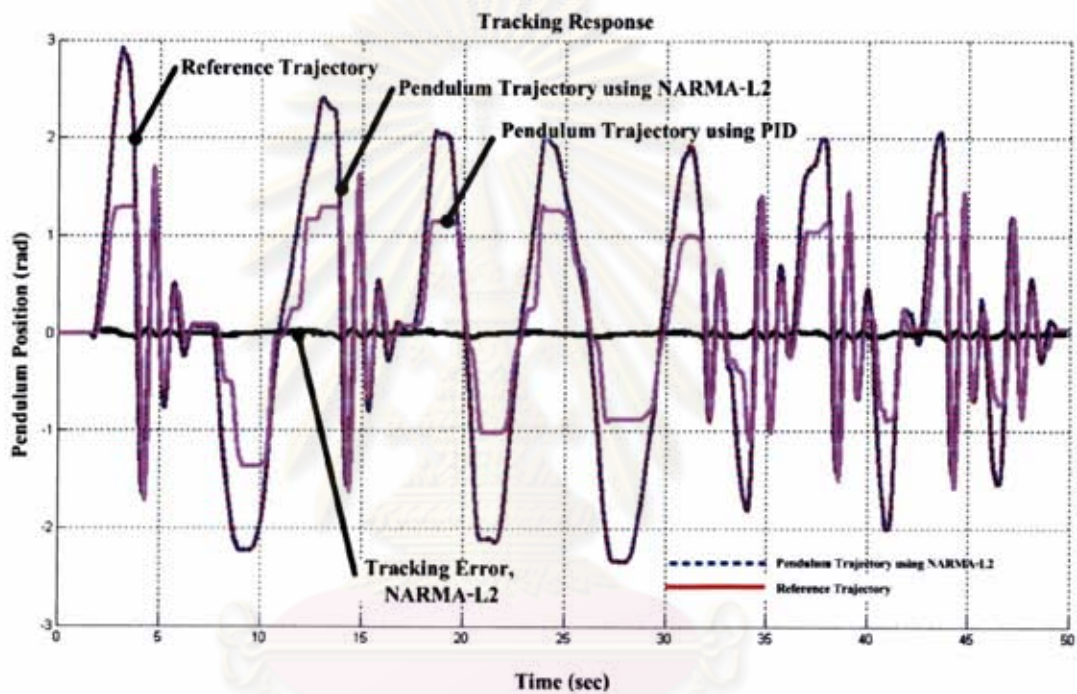


รูปที่ 5.14 ผลการควบคุมเพนดูลัมด้วยตัวควบคุมนิวโรเทียบกับตัวควบคุม PID

จากผลการทดลองรูปที่ 5.14 ในตอนเริ่มต้นกำหนดให้เพนดูลัมอยู่ในตำแหน่ง 90 องศา สัญญาณไซน์สวิตช์เริ่มต้นที่ 0 องศา ผลการควบคุมด้วยตัวควบคุมนิวโรแบบ NARMA-L2 เอาต์พุตของระบบติดตามสัญญาณอ้างอิงได้อย่างรวดเร็วภายในเวลา 1 วินาที โดยช่วงเริ่มต้นการควบคุมเอาต์พุตระบบยังไม่สามารถติดตามสัญญาณอ้างอิงที่กำหนดได้ สัญญาณควบคุมมีการสั่น (Chattering) เพราะสัญญาณควบคุมที่คำนวณได้มีค่าสูงเกินขีดจำกัดสัญญาณ แต่เมื่อเอาต์พุตระบบเริ่มเข้าสู่สัญญาณอ้างอิง สัญญาณควบคุมก็เริ่มมีขนาดลดลง และอยู่ในขอบเขตของขีดจำกัดสัญญาณ ส่วนผลการควบคุมด้วยตัวควบคุม PID เห็นได้ว่าตัวควบคุมไม่มีประสิทธิภาพในการควบคุมให้เอาต์พุตระบบติดตามสัญญาณอ้างอิง มีค่าความผิดพลาดในการติดตามสูง

5.3.3.2 ผลการควบคุมให้เพนดูลัมติดตามสัญญาณอ้างอิงจากอินพุตคิสก์

ทำการควบคุมระบบด้วยตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 เทียบกับตัวควบคุม PID ให้ติดตามสัญญาณอ้างอิงที่ได้จากอินพุตคิสก์ ซึ่งเป็นการควบคุมในลักษณะ มาสเตอร์-สเลฟ (Master-Slave Control) โดยทำการควบคุมให้เพนดูลัมหมุนไปตามการหมุนของอินพุตคิสก์ที่ถูกหมุนด้วยมือ ได้ผลการควบคุมตามรูปที่ 5.15



รูปที่ 5.15 ผลการควบคุมให้เพนดูลัมติดตามสัญญาณอ้างอิงจากอินพุตคิสก์

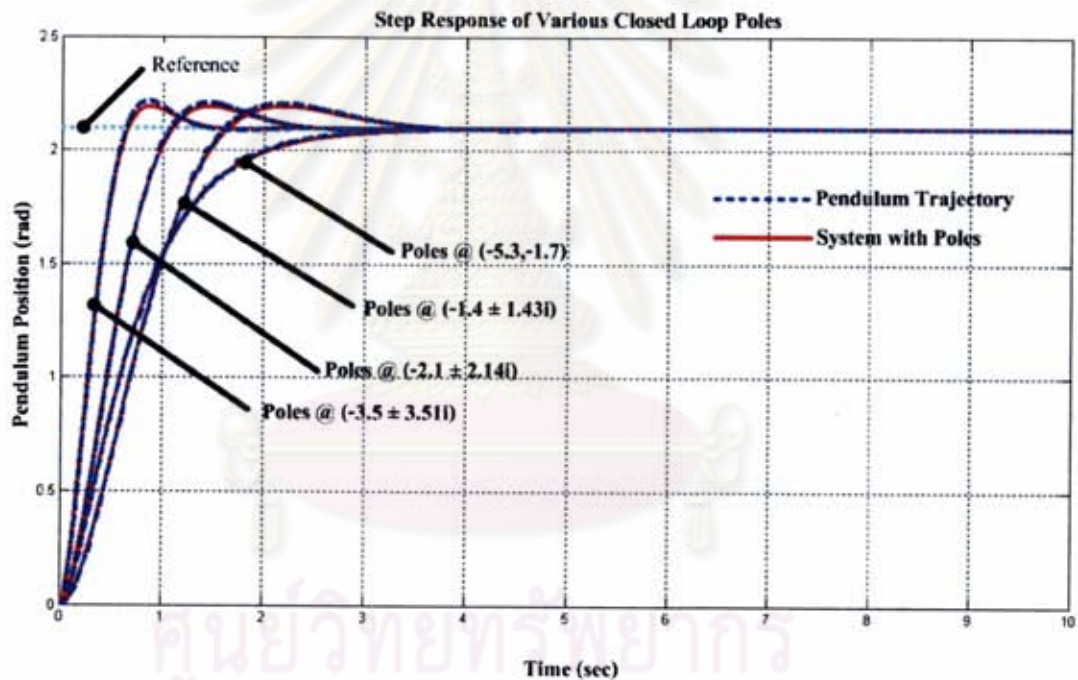
ผลการควบคุมตามรูปที่ 5.15 ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 มีประสิทธิภาพเหนือกว่าตัวควบคุมแบบ PID ในการควบคุมให้เอาต์พุตระบบติดตามสัญญาณอ้างอิงที่สร้างขึ้นในเวลาจริงจากอินพุตคิสก์ มีค่ารากความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองในการติดตามเท่ากับ 0.02

5.3.3.3 ผลการควบคุมให้ระบบปิดมีโพลตามต้องการ

ทดลองควบคุมเพื่อให้ระบบปิดมีโพลตามต้องการ กำหนดโพลของระบบปิดตามตารางที่ 5.5 และให้สัญญาณอ้างอิงเป็นสัญญาณขั้น

ตารางที่ 5.5 ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในการกำหนดโพลระบบปิดของระบบถ่วงน้ำหนักคัตไม่คงที่

โพลของระบบปิด	ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในการกำหนดโพล
$-1.40+1.43i, -1.40-1.43i$	$\frac{4}{s^2 + 2.8s}$
$-2.10+2.14i, -2.10-2.14i$	$\frac{9}{s^2 + 4.2s}$
$-3.50+3.50i, -3.50-3.50i$	$\frac{25}{s^2 + 7s}$
$-5.30, -1.70$	$\frac{9}{s^2 + 7s}$



รูปที่ 5.16 ผลการควบคุมเพนดูลัมให้ระบบปิดมีโพลตามต้องการ

5.3.4 สรุปผลการควบคุมเพนดูลัม

ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 สามารถกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้น และพลวัตของระบบเพนดูลัมได้อย่างมีประสิทธิภาพ สามารถกำหนดพลวัตของระบบปิดได้ตามต้องการ ด้วยวิธีการกำหนดโพลของระบบปิดโดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนในการกำหนด และสามารถควบคุมให้เอาต์พุตระบบติดตามสัญญาณอ้างอิงในเวลาจริงได้เป็นอย่างดี โดยไม่ต้องใช้วิธีคำนวณพลศาสตร์ย้อนกลับร่วมในการควบคุม

บทที่ 6

สรุปการวิจัยและข้อเสนอแนะ

6.1 สรุปผลการวิจัย

ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 เป็นตัวควบคุมในระบบเวลาไม่ต่อเนื่องที่เหมาะสมในการควบคุมระบบไม่เป็นเชิงเส้น และมีความสามารถในการเป็นตัวควบคุมสากล ในการควบคุมระบบที่ใช้ในการวิจัย สัญญาณอ้างอิงและเอาต์พุตค่าแห่งของระบบ ถูกนำมาใช้ในการคำนวณหาสัญญาณควบคุม โดยไม่จำเป็นต้องใช้ค่าสเตรตจของระบบร่วมในการคำนวณ ในการสร้างตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 จะต้องกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนของตัวควบคุม และค่าเวลาประวิงเอาต์พุตระบบเพื่อที่จะเก็บค่าเอาต์พุตของระบบที่เวลาต่างๆในอดีต มาใช้ในการคำนวณหาสัญญาณควบคุม ในการวิจัยนี้ได้ใช้วิธีการกำหนดค่าเวลาประวิงเอาต์พุตระบบ โดยอ้างอิงจากโครงสร้างแบบจำลองในรูปแบบเวลาไม่ต่อเนื่องของระบบไม่เป็นเชิงเส้นที่ใช้ในการวิจัย และกำหนดจำนวนนิวรอนของตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ด้วยการทดลองเลือกจำนวนนิวรอนที่ทำให้ประสิทธิภาพในการฝึกช่ายงานดีที่สุด โดยใช้จำนวนนิวรอนน้อยที่สุด

จากผลจำลองการควบคุม แสดงให้เห็นว่าวิธีการกำหนดค่าเวลาประวิงเอาต์พุตระบบ และวิธีการกำหนดจำนวนนิวรอนของตัวควบคุมนิวโรที่ใช้ในงานวิจัยเป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพ ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ที่สร้างจากวิธีการดังกล่าว และผ่านการฝึกด้วยชุดข้อมูลที่เหมาะสม สามารถจำลองควบคุมระบบถึงน้ำให้มีเสถียรภาพ และควบคุมให้ระบบติดตามสัญญาณอ้างอิงได้อย่างสมบูรณ์

จากการทดลองควบคุมจริงกับระบบถังน้ำและระบบเพนคูล์ม ประสิทธิภาพของตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ในการกำจัดความไม่เป็นเชิงเส้นและพลวัตของระบบ ขึ้นอยู่กับความแม่นยำในการประมาณค่าแบบจำลองของช่ายงานนิวรัล ในการควบคุมเพนคูล์ม ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 สามารถกำจัดพลวัตของระบบได้อย่างมีประสิทธิภาพ ระบบจึงสามารถติดตามสัญญาณอ้างอิงที่สร้างขึ้นในเวลาจริงได้อย่างสมบูรณ์ ในการควบคุมระบบถังน้ำตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 กำจัดพลวัตของระบบไม่สมบูรณ์ ทำให้ไม่สามารถควบคุมให้เอาต์พุตของระบบติดตามสัญญาณอ้างอิงตำแหน่งที่ต้องการ ได้ดีพอ แต่เมื่อใช้ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 ร่วมกับการกำหนดโพลให้กับระบบปิดด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน สามารถปรับปรุงให้ประสิทธิภาพในการควบคุมสูงขึ้น สามารถควบคุมให้ระบบมีเสถียรภาพ และควบคุมให้ระบบติดตามสัญญาณอ้างอิงที่ต้องการ ได้ โดยทำการ

คำนวณพลศาสตร์ย้อนกลับร่วมในการควบคุม ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 สามารถควบคุมระบบที่แตกต่างกันได้ และมีแนวโน้มว่าสามารถนำไปควบคุมระบบไม่เชิงเส้นต่างๆ ที่แตกต่างกันได้อีก แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการเป็นตัวควบคุมสากล

6.2 ข้อเสนอแนะ

ตัวควบคุมนิวโรแบบ NARAMA-L2 ที่ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้มีผลการควบคุมที่น่าพอใจ แต่เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพที่ดีที่สุดในการควบคุมระบบ ยังจำเป็นต้องพัฒนาตัวควบคุมข้างงานต่อไป โดยจุดสำคัญที่ยังต้องพัฒนาต่อไปคือเรื่องการฝึกข้างงานนิวรัล ให้สามารถประมาณค่าแบบจำลองระบบให้แม่นยำขึ้น และควรพัฒนาตัวควบคุมนิวโรให้สามารถเรียนรู้ได้แบบออนไลน์ เพื่อที่สามารถปรับแบบจำลองได้ในระหว่างการควบคุม เพื่อผลการควบคุมมีประสิทธิภาพดีขึ้น



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รายการอ้างอิง

- [1] McCulloch, W. and Pitts, W. 1943. A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity, Bulletin of Mathematical Biophysics 5 :115-113
- [2] Hebb, D. 1949. The organization of behavior. New York : Wiley.
- [3] Rosenblatt, F. 1958. The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain, Psychological Review 65 : 386-408
- [4] Widrow, B. and Hoff, M. 1960. Adaptive Switching Circuits, 1960 IRE WESCON Convention Record : 96-104
- [5] Marvin Minsky and Seymour Papert. 1969. Perceptrons. Cambridge : MIT Press
- [6] Paul Werbos. 1974. The Roots of Backpropagation. Doctoral's Thesis : Harvard University
- [7] David Rumelhart and James McClelland. 1985. Parallel Distributed Processing. Cambridge : MIT Press
- [8] Kumpati Narendra and Kannan Parthasarathy. 1990. Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks, IEEE Transactions on Neural Networks 1 : 4-27
- [9] Julio Tanomaru and Sigeru Omatu. 1991. Towards Effective Neuromorphic Controllers, Proceedings of IECON International Conference on Control and Instrumentation : 1395-1400
- [10] Greene, M. and Tan, E. 1991. Indirect adaptive control of a two-link robot arm using regularization neural networks, Proceedings of IEEE Industrial Electronics Society : 952-956.
- [11] Nordgren, N. E. and Meck, P.H. 1993. An analytical comparison of a neural network and a model-based adaptive controller, IEEE Transactions on Neural Networks 4 : 685-694
- [12] Narendra, K. S. and Mukhopadhyay, s. 1997. Adaptive control using neural networks and approximate models, IEEE Transactions on Neural Networks 8 : 475-485
- [13] Habibiyan, H.; Setayashi, S. and Alibieak, H. 2004. A Fuzzy-Gain-Scheduled Neural Controller for Nuclear Steam Generators, Annals of Nuclear Energy 31 : 1765–1781
- [14] Alexandru Floares. 2005. Genetic Programming and Neural Networks Feedback Linearization for Modeling and Controlling Complex Pharmacogenomic Systems, Proceedings of IEEE World Congress on Computational Intelligence : 7510–7517

- [15] Martin T. Hagan and Howard Demuth. 1999. Neural Networks for Control, Proceedings of American Control Conference 3 : 1642-1656
- [16] Howard Demuth and Mark Beale. 2000. Neural Network Toolbox for Use with Matlab, Matlab User's Guide Version 4 : MathWorks Inc
- [17] Adetona, O.; Sathananthan, S. and Keel, L. H. 2004. Approximation of the NARMA Model of Non-Affine Plants, Proceeding of the American Control Conference 6 : 5502-5507



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



ภาคผนวก

ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ก.

อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลอง

ก.1 ชุดทดลองควบคุมระดับน้ำ

ชุดการทดลองควบคุมระดับน้ำ ได้ใช้เพื่อทดลองควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่ และควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกสองถัง มีอุปกรณ์ทดลองร่วมกันคือ เครื่องสูบน้ำ เครื่องอัดลม วาล์วควบคุมการไหลของน้ำ และมาตรวัดความดัน มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

เครื่องสูบน้ำ

เครื่องสูบน้ำ ขนาด 0.4 แรงม้า อัตราการสูบน้ำ 0.6 ลูกบาศก์เมตรต่อชั่วโมง ระยะส่งสูง 25 เมตร ระยะดูดลึก 5 เมตร

เครื่องอัดลม

เครื่องอัดลม 8 บาร์ 24.5 ลิตร ทำหน้าที่จ่ายลมเพื่อใช้ในการเปิดปิดวาล์วควบคุมการไหลของน้ำ

วาล์วควบคุมการไหลของน้ำ

วาล์วควบคุมการไหลของน้ำรับสัญญาณ 4-20 มิลลิแอมป์ เพื่อไปควบคุมปริมาณลมที่ไหลเข้าสู่กระบอกสูบที่ใช้เปิดปิดวาล์วน้ำ โดยความดันลมที่ใช้อยู่ระหว่าง 30-150 ปอนด์ต่อตารางนิ้ว

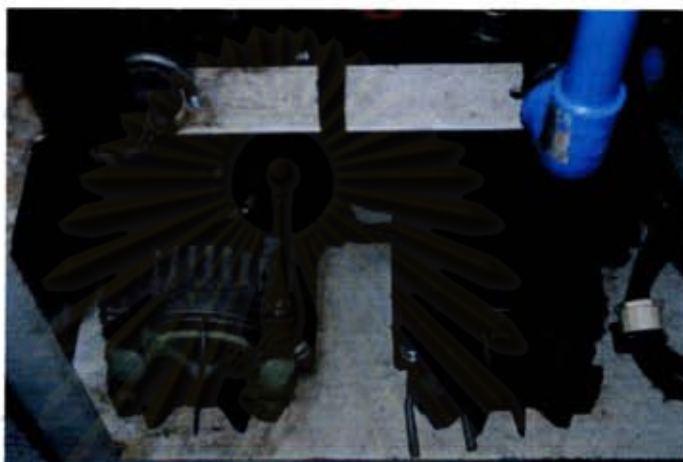
มาตรวัดความดัน

มาตรวัดความดัน วัดความดันได้ 0-1 กิโลกรัมต่อตารางเซนติเมตร หรือวัดความสูงได้ 0-600 มิลลิเมตรน้ำ ขนาดสัญญาณที่วัดได้อยู่ระหว่าง 0-5 โวลท์

ถังน้ำทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่

ถังที่ใช้ในการทดลองมีความสูง 60 เซนติเมตร ที่ความสูง 0-25 เซนติเมตร มีขนาดพื้นที่หน้าตัด 125 ตารางเซนติเมตร ที่ความสูง 25-50 เซนติเมตร มีขนาดพื้นที่หน้าตัด 75 ตารางเซนติเมตร ที่ความสูง 50-60 ตารางเซนติเมตร มีขนาดพื้นที่หน้าตัด 125 ตารางเซนติเมตร

ถังน้ำทรงกระบอกหน้าตัดคงที่สองถัง
ถังน้ำรูปทรงกระบอกสองถังจัดวางที่ระดับความสูงต่างกัน แต่ถังมีความสูง 60
เซนติเมตร พื้นที่หน้าตัด 125 ตารางเซนติเมตร



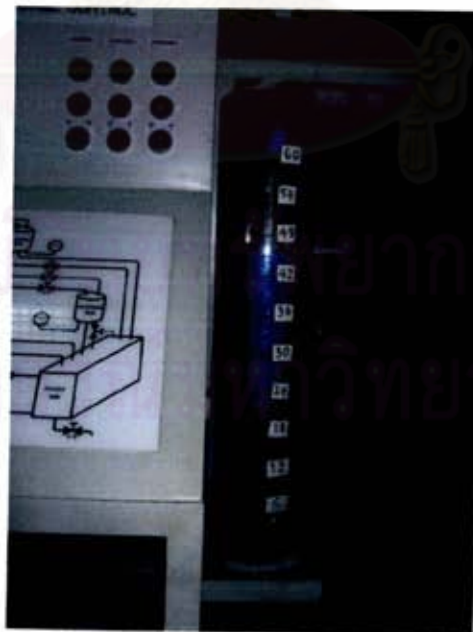
รูปที่ ก.1 เครื่องสูบน้ำ



รูปที่ ก.2 เครื่องอัดลม



รูปที่ ก.3 วาล์วควบคุมการไหลของน้ำ



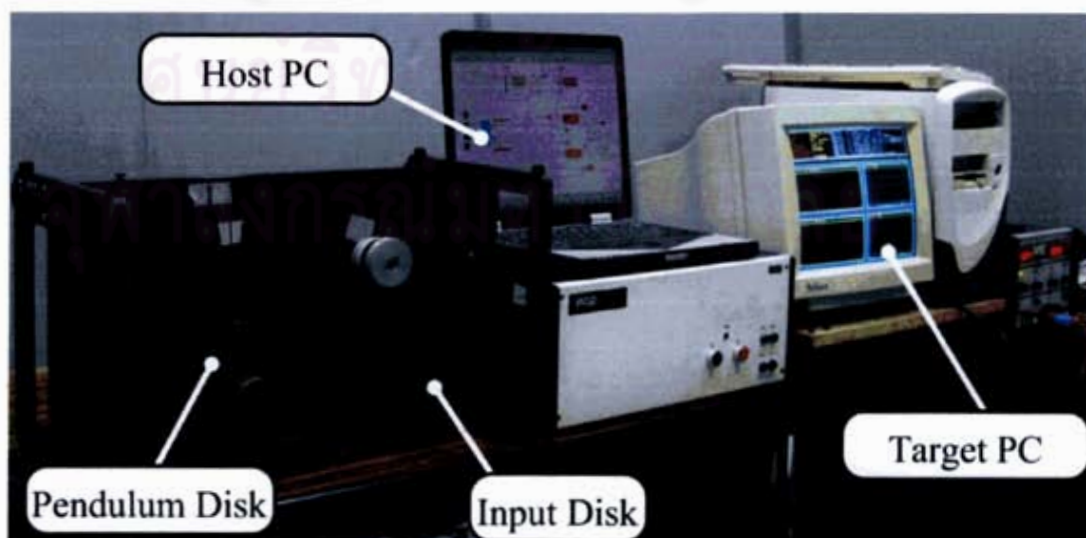
รูปที่ ก.4 ถังน้ำทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่



รูปที่ ก.5 ถังน้ำทรงกระบอกหน้าตัดคงที่สองถัง

ก.2 ชุดทดลองควบคุมเพนดูลัม

ชุดทดลองควบคุมเพนดูลัม เป็นชุดทดลองของบริษัท EPC รุ่น 220 ชุดการทดลองสามารถปรับแรงเสียดทานแบบหนืด และแบบคู่ตอมป์ของเพนดูลัมได้ Encoder ใช้วัดตำแหน่งของเพนดูลัม มีความละเอียด 4000 พัลส์ต่อรอบ Encoder ตัวที่สองใช้วัดตำแหน่งของอินพุตคิสก์ มีความละเอียด 2500 พัลส์ต่อรอบ



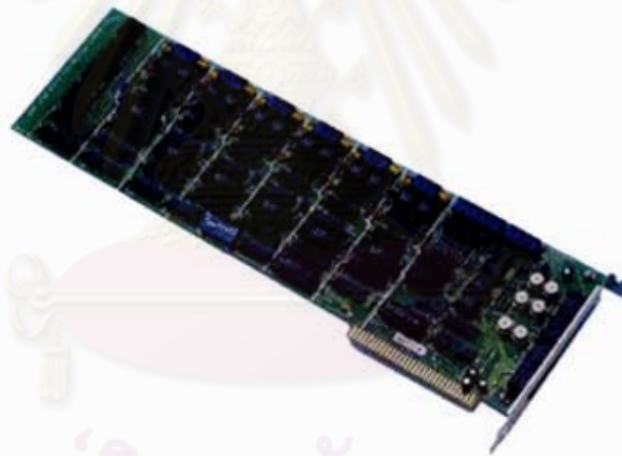
รูปที่ ก.6 ชุดทดลองควบคุมเพนดูลัม

ก.3 แผงวงจรรับส่งสัญญาณ

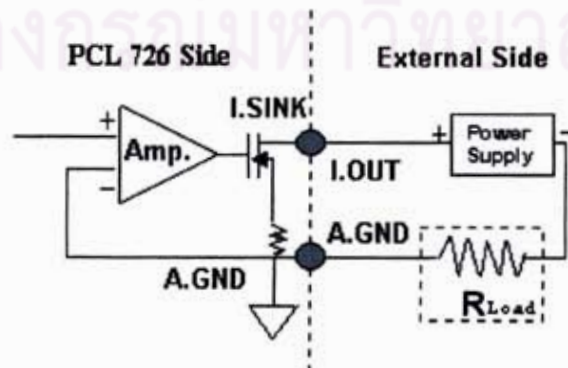
ในการควบคุมระบบได้ใช้แผงวงจร D/A Output PCL 726 ในการส่งสัญญาณไปควบคุมระบบ ใช้แผงวงจร A/D PCL 812PG ในการรับข้อมูลจากระบบ และใช้แผงวงจร PCI 8133 ในการนับสัญญาณพัลส์จาก Encoder

Adventech PCL 726

แผงวงจร PCL 726 เป็นแผงวงจร D/A ใช้ในการสร้างสัญญาณควบคุมระบบมีความละเอียด 12 บิต สามารถจ่ายสัญญาณความดัน ± 10 โวลต์ และสัญญาณกระแส 4-20 มิลลิแอมป์แบบ Current Loop Sink ซึ่งการใช้งานให้แผงวงจรจ่ายกระแส จะต้องปรับแผงวงจรให้เป็นแบบขูนิโพลาร์ 5 โวลต์ และใช้ แหล่งจ่ายไฟในการจ่ายกระแส โดย FET ภายในแผงวงจรทำหน้าที่ควบคุมการไหลของกระแส มีวิธีการต่อดังรูปที่ ก.8



รูปที่ ก.7 แผงวงจร PCL 726



รูปที่ ก.8 วิธีการต่อแผงวงจร PCL 726 ให้จ่ายกระแส

แผงวงจร Adventech PCL 812PG

แผงวงจร PCL 812PG เป็นแผงวงจร A/D ใช้รับสัญญาณความดันจากระบบดั่งน้ำทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่ และระบบดั่งน้ำสองถัง มีความละเอียด 12 บิต รับสัญญาณ ± 10 โวลต์



รูปที่ ก.9 แผงวงจร PCL 812PG

แผงวงจร Adlink PCI 8133

แผงวงจร PCI 8133 เป็นแผงวงจรที่ใช้นับพัลส์จาก Encoder มีความละเอียด 16บิต จำนวนพัลส์ที่แผงวงจรนับได้จะมีขนาดเป็นสี่เท่าของจำนวนพัลส์จริง



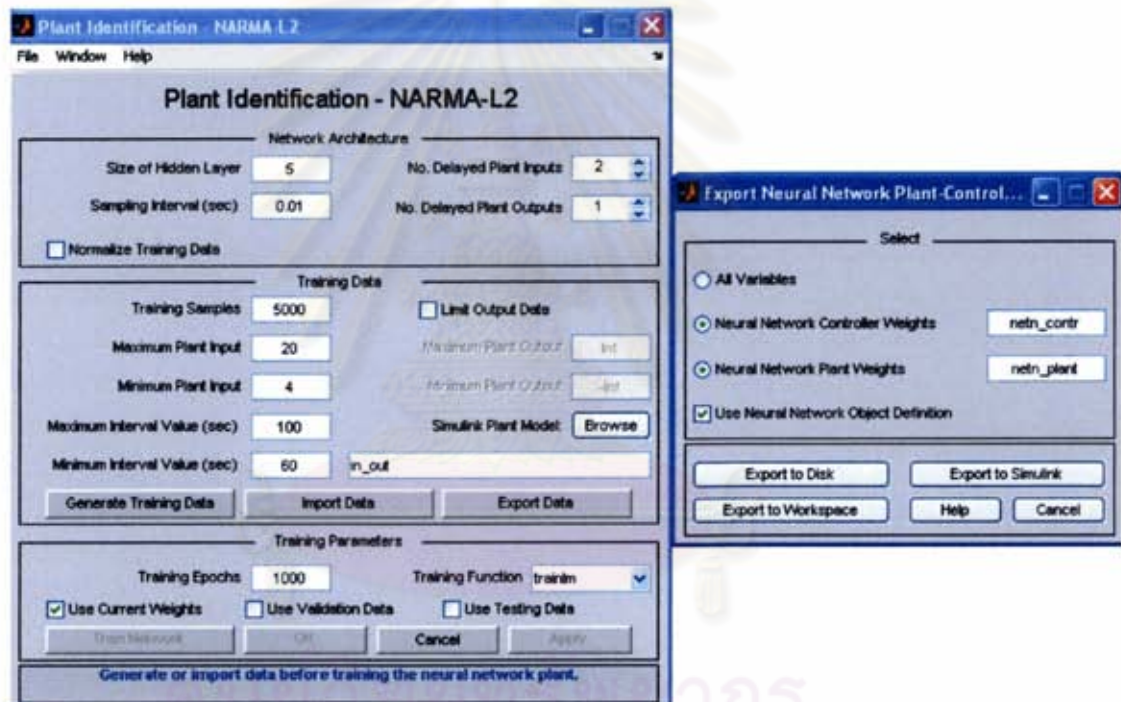
รูปที่ ก.10 แผงวงจร PCI 8133

ภาคผนวก ข.

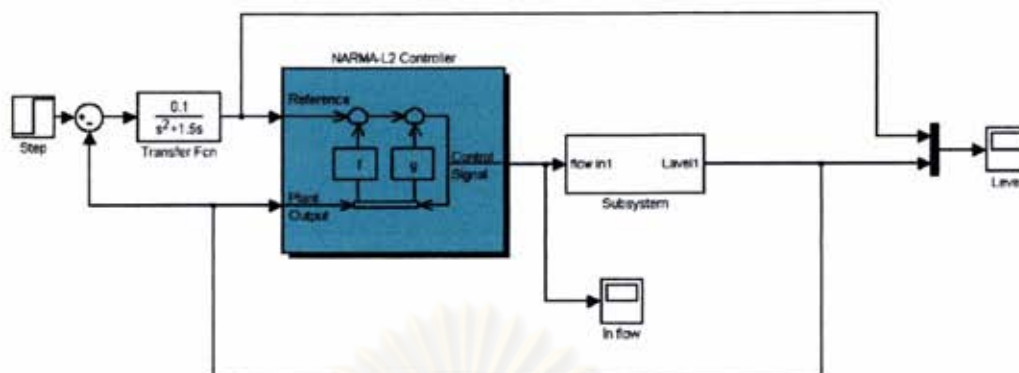
โปรแกรมที่ใช้ในการจำลองและควบคุมระบบ

ข.1 โปรแกรม Matlab/Simulink NARMA-L2

NARMA-L2 เป็นบล็อกที่อยู่ใน Matlab/Simulink ใช้ในการสร้างตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2 โดยการกำหนดพารามิเตอร์ของข่ายงานลงในหน้าต่างที่แสดงในรูปที่ ข.1



รูปที่ข.1 หน้าต่างกำหนดพารามิเตอร์ตัวควบคุมนิวโร NARMA-L2



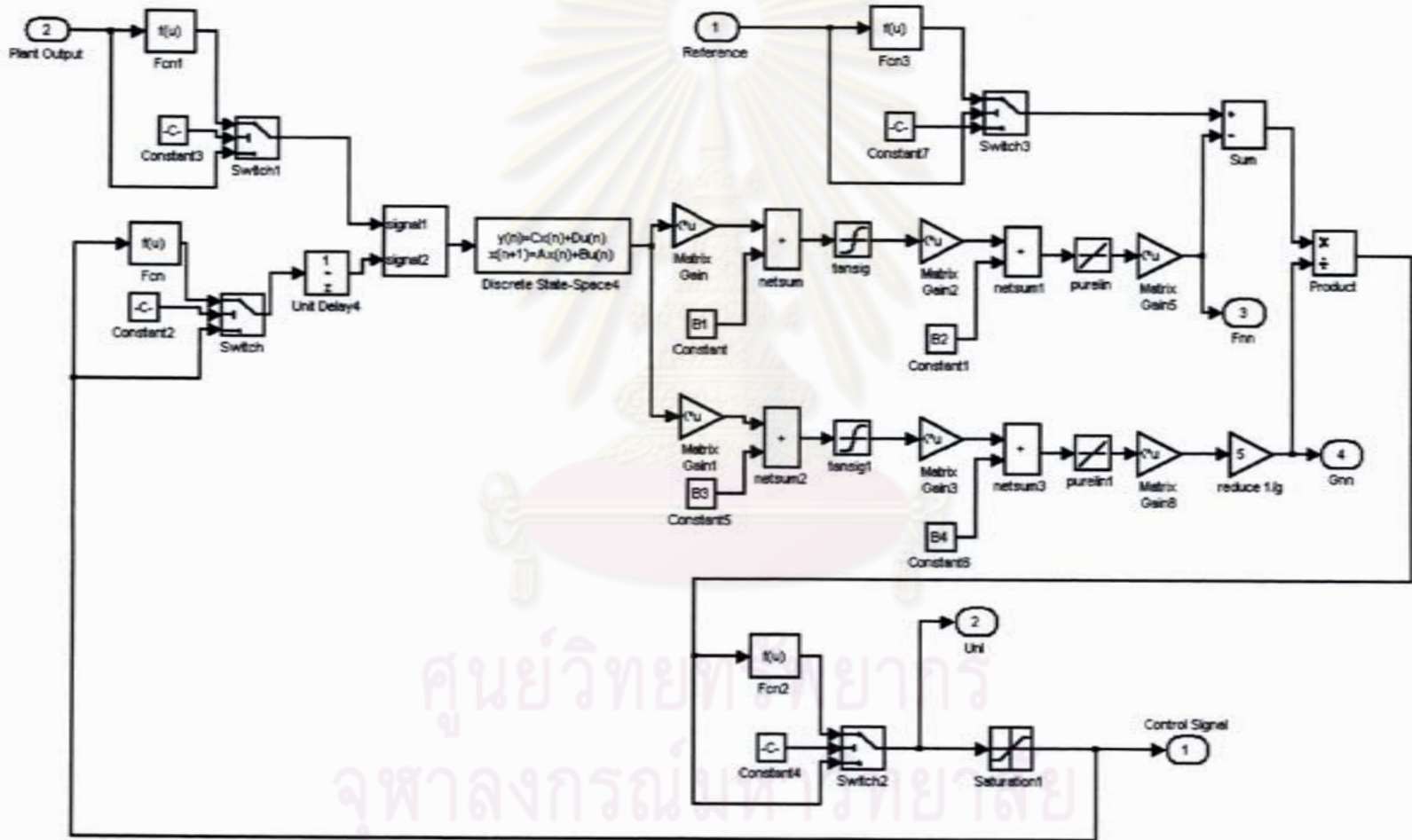
รูปที่ข.2 บล็อกตัวควบคุม NARMA-L2

หน้าต่ากำหนดพารามิเตอร์ของข่างานจะแบ่งเป็นสามส่วน ส่วนแรกใช้กำหนดสถาปัตยกรรมข่างาน (Network Architecture) โดยการกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนหรือขนาดของชั้นซ่อน (Size of Hidden Layer) กำหนดจำนวนเวลาประวิงของอินพุต และเอาต์พุตระบบ ส่วนที่สองใช้ในการสร้างข้อมูลฝึกสอน (Training Data) โดยกำหนดจำนวนข้อมูลที่จะสร้าง กำหนดขนาดของอินพุต-เอาต์พุตระบบ กำหนดแบบจำลองที่จะใช้สร้างชุดข้อมูลในการฝึกข่างาน หรือนำเข้าชุดข้อมูลการฝึกที่ได้จากการทดลองจริง ส่วนที่สามเป็นการกำหนดพารามิเตอร์ของ การฝึก (Training Parameters) โดยกำหนดจำนวนรอบในการฝึก (Training Epochs) และฟังก์ชันที่ใช้ในการฝึกข่างาน เมื่อทำการฝึกข่างานเสร็จแล้ว สามารถส่งออกค่าน้ำหนัก และค่าไบแอสของข่างานได้

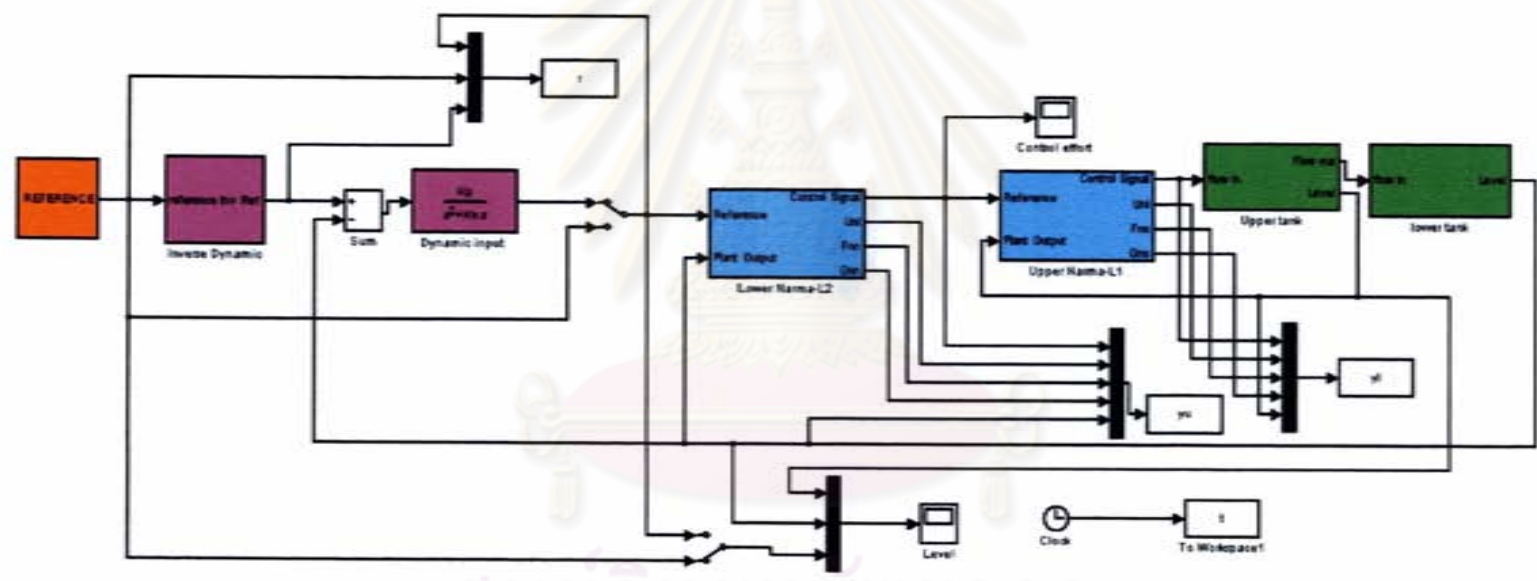
ข.2 โปรแกรมจำลองควบคุมระบบดั่งน้ำหน้าคัตไม่คงที่และดั่งน้ำสองดั่ง

โปรแกรมจำลองควบคุมระบบดั่งน้ำสองดั่งหน้าคัตไม่คงที่ และระบบดั่งน้ำสองดั่งสร้างจากบล็อกของ Simulink และใช้บล็อก NARMA-L2 เพื่อฝึกข่างานนิวรัลแล้วทำการส่งออกค่าน้ำหนัก และค่าไบแอสของข่างานมาที่ Workspace ของโปรแกรม Matlab โปรแกรมจำลองควบคุมระบบสามารถเลือกวิธีการควบคุมได้ว่าจะจำลองควบคุมแบบใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนในการกำหนดโพลร่วมกับตัวควบคุมนิวโร หรือจะทำการจำลองควบคุมโดยใช้แต่เพียงตัวควบคุมนิวโร โดยบล็อกตัวควบคุมนิวโรสร้างมาจากบล็อกของ Simulink ตามรูปที่ ข.3

รูปที่ ๓.3 บล็อกโตะการของตัวควบคุมนารี NARMA-L2



รูปที่ ๕.5 โปรแกรมจำลองควบคุมระบบถังน้ำสองถัง

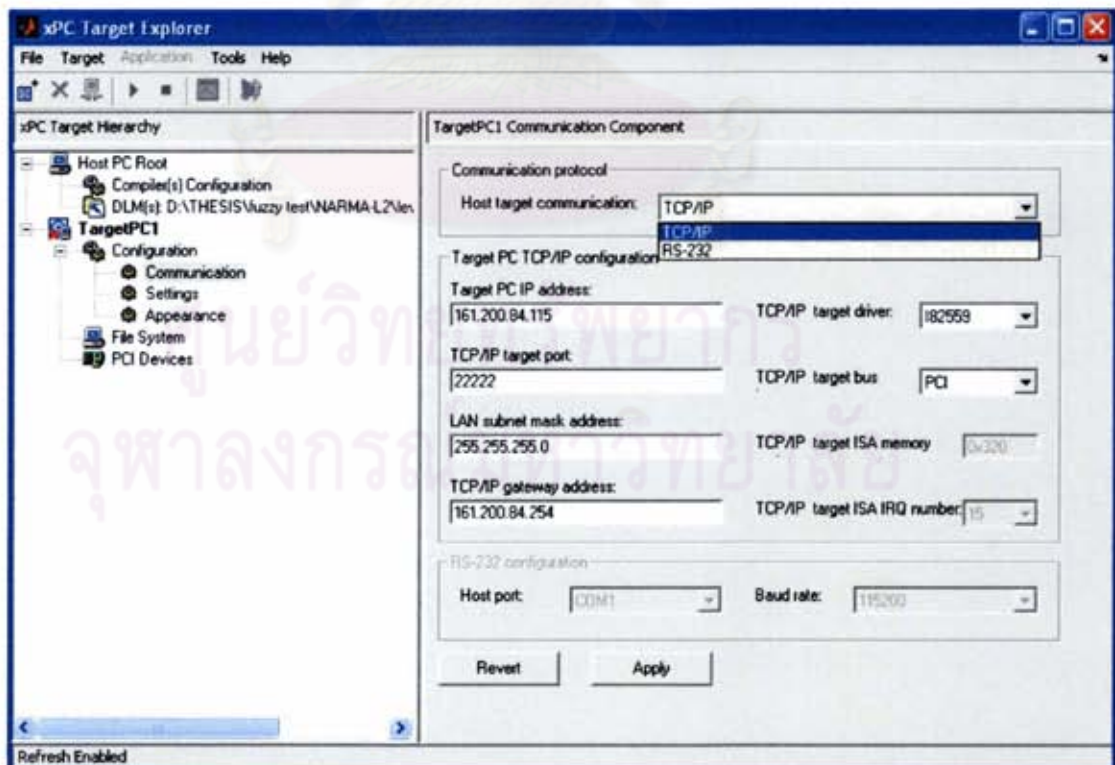


ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

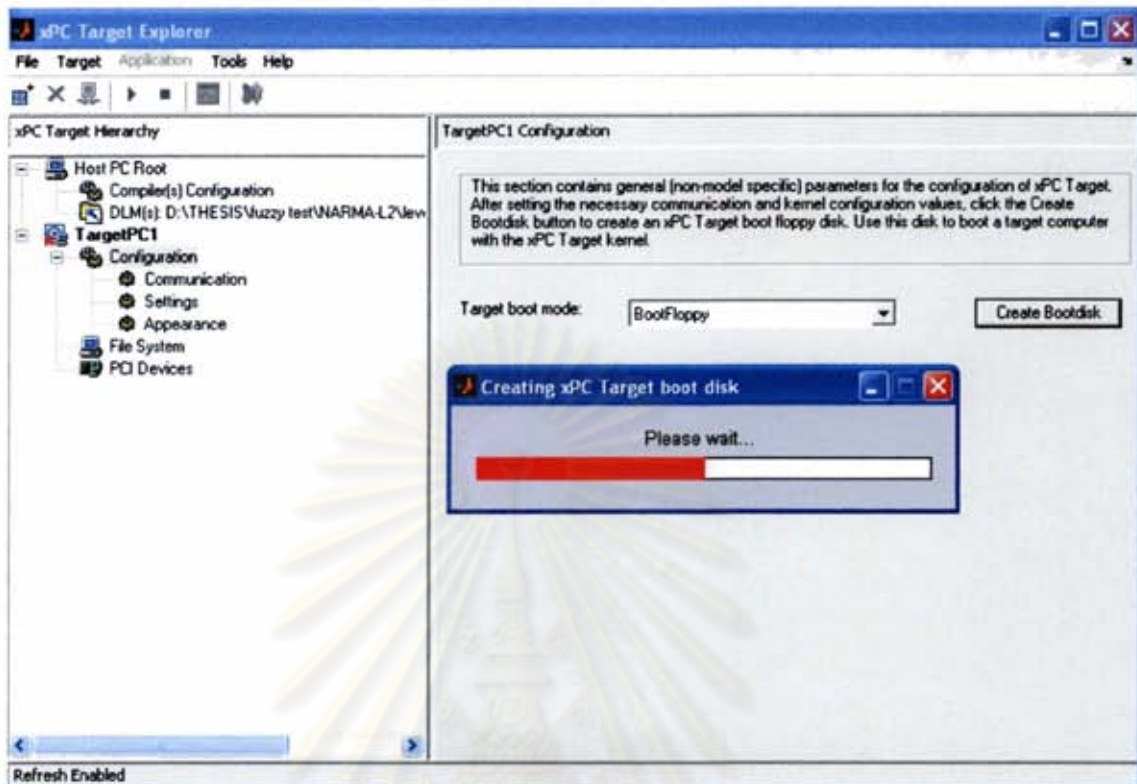
ข.3 โปรแกรม xPC Target

xPc Target เป็น Toolbox ที่อยู่ในโปรแกรม Matlab มีความสามารถควบคุมระบบในเวลาจริง ในการใช้งาน xPC Target นั้นจะมี Target PC และ Host PC ที่สื่อสารระหว่างกันด้วยระบบ RS232 หรือ TCP/IP Protocol โดยโปรแกรมที่ใช้ควบคุมระบบถูกเขียนในเครื่อง Host PC จากนั้น จะทำการแปลงโปรแกรมด้วย Real-Time Workshop ให้โปรแกรมที่สร้างจาก Matlab/Sumulink อยู่ในรูปของภาษา C แล้วจากนั้นจะใช้ C/C++ คอมไพเลอร์ แปลงภาษา C ให้เป็นโค้ดที่ Target PC สามารถเข้าใจได้ และ โค้ดจะถูกส่งจาก Host PC ไปยัง Target PC ด้วย xPc Target เพื่อใช้ในการควบคุมระบบในเวลาจริง นอกจากนี้ xPc Target ยังทำหน้าที่รับส่งข้อมูลระหว่าง Target PC กับ Host PC สามารถกำหนดพารามิเตอร์หรือค่าต่างๆ เพื่อควบคุมระบบผ่าน Host PC ในเวลาจริงได้ และเนื่องจาก Target PC ไม่ได้ทำงานภายใต้ระบบปฏิบัติการวินโดวส์ ทำให้สามารถกำหนดคาบเวลาในการสุ่มได้ต่ำถึงระดับไมโครวินาที

การใช้งาน xPC จะต้องกำหนดค่าพารามิเตอร์ในการสื่อสารระหว่าง Host PC กับ Target PC ตามรูปที่ ข.6 จากนั้นจึงทำการสร้างบูตดิสก์สำหรับ Target PC เพื่อใช้ในการบูตเครื่อง ตามรูปที่ ข.7



รูปที่ข.6 หน้าต่างกำหนดพารามิเตอร์การสื่อสารของ xPC



รูปที่ข.7 หน้าต่างสร้างบูทดิสก์ของ xPC

ข.4 โปรแกรมควบคุมระบบในเวลาจริง

ในการควบคุมระบบในเวลาจริงจะใช้โปรแกรมที่เขียนขึ้นในเครื่อง Host PC ด้วยโปรแกรม Matlab/Simulink จากนั้นจึงทำการแปลงโปรแกรมที่เขียนไปยังเครื่อง Target PC ที่ใช้ในการควบคุมระบบ

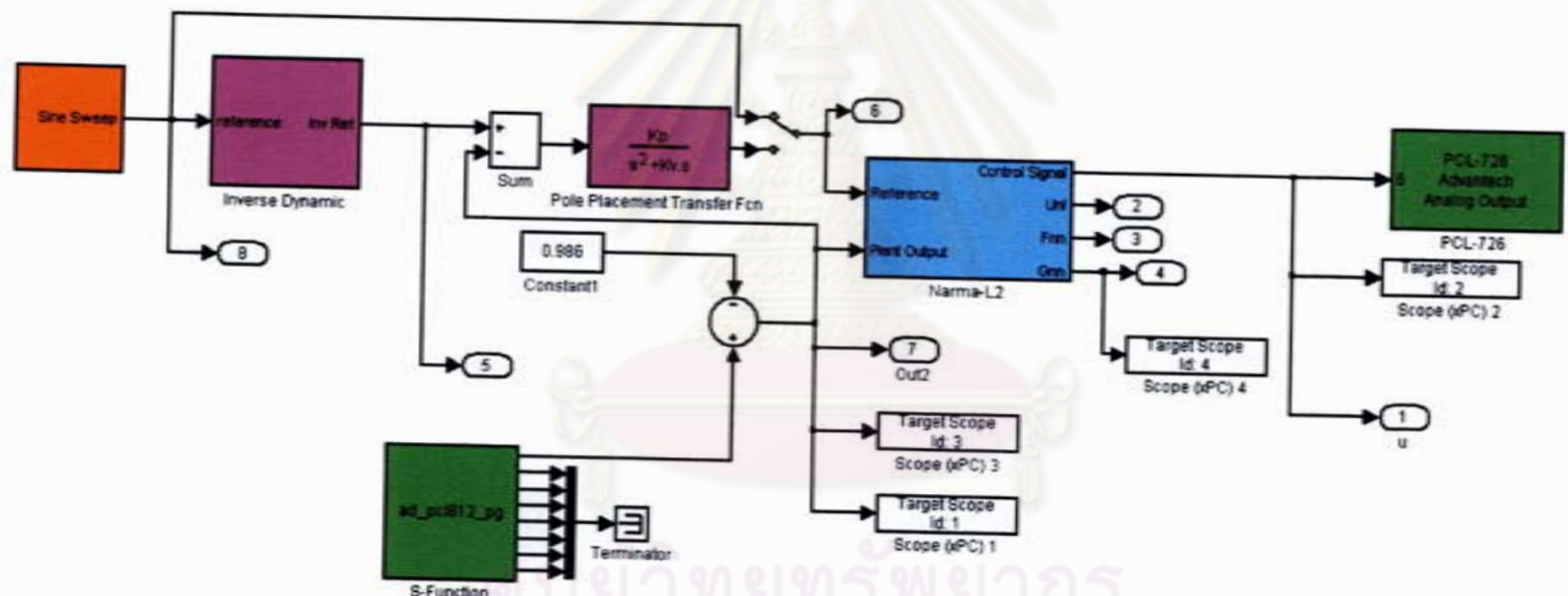
โปรแกรมควบคุมระบบถึงน้ำหน้าตัดไม่คงที่

โปรแกรมควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกหน้าตัดไม่คงที่ สามารถเลือกวิธีการควบคุมว่าจะใช้เพียงตัวควบคุมนิวโร หรือจะใช้ตัวควบคุมนิวโรร่วมกับการกำหนดโพลของระบบปิดด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน สัญญาณควบคุมที่คำนวณได้จะถูกส่งไปยังแผงวงจร D/A PCL 726 เพื่อจ่ายกระแสไปควบคุมวาล์ว และรับสัญญาณความดันในถังน้ำด้วยแผงวงจร A/D PCL 812PG

โปรแกรมควบคุมระบบถึงน้ำสองถัง

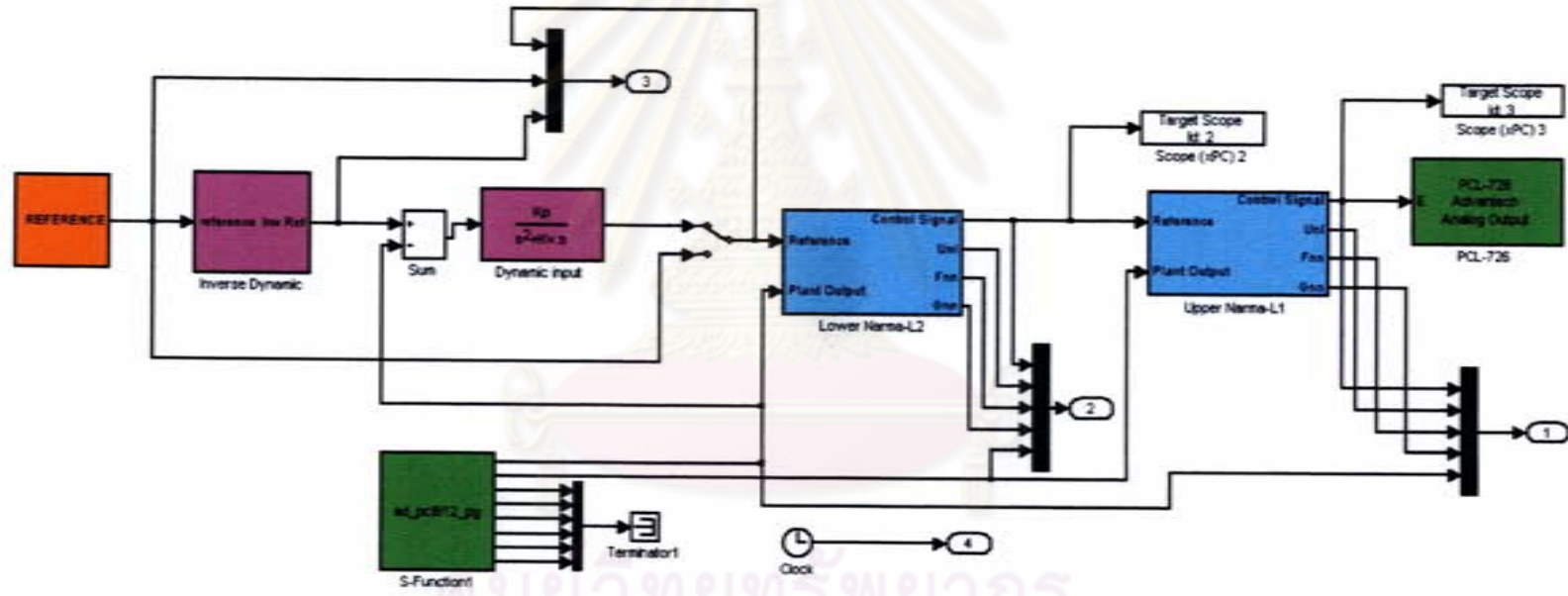
โปรแกรมควบคุมระบบถึงน้ำสองถัง มีลักษณะคล้ายคลึงกับโปรแกรมควบคุมระดับน้ำในถังทรงกระบอกหน้าตัดไม่คง ที่ต่างกันตรงที่มีตัวควบคุมนิวโรสองตัว

รูปที่ ๗.8 โปรแกรมควบคุมระบบถึงหน้าตัดไม้คงที่



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รูปที่ ๑.๑ โปรแกรมควบคุมระบบต้นน้ำแสดงถึง



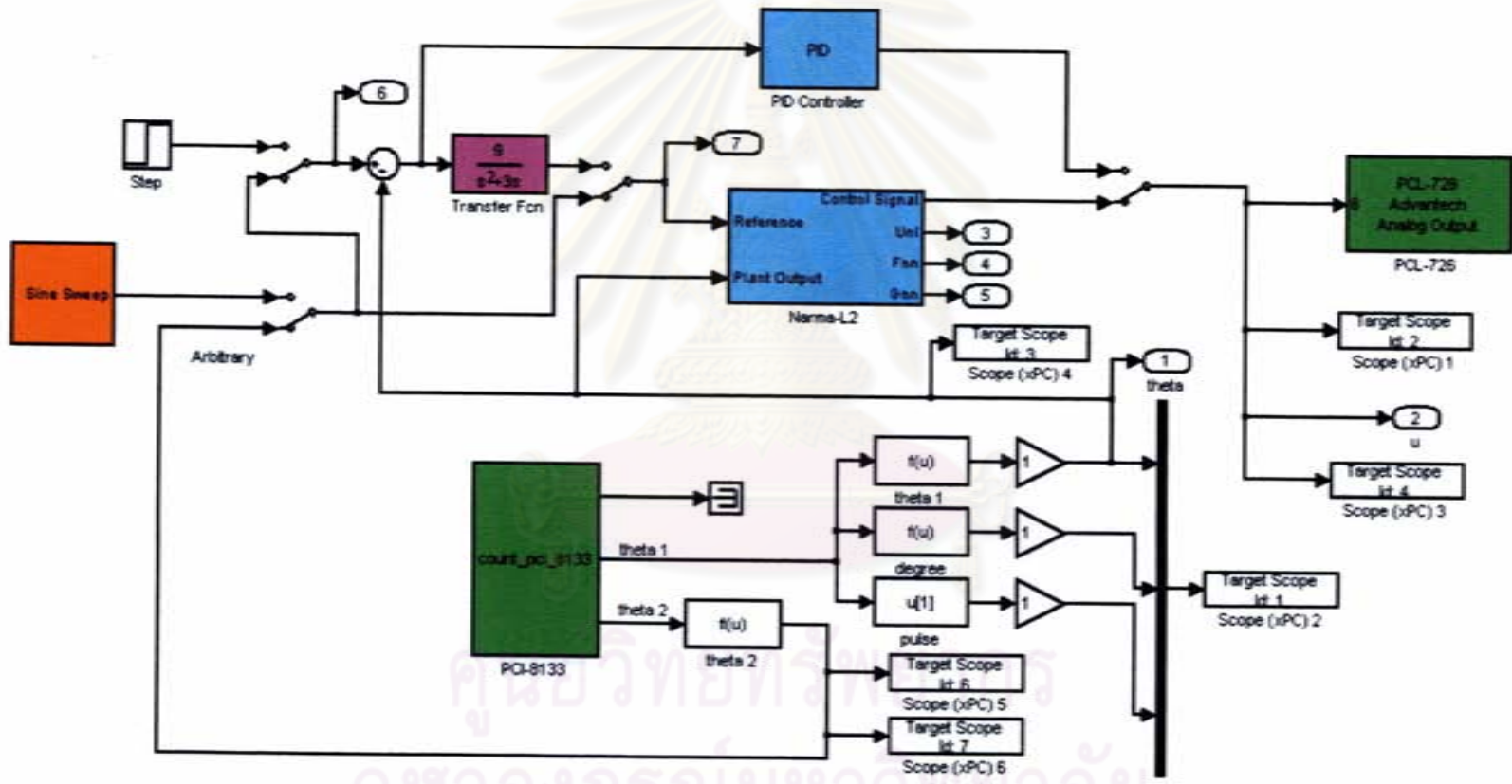
ศูนย์วิทยาศาสตร์พยากรณ์
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

โปรแกรมควบคุมเพนดูลัม

โปรแกรมควบคุมเพนดูลัม สามารถเลือกตัวควบคุมได้ว่าจะใช้ตัวควบคุม PID หรือตัวควบคุมนิวโร และสามารถเลือกสัญญาณอ้างอิงว่าจะใช้สัญญาณอ้างอิงที่สร้างในเวลาจริงจากอินพุตคิสก์ สัญญาณอ้างอิงซายน์สแควร์ หรือสัญญาณอ้างอิงขั้น สัญญาณควบคุมที่คำนวณได้จะถูกส่งไปยังแอมพลิจูด D/A PCL 726 เพื่อจ่ายสัญญาณความดันไปควบคุมมอเตอร์ และใช้แอมพลิจูด PCI 8133 ในการนับพัลส์จาก Encoder



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



ศูนย์วิจัยวิศวกรรม
 จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ก.

การแสดงระบบด้วยแบบจำลอง NARMA

มีงานวิจัยหลายชิ้นที่ได้กล่าวว่า แบบจำลองระบบสามารถแสดงได้ด้วยแบบจำลอง NARMA ซึ่งเป็นแบบจำลองความสัมพันธ์ อินพุต-เอาต์พุตของระบบ ในระบบเวลาไม่ต่อเนื่อง โดยงานวิจัยของ K. S. Narendra และ S. Mukhopadhyay [12] ได้ทำการพิสูจน์ไว้ดังนี้

แสดงระบบพลศาสตร์ในระบบเวลาไม่ต่อเนื่อง ด้วยสมการสแตตได้ดังนี้

$$\Sigma: \begin{aligned} x(k+1) &= f[x(k); u(k)] \\ y(k) &= h[x(k)] \end{aligned} \quad (\text{ค.1})$$

โดยที่ $x(k) \in \mathbb{R}^n$, $u(k) \in \mathbb{R}$ และ $y(k) \in \mathbb{R}$ คือ ค่าสแตต อินพุตและเอาต์พุต

$f: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^n$, $h: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ และ $f, h \in C^\infty$ (เป็นฟังก์ชันที่มีความต่อเนื่อง) และสมมติว่า $f(0,0) = 0$ และ $h(0) = 0$ (มีสมดุลที่จุดกำเนิด)

จากสมการ ค.1

$$\begin{aligned} y(k) &= h[x(k)] \triangleq \Psi_1[x(k)] \\ y(k+1) &= h[f(x(k), u(k))] \triangleq \Psi_2[x(k), u(k)] \\ y(k+2) &= h[f(f(x(k), u(k)), u(k+1))] \triangleq \Psi_3[x(k), u(k), u(k+1)] \\ &\vdots \\ y(k+n-1) &= h \circ f^{n-1}[\dots] \triangleq \Psi_n[x(k), u(k), u(k+1), \dots, u(k+n-2)] \end{aligned} \quad (\text{ค.2})$$

โดยที่ $f^{n-1}[\dots]$ คือการทำซ้ำ $n-1$ ครั้งของฟังก์ชัน f

กำหนดให้ลำดับ $y(k), y(k+1), \dots, y(k+n-1)$ แสดงด้วยสัญลักษณ์ $Y_n(k)$

ลำดับ $u(k), u(k+1), \dots, u(k+n-2)$ แสดงด้วยสัญลักษณ์ $U_{n-1}(k)$

จากสมการ ค.2 เขียนให้อยู่ในรูปสมการ ค.3

$$\Psi[x(k), U_{n-1}] = Y_n(k) \quad (\text{ค.3})$$

ถ้า $\frac{\partial Y_n(k)}{\partial x(k)}$ (จาคอเบียนของ Ψ เนื่องจาก x) และไม่เป็นอนันต์เชิงอนุกรมเมตริกซ์ที่ $x=0, U_{n-1}=0$ จากทฤษฎีฟังก์ชันโดยปริยาย (Implicit Function Theory) สามารถแสดง $x(k)$ ในรูปของสมการต่อไปนี้

$$x(k) = \bar{g}[Y_n(k), U_{n-1}(k)] \quad (\text{ค.4})$$

โดยที่ $\bar{g}: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^{n-1} \rightarrow \mathbb{R}^n$ เป็นฟังก์ชันต่อเนื่องที่จุดใกล้เคียงกับจุดสมดุลสเตต $x=0, U_{n-1}=0$ โดยนิยาม ค่าสเตต $x(k+n)$ จะขึ้นกับเพียงค่าสเตต $x(k)$ และ ลำดับ $U_n = u(k), u(k+1), \dots, u(k+n-1)$ จะได้สมการต่อไปนี้

$$\begin{aligned} x(k+n) &= g[Y_n(k), U_n(k)] \\ &= g[y(k), y(k+1), \dots, y(k+n-1), u(k), u(k+1), \dots, u(k+n-1)] \end{aligned} \quad (\text{ค.5})$$

โดยที่ $g: \mathbb{R}^{2n} \rightarrow \mathbb{R}$ เป็นฟังก์ชันต่อเนื่องที่จุดใกล้เคียงกับจุดสมดุลสเตต และจากสมการ ค.1 $y(k+n) = h[x(k+n)]$ จะได้แบบจำลอง NARMA ดังสมการต่อไปนี้

$$\begin{aligned} y(k+1) &= F[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), \\ &\quad u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] \end{aligned} \quad (\text{ค.6})$$

หากระบบตามสมการ ค.1 มีระดับขั้นความสัมพันธ์ (Relative Degree) เท่ากับ d อินพุตที่เวลา k ใดๆ จะส่งผลต่อเอาต์พุตที่เวลา d ต่อมา และสามารถแสดงระบบแบบแม่นยำตรง (Exact Representation of The Systems) ได้ด้วยแบบจำลอง NARMA ดังต่อไปนี้

$$\begin{aligned} y(k+d) &= \bar{F}[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), \\ &\quad u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] \end{aligned} \quad (\text{ค.7})$$

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายกิตติสุข สระแก้ว เกิดเมื่อวันที่ 14 เมษายน พ.ศ. 2525 ที่กรุงเทพมหานคร สำเร็จ การศึกษาระดับปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะ วิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2547 และเข้าศึกษาต่อในหลักสูตร วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์ มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2548



ศูนย์วิทยทรัพยากร
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย