

ศึกษาความเป็นไปได้ในการประยุกต์ใช้ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม เพื่อหาสมการของฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบควบคุม

Studying of the Feasibility to Predict the Equation of the Transfer Function of Control Systems using Artificial Neural Networks

ปรณัฐ วิสุวรรณ

ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล, คณะวิศวกรรมศาสตร์
มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, บางเขน, กรุงเทพฯ 10900

บทคัดย่อ

ในกรณีที่ผู้ใช้งานระบบควบคุมอัตโนมัติมีความจำเป็นต้องปรับปรุงแก้ไขฟังก์ชันการทำงานของระบบ เพื่อให้สามารถทำงานได้ตามที่ต้องการนั้น ผู้ใช้งานระบบต้องทราบว่าสมการของฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบนั้นมีรูปแบบเช่นไร งานวิจัยนี้ เป็นการศึกษาถึงความเป็นไปได้ที่จะประยุกต์ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม มาใช้หาสมการของฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบควบคุมอัตโนมัติ ซึ่งผลการทดลองพบว่า ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ เมื่อระบบถูกออกแบบและได้รับการสอนจากข้อมูลที่ถูกต้องเหมาะสม

Abstract

In the case that the system operators have the necessity to modify the working function of the automatic control system, the system operators have to know the equation of the transfer function of the system. The feasibility to apply the technique of artificial neural networks to predict the equation of the transfer function of control systems was studied. The results revealed that suitably designed artificial neural networks which were well trained using high quality data could show the impressive works.

1. คำนำ

ในการออกแบบระบบควบคุมอัตโนมัติโดยทั่วไปนั้น มีจุดประสงค์เพื่อให้ ฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบควบคุม (Transfer Function of control system) สร้างค่า output ให้สอดคล้องกับ input ที่ป้อนให้แก่อุปกรณ์ ตัวอย่างเช่น ระบบควบคุมอัตโนมัติของการฉีดน้ำมันในเครื่องยนต์รถ ฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบควบคุมจะทำหน้าที่อ่านค่าที่ป้อนให้กับระบบควบคุม (system input) เช่น ค่าการเหยียบคันเร่งของคนขับ และ ค่าความเร็วรอบของรถ แล้วนำไปคำนวณเป็นผลลัพธ์ (system

output) ซึ่งก็คือการฉีดน้ำมันเพื่อตอบสนองความเร็วของผู้ขับขี่ โดยใช้ปริมาณน้ำมันอย่างคุ้มค่า ซึ่งจะเห็นได้ว่า ฟังก์ชันถ่ายโอนนั้น เป็นส่วนสำคัญในระบบควบคุมอัตโนมัติ แต่อย่างไรก็ตาม เมื่อฟังก์ชันถ่ายโอนได้ถูกออกแบบแล้วนั้น ผู้ใช้โดยทั่วไปจะไม่สามารถทราบได้ถึง การทำงานของฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบควบคุมนั้นๆได้ ซึ่งในบางกรณี ผู้ใช้มีความจำเป็นต้องปรับเปลี่ยนคุณสมบัติการทำงาน ของระบบควบคุม เพื่อให้ได้ output ซึ่งสามารถตอบสนองกับค่า input ที่เหมาะสมกับงานของผู้ใช้รายนั้นได้ ดังนั้นผู้ใช้จึงจำเป็นต้องคาดเดาฟังก์ชันถ่ายโอน ของระบบ

สามารถตอบสนองกับค่า input ที่เหมาะสมกับงานของผู้ใช้รายนั้นได้ ดังนั้นผู้ใช้จึงจำเป็นต้องคาดเดาฟังก์ชันถ่ายโอน ของระบบดังกล่าว ในปัจจุบัน การคาดเดาฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบจาก output จำเป็นต้องอาศัยผู้ที่มีความเชี่ยวชาญและมีประสบการณ์ เนื่องจากเป็นงานที่ยากและซับซ้อน ดังนั้นในงานวิจัยนี้ จึงมีจุดประสงค์ เพื่อศึกษาถึงความเป็นไปได้ที่จะประยุกต์ใช้ ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม ในการทำนายฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบควบคุมอัตโนมัติ โดย ผู้ใช้ไม่จำเป็นต้องมีประสบการณ์หรือ ความเชี่ยวชาญทางระบบควบคุมเป็นพิเศษ

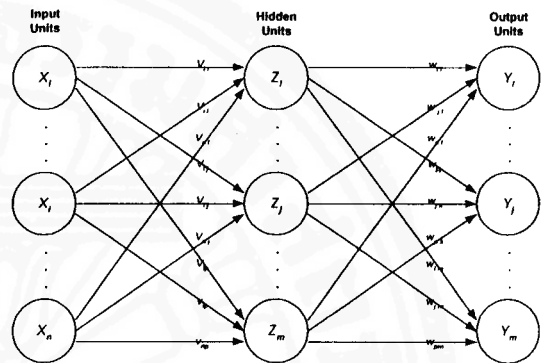
ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม เป็นระบบที่เกิดจากความพยายามพัฒนาอัลกอริทึม โดยการลอกเลียนการทำงานของสมองของมนุษย์ เพื่อให้ได้ระบบที่มีความสามารถในการทำงาน เหมือนหรือใกล้เคียงกับการทำงานของสมองมนุษย์ ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม สามารถแบ่งตามลักษณะโครงสร้างได้หลายชนิดเช่น ระบบเครือข่ายชั้นเดียวแบบไปข้างหน้า (Single-layer feedforward network), ระบบเครือข่ายหลายชั้นแบบไปข้างหน้า (Multi-layer feedforward network), ระบบเครือข่ายหลายชั้นแบบย้อนกลับ (Multi-layer feedback network) และ เครือข่ายแบบไหลวน (Recurrent network)

ส่วนการเรียนรู้ของระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม นั้น ถูกออกแบบมาให้เรียนรู้ได้ด้วยวิธีการสอน (Train) ซึ่ง ผู้สอนจะทำการป้อนค่า input ให้แก่ระบบ แล้วระบบจะเรียนรู้ และจำโดยปรับน้ำหนัก (Weight) ของสายเชื่อมโยง (Connection) อย่างไรก็ตามวิธีการสอนมีความหลากหลายเป็นอย่างมาก ในที่นี้จะแยกการสอนได้เป็น 3 แบบดังนี้คือ

- การสอนแบบไม่มีครู
(Unsupervised Training)
- การสอนแบบถูกบังคับ
(Reinforced Training)
- การสอนแบบมีครู
(Supervised Training)

ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม ที่ใช้กันอย่างแพร่หลายที่สุดคือ ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม ที่มีโครงสร้าง และ การทำงานแบบ Multi-Layer feedforward Neural Networks ดังแสดงในรูปที่ 1 ซึ่งมีการเรียนรู้แบบแพร่ไปข้างหลัง (Backpropagation)

ดังนั้นในงานวิจัยนี้ โครงสร้าง และ การทำงาน แบบ Multi-layer feedforward network ซึ่งมีการเรียนรู้แบบ Backpropagation ชนิด Resilient จึงถูกนำมาใช้ เนื่องด้วย เป็นหนึ่งในเรียนรู้ชนิด Gradient Descent ที่มีประสิทธิภาพที่สุด



รูปที่ 1 โครงสร้างของระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมแบบ

Multi-layer feedforward network

การเรียนรู้แบบ Resilient Backpropagation เป็นหนึ่งในการเรียนโดยใช้หลักการ การนำค่าความชันของกราฟฟังก์ชันพลังงาน (the gradient descent of the energy function) ซึ่งก็คือ การนำค่าความเปลี่ยนแปลงของความผิดพลาด (error) ระหว่าง ค่า Output ที่ระบบคำนวณได้ (actual output) กับ ค่า Output ที่ต้องการ (desired output) มาใช้ในการปรับค่า Weights ของแต่ละ Connection โดยเริ่มปรับตั้งแต่ layer นอกสุดคือ output layer แล้วไล่เรื่อยมาจาก hidden layers จนถึง layer แรกสุดคือ input layer โดยใช้สมการ

$$W (new) = W (old) + \eta \Delta W$$

เมื่อ

$W (old)$ คือ ค่าของ weight ก่อนทำการปรับ

$W (new)$ คือ ค่าของ weight หลังทำการปรับ

ΔW คือ ค่าของ weight ที่เปลี่ยนแปลง

η คือ ค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate)

โดย

- ค่า ΔW จะมีค่าลดลงเท่ากับ ค่า Decrement weight changes เมื่ออัตราความชันของกราฟพลังงานมีค่าลดลง
- ค่า ΔW จะมีค่าเท่าเดิม เมื่ออัตราความชันของกราฟพลังงานมีค่าคงที่ หรือ น้อยกว่า ค่า Minimum performance gradient

โดยการปรับค่า weights ของระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมสามารถทำได้ 2 วิธีคือ แบบ Increment training และ แบบ Batch training โดยในการวิจัยนี้ การสอนแบบ Batch training ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้เพราะเป็นวิธีที่สะดวกและ รวดเร็วกว่า โดยมีหลักการ ในการปรับค่า weights คือ เมื่อข้อมูลทุกชุดได้ป้อนให้แก่ระบบแล้ว weights ทั้งหมดของระบบจะถูกปรับค่า โดยการปรับค่า 1 ครั้ง จะเรียกว่า 1 Epoch

เมื่อระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมได้รับการสอนจนกระทั่งค่าความผิดพลาด หรือ ค่าพลังงาน มีค่าเท่ากับหรือน้อยกว่า ค่าที่ตั้งเอาไว้ (Goal) หรือ จำนวนครั้งการปรับค่า weights (number of epoch) เท่ากับหรือน้อยกว่า จำนวนรอบที่กำหนดเอาไว้ ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมจึงพร้อมที่จะทำงานตามระบบโครงสร้างการทำงานแบบ Multi-Layer feedforward Network

2. วัสดุอุปกรณ์และวิธีการทดลอง

2.1 อุปกรณ์

อุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัยนี้คือ ชุดคอมพิวเตอร์ประมวลผล พร้อม โปรแกรม MATLAB ซึ่ง มีฟังก์ชันที่จำเป็นประกอบด้วย Program Simulink และ Neural Network Toolbox

2.2 วิธีการทดลอง

2.2.1 การสร้างข้อมูล

ชุดข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการวิจัยนี้ เป็นชุดข้อมูลที่ได้ simulate มาจากโปรแกรม MATLAB ซึ่งเป็นค่าชุดข้อมูล output เมื่อป้อน input เป็น unit step function ผ่านฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบควบคุมเชิงเส้น-ต่อเนื่องขั้นที่ 1 ในตารางที่ 1

ฟังก์ชัน	$\frac{1}{x+1}$	ฟังก์ชัน	$\frac{2}{x+1}$	ฟังก์ชัน	$\frac{3}{x+1}$
ถ่ายโอน		ถ่ายโอน		ถ่ายโอน	
สำหรับ		สำหรับ		สำหรับ	
ข้อมูล		ข้อมูล		ข้อมูล	

ชุดที่ 1		10		15	
ฟังก์ชัน	$\frac{1}{x+1.5}$				
ถ่ายโอน					
สำหรับ					
ข้อมูล					
ชุดที่ 2					
ฟังก์ชัน	$\frac{1}{x+2}$	ฟังก์ชัน	$\frac{2}{x+2}$	ฟังก์ชัน	$\frac{3}{x+2}$
ถ่ายโอน		ถ่ายโอน		ถ่ายโอน	
สำหรับ		สำหรับ		สำหรับ	
ข้อมูล		ข้อมูล		ข้อมูล	
ชุดที่ 3		11		16	
ชุดที่ 4					
ฟังก์ชัน	$\frac{1}{x+2.5}$				
ถ่ายโอน					
สำหรับ					
ข้อมูล					
ชุดที่ 5					
ฟังก์ชัน	$\frac{1}{x+3}$	ฟังก์ชัน	$\frac{2}{x+3}$	ฟังก์ชัน	$\frac{3}{x+3}$
ถ่ายโอน		ถ่ายโอน		ถ่ายโอน	
สำหรับ		สำหรับ		สำหรับ	
ข้อมูล		ข้อมูล		ข้อมูล	
ชุดที่ 6		12		17	
ชุดที่ 7					
ฟังก์ชัน	$\frac{1}{x+3.5}$				
ถ่ายโอน					
สำหรับ					
ข้อมูล					
ชุดที่ 8					
ฟังก์ชัน	$\frac{1}{x+4}$	ฟังก์ชัน	$\frac{2}{x+4}$	ฟังก์ชัน	$\frac{3}{x+4}$
ถ่ายโอน		ถ่ายโอน		ถ่ายโอน	
สำหรับ		สำหรับ		สำหรับ	
ข้อมูล		ข้อมูล		ข้อมูล	
ชุดที่ 9		13		18	
ชุดที่ 10					
ฟังก์ชัน	$\frac{1}{x+4.5}$				
ถ่ายโอน					
สำหรับ					
ข้อมูล					
ชุดที่ 11					
ฟังก์ชัน	$\frac{1}{x+5}$	ฟังก์ชัน	$\frac{2}{x+5}$	ฟังก์ชัน	$\frac{3}{x+5}$
ถ่ายโอน		ถ่ายโอน		ถ่ายโอน	
สำหรับ		สำหรับ		สำหรับ	
ข้อมูล		ข้อมูล		ข้อมูล	
ชุดที่ 12		14		19	

ตารางที่ 1 ข้อมูลที่ใช้ในการสอนและทดสอบระบบ

แต่ละชุดข้อมูล output ที่ได้จะนำไปใช้เป็น input ของระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม ซึ่งประกอบด้วยค่าข้อมูล 10 ค่า โดยมีค่า Sampling rate = 3.34 Hz ซึ่งเริ่มเก็บค่าข้อมูลแรกทีเวลาเท่ากับ 3.34 วินาที

2.2.2 การออกแบบระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม

ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม ได้ถูกออกแบบให้มีโครงสร้างดังนี้

- เป็นระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมชนิดมีผู้สอน (Supervised Neural Network) โดยเลือกใช้โครงสร้างแบบ Multi-Layer Feedforward Perceptron ซึ่งนับว่าเป็นระบบที่มีความซับซ้อนน้อยและใช้กันอย่างแพร่หลายมากที่สุด
- ประกอบด้วย 3 Layer คือ Input Layer, Hidden Layer และ Output Layer
- Input Layer ประกอบด้วยหน่วยทำงานย่อย (node) ทั้งหมด 10 node เพื่อรับชุดข้อมูลตัวเลข input ของระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม
- Output Layer ประกอบด้วยหน่วยทำงานย่อย (node) ทั้งหมด 4 node เพื่อใช้ในการแสดงค่าชุดข้อมูลตัวเลข ประกอบด้วย node A, node B, node C และ node D ซึ่งแต่ละค่าตัวเลขที่แสดงในแต่ละ node จะเป็นค่าตัวเลขในฟังก์ชันถ่ายโอน $F(x) = \frac{A}{Bx^2 + Cx + D}$ ดังนั้นเมื่อสังเกตจากตารางที่ 1 จะพบว่า ค่าตัวเลข node B และ node C จะมีค่าเท่ากับ 0 และ 1 เสมอ
- Hidden Layer สามารถกำหนดให้มีจำนวนเท่าใดก็ได้ เพื่อให้เหมาะสมกับขนาดของระบบ และปัญหาที่ถูกนำไปประยุกต์ใช้ อย่างไรก็ตาม ณ. ปัจจุบัน ยังไม่สามารถกำหนดอย่างแน่ชัดว่า ในแต่ละระบบ และ ปัญหาควรจะออกแบบ ให้มีจำนวน node ใน Hidden Layer เท่าใดจึงจะเหมาะสม สำหรับในงานวิจัยนี้ ระบบที่มีจำนวน node ใน Hidden Layer เท่ากับ 3, 5, 7, 9, และ 11 node ได้นำมาใช้ทดสอบ ส่วนระบบที่มีจำนวน node ใน Hidden Layer มากกว่า 11 node ไม่ได้ถูกนำมาทดสอบ เนื่องจาก จะทำ

ให้ให้ระบบมีขนาดใหญ่เกินไปและมีความซับซ้อนเกินกว่าจำเป็นอย่างไรก็ตามเมื่อระบบถูกนำไปใช้ในงานที่มีความซับซ้อนกว่านี้ ระบบก็ย่อมจะมีขนาดและความซับซ้อนมากกว่านี้

- เนื่องจากต้องการศึกษาถึงลักษณะโครงสร้างของระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม ดังนั้น ค่าคงที่ และ ค่าตัวแปรที่ใช้ในการออกแบบระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมนั้น จึงเลือกใช้ค่า default ที่โปรแกรม Neural Network Toolbox กำหนดมาให้ ซึ่งมีค่าดังในตารางต่อไปนี้

ชนิดของค่าคงที่ และ ค่าตัวแปร	ค่าที่ใช้
Initial weights	0.07
Bias	0
Learning rate	0.01
Increment weight changes	1.2
Decrement weight changes	0.5
Minimum performance gradient	10^{-6}
Maximum validation failures	5
Maximum weight change	50

ตารางที่ 2 ค่า default ของค่าคงที่และตัวแปรต่างๆ

2.2.3 ขั้นตอนการทดลอง

ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม ที่มีโครงสร้างประกอบด้วยจำนวน node ใน input-hidden-output layer เป็น 10-3-4 จะถูกนำมาทดลอง โดยขั้นตอนการทดลองนั้นประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอนย่อย คือ

- ขั้นตอนการสอน (Train) ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม

ก่อนที่จะทำการสอน ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมนั้น ค่า weight ของทุก connection จะถูกกำหนดขึ้นโดยผู้ออกแบบระบบโดยอาจจะเป็นค่าที่ Random ขึ้นมา หรือเป็นค่าตัวเลขใดๆ ก็ได้ ซึ่งในงานวิจัยนี้ ทุกค่า weight จะได้กำหนดให้เท่ากันคือ 0.07 จากนั้น ระบบจะได้รับการสอน โดยการป้อนค่า input (ซึ่งก็คือ ค่า output ที่เกิดจาก input แบบ unit step ผ่านค่าฟังก์ชันถ่ายโอนที่

กำหนดให้) และ output ให้กับระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม (ซึ่งก็คือ ค่าข้อมูลตัวเลข A, B, C และ D จากฟังก์ชันถ่ายโอน $F(x) = \frac{A}{Bx^2 + Cx + D}$ ที่

กำหนดให้ โดยให้ข้อมูลตัวเลข A, B, C, D เป็น Desired output ของ node A, B, C และ D ตามลำดับ) จากนั้นระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม จะทำการประมวลผล และให้ค่าผลลัพธ์ออกมา ค่าผลลัพธ์ที่ได้นี้เรียกว่า Actual output ซึ่งค่า Actual output จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่า Desired output แล้วนำผลคำนวณของค่าความแตกต่างของค่า output ทั้งสอง ซึ่งอยู่ในรูปของค่าฟังก์ชันพลังงานของระบบ ไปทำการปรับค่า Weight ของแต่ละ Connection

การสอนนั้นจะกระทำจนกระทั่ง ค่าฟังก์ชันพลังงานมีค่าเท่ากับหรือน้อยกว่า ค่าที่ตั้งเอาไว้ (Goal) หรือ จำนวนครั้งการปรับค่า weights (number of epoch) เท่ากับหรือน้อยกว่า จำนวนรอบที่กำหนดเอาไว้

- ขั้นตอนการทดสอบประสิทธิภาพ (Test) ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม แบ่งออกเป็น 5 ชุดการทดลองย่อย ดังต่อไปนี้

การทดลองชุดที่ 1

ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมจะได้รับการสอนโดยใช้ข้อมูลจากฟังก์ชันถ่ายโอนที่ 1 และ 9 ในตารางที่ 1 และ ทุกจำนวนการสอน (Train) เท่ากับ 25, 50, 75, 100, 150 epoch และ จนกระทั่ง ค่าฟังก์ชันพลังงานเท่ากับค่าที่ต้องการที่ตั้งไว้ (Goal) เท่ากับ 10^{-5} หรือ ค่า epoch เท่ากับ 5000 แล้วนั้นระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมจะถูกทดสอบประสิทธิภาพ (Test) ด้วย ชุดข้อมูลที่เกิดจากฟังก์ชันที่ 2, 3, 4, 5, 6, 7 และ 8 เพื่อศึกษาถึงประสิทธิภาพการเรียนรู้ของระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม.

การทดลองชุดที่ 2

ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมจะได้รับการสอนโดยใช้ข้อมูลจากฟังก์ชันถ่ายโอนที่ 1 และ 7 ในตารางที่ 1 และ ทุกจำนวนการสอน (Train) เท่ากับ 25, 50, 75, 100, 150 epoch และ จนกระทั่ง ค่าฟังก์ชันพลังงานเท่ากับค่าที่ต้องการที่ตั้งไว้ (Goal) เท่ากับ 10^{-5} หรือ ค่า epoch เท่ากับ 5000 แล้วนั้น

ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมจะถูกทดสอบประสิทธิภาพ (Test) ด้วย ชุดข้อมูลที่เกิดจากฟังก์ชันถ่ายโอนที่ 2, 3, 4, 5 และ 6 เพื่อศึกษาถึงประสิทธิภาพการเรียนรู้ของระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม.

การทดลองชุดที่ 3

ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมจะได้รับการสอนโดยใช้ข้อมูลจากฟังก์ชันถ่ายโอนที่ 1 และ ที่ 5 ในตารางที่ 1 และ ทุกจำนวนการสอน (Train) เท่ากับ 25, 50, 75, 100, 150 epoch และ จนกระทั่ง ค่าฟังก์ชันพลังงานเท่ากับค่าที่ต้องการที่ตั้งไว้ (Goal) เท่ากับ 10^{-5} หรือ ค่า epoch เท่ากับ 5000 แล้วนั้น ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมจะถูกทดสอบประสิทธิภาพ (Test) ด้วย ชุดข้อมูลที่เกิดจากฟังก์ชันถ่ายโอนที่ 2, 3, 4, 6, 7 และ 8 เพื่อศึกษาถึงประสิทธิภาพการเรียนรู้ของระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม.

การทดลองชุดที่ 4

ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมจะได้รับการสอนโดยใช้ข้อมูลจากฟังก์ชันถ่ายโอนที่ 1, 5 และ 9 ในตารางที่ 1 และ ทุกจำนวนการสอน (Train) เท่ากับ 25, 50, 75, 100, 150 epoch และ จนกระทั่ง ค่าฟังก์ชันพลังงานเท่ากับค่าที่ต้องการที่ตั้งไว้ (Goal) เท่ากับ 10^{-5} หรือ ค่า epoch เท่ากับ 5000 แล้วนั้น ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม จะถูกทดสอบประสิทธิภาพ (Test) ด้วย ชุดข้อมูลที่เกิดจากฟังก์ชันถ่ายโอนที่ 2, 3, 4, 6, 7 และ 8 เพื่อศึกษาถึงประสิทธิภาพการเรียนรู้ของระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม.

การทดลองชุดที่ 5

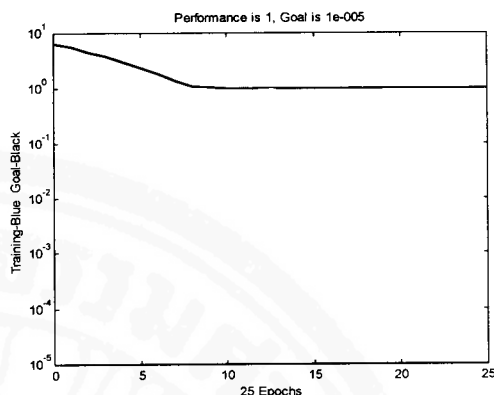
ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมจะได้รับการสอนโดยใช้ข้อมูลจากฟังก์ชันถ่ายโอนที่ 1, 5, 9, 10, 12, 14, 15, 17, และ 19 ในตารางที่ 1 และ ทุกจำนวนการสอน (Train) เท่ากับ 25, 50, 75, 100, 150 epoch และ จนกระทั่ง ค่าฟังก์ชันพลังงานเท่ากับค่าที่ต้องการที่ตั้งไว้ (Goal) เท่ากับ 10^{-5} หรือ ค่า epoch เท่ากับ 5000 แล้วนั้น ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมจะถูกทดสอบประสิทธิภาพ (Test) ด้วย ชุดข้อมูลที่เกิดจากฟังก์ชันถ่ายโอนที่ 3, 7, 11, 13, 16 และ 18 เพื่อศึกษาถึงประสิทธิภาพการเรียนรู้ของระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม.

หลังจากเสร็จสิ้นการทดลองทั้ง 2 ขั้นตอนย่อยแล้ว ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมที่มีโครงสร้างประกอบจำนวน node ใน input-hidden-output layer เป็น 10-5-4, 10-7-4, 10-9-4 และ 10-11-4 จะถูกนำมาทดลองซ้ำ เพื่อศึกษาถึงผลกระทบจากโครงสร้าง ต่อ ประสิทธิภาพในการเรียนรู้ ของระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม

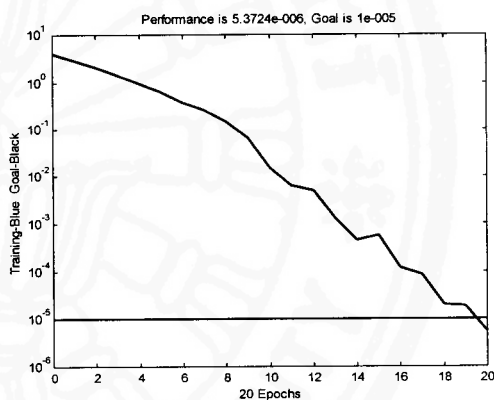
3. ผลการวิเคราะห์ผลการทดลอง

การทดลองที่ 1 ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมได้รับ

การสอนด้วยชุดข้อมูลจากฟังก์ชันถ้ายโอน $\frac{1}{x+1}$ และ $\frac{1}{x+5}$ โดยใช้ระบบเครือข่ายที่มีโครงสร้างประกอบด้วย จำนวน node ใน input-hidden-output Layer เท่ากับ 10-1-4 และ 10-3-4 นั้น พบว่าระบบไม่สามารถที่จะเรียนรู้ได้ดังที่ต้องการ คือ เมื่อทำการสอนไปประมาณ 5-10 epoch แล้ว ค่าของฟังก์ชันพลังงานจะมีค่าคงที่ ไม่ลดลงอีกเลย ดังแสดงใน รูปที่ 2 เนื่องจากระบบตกอยู่ในสภาวะ local minima ซึ่งหมายถึงระบบจะไม่สามารถที่จะปรับค่าตัวแปร weight ได้อีก ถ้าระบบไม่ได้รับการปรับปรุงโครงสร้าง เช่น การเพิ่มตัวแปร momentum หรือการเพิ่มจำนวน node ใน hidden layer ซึ่งมีผลทำให้ระบบหลุดจากสภาวะ local minima และ เข้าสู่สภาวะ global minima ที่ต้องการได้ สำหรับระบบที่มีโครงสร้างจำนวน node ใน input-hidden-output Layer เป็น 10-5-4, 10-7-4, 10-9-4 และ 10-11-4 นั้น พบว่าสามารถเรียนรู้จนทำให้ค่าฟังก์ชันพลังงานมีค่าต่ำเท่าที่กำหนด (Goal) ได้ เมื่อระบบทั้ง 4 ได้รับการสอนเท่ากับ 22, 20, 18 และ 18 epoch ตามลำดับ ดังนั้น เมื่อนำระบบไปทดสอบกับข้อมูลจากฟังก์ชันถ้ายโอน $\frac{1}{x+1}$ และ $\frac{1}{x+5}$ ระบบจะให้คำตอบ ที่ถูกต้อง 100 % แต่อย่างไรก็ตาม เมื่อนำระบบที่มีโครงสร้างที่กล่าวมาข้างต้นทั้ง 4 ไป test กับชุด



ข้อมูลจากฟังก์ชันถ้ายโอน $\frac{1}{x+1.5}$, $\frac{1}{x+2}$, $\frac{1}{x+2.5}$, $\frac{1}{x+3}$



$\frac{1}{x+3.5}$, $\frac{1}{x+4}$, $\frac{1}{x+4.5}$ พบว่าค่า output ที่ได้จากระบบทั้ง 4 จะมีความผิดพลาดสูง ไม่สามารถยอมรับได้

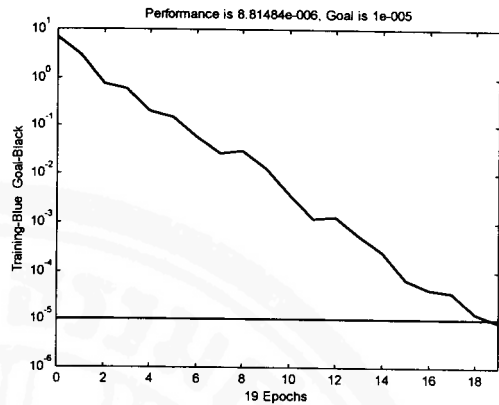
รูปที่ 2 กราฟฟังก์ชันพลังงาน ต่อ จำนวน epoch ของการทดลองชุดที่ 1 ของระบบที่มีโครงสร้าง 10-3-4

รูปที่ 3 กราฟฟังก์ชันพลังงาน ต่อ จำนวน epoch ของการทดลองชุดที่ 2 ของระบบที่มีโครงสร้าง 10-3-4

การทดลองที่ 2 ระบบได้รับการสอนด้วยชุดข้อมูล 2 ชุดที่มีความแตกต่างกันน้อยลง คือสอนด้วยชุดข้อมูลจากฟังก์ชันถ่ายโอน $\frac{1}{x+1}$ และ $\frac{1}{x+4}$ จากนั้นจึง test ด้วยชุดข้อมูลจากฟังก์ชันถ่ายโอน $\frac{1}{x+1.5}$, $\frac{1}{x+2}$, $\frac{1}{x+2.5}$, $\frac{1}{x+3}$, $\frac{1}{x+3.5}$ ซึ่งผลการทดลองที่ออกมา สอดคล้องกับการทดลองที่ 1 กล่าวคือ ระบบเครือข่ายที่มีโครงสร้างประกอบด้วย จำนวน node ใน input-hidden-output Layer เท่ากับ 10-1-4 ไม่สามารถที่จะเรียนรู้ได้ดังที่ต้องการ แต่เมื่อระบบที่ซับซ้อนขึ้น โดยมีจำนวน node ใน input-hidden-output Layer เป็น 10-3-4, 10-5-4, 10-7-4, 10-9-4 และ 10-11-4 นั้น สามารถเรียนรู้จนทำให้ค่าฟังก์ชันพลังงานมีค่าต่ำเท่าที่กำหนด(Goal)ได้ เมื่อระบบทั้ง 5 ได้รับการสอนเท่ากับ 20, 17, 20, 20 และ 16 epoch ตามลำดับ และ เมื่อนำระบบไปทดสอบกับข้อมูลจากฟังก์ชันถ่ายโอน $\frac{1}{x+1}$ และ $\frac{1}{x+4}$ ระบบจะให้คำตอบ ที่ถูกต้อง 100% แต่เมื่อนำไป test กับชุดข้อมูลจากฟังก์ชันถ่ายโอน $\frac{1}{x+1.5}$, $\frac{1}{x+2}$, $\frac{1}{x+2.5}$, $\frac{1}{x+3}$, $\frac{1}{x+3.5}$ ยังพบว่าระบบทั้ง 5 จะให้ค่า output ที่มีความผิดพลาดสูงอยู่

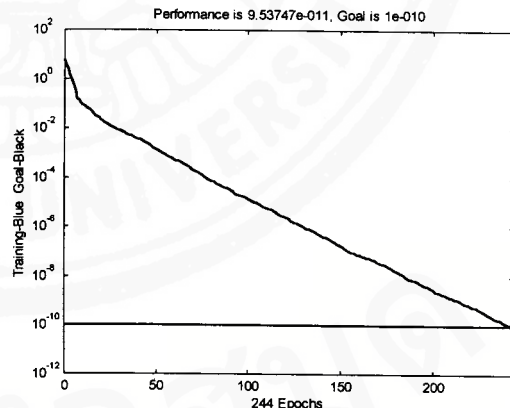
การทดลองที่ 3 ระบบได้รับการสอนจากชุดข้อมูลที่แตกต่างกันน้อยลงไปกว่าได้รับในการทดลองที่ 1 และ 2 คือ ระบบได้รับการสอนด้วยชุดข้อมูลจากฟังก์ชันถ่ายโอน $\frac{1}{x+1}$ และ $\frac{1}{x+3}$ จากนั้นจึง test ด้วยชุดข้อมูลจากฟังก์ชันถ่ายโอน $\frac{1}{x+1.5}$, $\frac{1}{x+2}$, $\frac{1}{x+2.5}$ ซึ่งเป็นชุดข้อมูลที่มีค่าอยู่ระหว่างชุดข้อมูลที่ถูกสอนให้แก่ระบบ (interpolation) และ ชุดข้อมูลจากฟังก์ชันถ่ายโอน $\frac{1}{x+3.5}$, $\frac{1}{x+4}$, $\frac{1}{x+4.5}$, $\frac{1}{x+5}$ ซึ่งเป็นชุดข้อมูลที่มีค่าอยู่นอกช่วง ชุดข้อมูลที่ถูกสอนให้แก่ระบบ (extrapolation) แล้วพบว่า ระบบที่มีจำนวน node ใน input-hidden-output Layer เป็น 10-3-4, 10-5-4, 10-7-4, 10-9-4 และ 10-11-4 นั้น สามารถเรียนรู้จนทำให้ค่าฟังก์ชันพลังงานมีค่าต่ำเท่าที่กำหนด (Goal) ได้

รูปที่ 4 กราฟฟังก์ชันพลังงาน ต่อ จำนวน epoch ของการทดลองชุดที่ 3 ของระบบที่มีโครงสร้าง 10-9-4



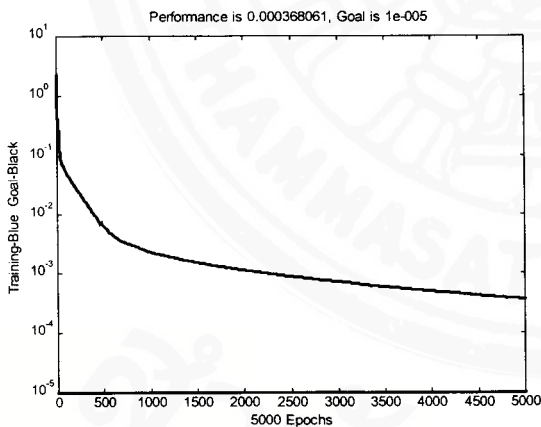
เมื่อระบบได้รับการสอนเท่ากับ 25, 19, 17, 19 และ 16 epoch ตามลำดับ ดังนั้นเมื่อนำระบบไปทดสอบกับข้อมูลจากฟังก์ชันถ่ายโอน $\frac{1}{x+1}$ และ $\frac{1}{x+3}$ ระบบจะให้คำตอบ ที่ถูกต้อง 100 % และ เมื่อระบบถูกนำไปทดสอบกับข้อมูลแบบ interpolation ระบบทั้ง 4 ก็สามารถให้ค่า output ได้ค่อนข้างถูกต้อง โดยระบบที่ให้ค่าฟังก์ชันพลังงานเฉลี่ยต่ำที่สุดเท่ากับ 0.212 คือระบบที่มีโครงสร้างเป็น 10-9-4 แต่อย่างไรก็ตามเมื่อนำระบบทั้ง 4 ไป test กับชุดข้อมูลชนิด extrapolation พบว่า output ที่ได้จากระบบ จะยังคงมีความผิดพลาดสูง

รูปที่ 5 กราฟฟังก์ชันพลังงาน ต่อ จำนวน epoch ของการทดลองชุดที่ 4 ของระบบที่มีโครงสร้าง 10-11-4



การทดลองที่ 4 ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมได้ถูกศึกษาถึงผลของการเพิ่ม information ที่ป้อนให้แก่ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม ต่อ พฤติกรรมการเรียนรู้ของระบบ กล่าวคือ ระบบจะถูกสอนด้วยชุดข้อมูลจากฟังก์ชันถ่าย

โอน $\frac{1}{x+1}, \frac{1}{x+3}, \frac{1}{x+5}$ จากนั้นจึงทดสอบด้วยชุดข้อมูล
จากฟังก์ชันถ่ายโอน $\frac{1}{x+1}, \frac{1}{x+1.5}, \frac{1}{x+2}, \frac{1}{x+2.5},$
 $\frac{1}{x+3}, \frac{1}{x+3.5}, \frac{1}{x+4}, \frac{1}{x+4.5}, \frac{1}{x+5}$ แล้วพบว่า
ระบบที่มีโครงสร้างจำนวน node ใน input-hidden-output
Layer เป็น 10-3-4, 10-5-4, 10-7-4, 10-9-4 และ 10-11-4
สามารถให้ประสิทธิภาพในการทำงานได้ใกล้เคียง 100% เมื่อ
ทดสอบกับชุดข้อมูล $\frac{1}{x+1}, \frac{1}{x+3}, \frac{1}{x+5}$ หลังจากที่ถูก
ระบบได้รับการสอนไปแล้ว ไม่ต่ำกว่า 75 epoch และ เมื่อระบบ
ทั้ง 5 ถูกทดสอบด้วยชุดข้อมูลจากฟังก์ชันถ่ายโอน $\frac{1}{x+1.5},$
 $\frac{1}{x+2}, \frac{1}{x+2.5}, \frac{1}{x+3.5}, \frac{1}{x+4}, \frac{1}{x+4.5}$ นั้น ระบบที่มี
ให้ค่าฟังก์ชันพลังงานเฉลี่ยต่ำที่สุดเท่ากับ 0.066 คือ ระบบที่มี
โครงสร้าง เป็น 10-11-4 โดยเมื่อได้รับการสอนไปแล้วเท่ากับ 75
epoch แต่เมื่อระบบโครงสร้างเดิมนี้ได้รับการสอนมากกว่า 75
epoch ระบบจะมีประสิทธิภาพลดลง จึงเป็นที่สังเกตได้ว่า ระบบ
เครือข่ายหน่วยประสาทเทียมนั้นไม่จำเป็นต้องมีประสิทธิภาพสูง
สุด เมื่อได้รับการสอนเพิ่มขึ้น



รูปที่ 6 กราฟฟังก์ชันพลังงาน ต่อ จำนวน epoch ของการ
ทดลองชุดที่ 5 ของระบบที่มีโครงสร้าง 10-9-4

การทดลองที่ 5 ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมได้
ถูกทดสอบคุณสมบัติ generalization ต่อชุดข้อมูลที่หลากหลาย
มากขึ้น กล่าวคือ ระบบจะถูกสอนด้วยชุดข้อมูลจาก
ฟังก์ชันถ่ายโอน $\frac{1}{x+1}, \frac{1}{x+3}, \frac{1}{x+5}, \frac{2}{x+1}, \frac{2}{x+3},$

$\frac{2}{x+5}, \frac{3}{x+1}, \frac{3}{x+3}, \frac{3}{x+5}$ จากนั้นจึงทดสอบด้วยชุดข้อมูล
จากฟังก์ชันถ่ายโอน $\frac{1}{x+2}, \frac{1}{x+4}, \frac{2}{x+2}, \frac{2}{x+4},$
 $\frac{3}{x+2}, \frac{3}{x+4}$ พบว่า ระบบที่มีโครงสร้างจำนวน node ใน
input-hidden-output Layer เป็น 10-5-4, 10-7-4, 10-9-4
และ 10-11-4 นั้น สามารถเรียนรู้ได้ จนกระทั่งให้ค่า output ที่
มีความถูกต้องค่อนข้างสูง โดยระบบที่ให้ค่าฟังก์ชันพลังงาน
เฉลี่ยต่ำที่สุดเท่ากับ 0.197 คือ ระบบที่มีโครงสร้างเป็น 10-9-4
เมื่อได้รับการสอนเท่ากับ 300 epoch จากนั้นระบบจะได้รับการ
สอนจนกระทั่งถึง 5000 epoch ซึ่งก็พบว่าระบบก็ยังไม่สามารถ
ทำให้ระบบลดค่าฟังก์ชันพลังงานให้ถึงเท่าที่กำหนด (Goal) ได้

4. สรุปผลการทดลอง

จากผลของการทดลองทั้งหมด พบว่าระบบเครือข่าย
หน่วยประสาทเทียม ที่มีโครงสร้างที่ไม่ซับซ้อนนั้น สามารถ
ประยุกต์ใช้ เพื่อหาฟังก์ชันถ่ายโอนของระบบควบคุมอัตโนมัติ
เชิงเส้น-ต่อเนื่อง ชั้นที่ 1 (First order systems) ได้อย่างถูก
ต้องโดยประสิทธิภาพของระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมนั้น
จะขึ้นอยู่กับ

- โครงสร้างของระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม
ในการทดลองนี้ ไม่มีโครงสร้างหน่วยประสาทเทียมแบบ
ไหน ที่สามารถทำงานได้มีประสิทธิภาพสูงสุดในทั้ง 5 ชุด
ของการทดลอง แต่โดยรวมนั้นระบบเครือข่ายหน่วย
ประสาทเทียม ที่มีโครงสร้างจำนวน node ใน input-
hidden-output layer เป็น 10-9-4 ทำงานอย่างมีประสิทธิภาพ
สูงสุด จึงนับเป็นโครงสร้างที่เหมาะสมจะนำไปประยุกต์ใช้
งานมากที่สุด
- ปริมาณของข้อมูลที่ป้อนให้แก่ระบบเครือข่ายหน่วย
ประสาทเทียม
ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียมสามารถทำงานได้
อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด เมื่อได้รับการสอนไปแล้วด้วยค่า
epoch หนึ่งๆ ค่าจำนวนการสอนที่มากกว่าหรือน้อยกว่าค่า
epoch นั้นๆ ถึงแม้ว่าจะทำให้ค่า ฟังก์ชันพลังงานลดลง
แต่ก็อาจจะทำให้ประสิทธิภาพของระบบลดลงได้

- โครงสร้าง, ชนิด และ ลักษณะของข้อมูล ที่ป้อนให้แก่ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม

คุณสมบัติที่โดดเด่นที่สุดอย่างหนึ่งของ ระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม คือ ความสามารถในการคาดเดา output ได้อย่างถูกต้อง (Predictability) จากค่า input ที่ระบบไม่เคยได้เห็นมาก่อน (Unseen data) โดยอาศัยการเรียนรู้ และประยุกต์ใช้ ข้อมูลที่ได้รับการสอนมา (Generalisation ability) ดังนั้นเพื่อให้ระบบมีความสามารถในการคาดเดาที่ดีนั้น โครงสร้างและชนิดของข้อมูล ที่ถูกสอนให้แก่ระบบ จึงจำเป็นต้องถูกออกแบบมาอย่างรอบคอบ และข้อมูลที่วัดมาได้นั้นก็จำเป็นต้องมีคุณภาพ และถูกต้องสูง เช่นตัวอย่างจากการทดลองพบว่า ความสามารถในการคาดเดานั้น จะใช้ได้ดีเมื่อ input ของระบบที่ไม่เคยเห็นมาก่อน มีค่าอยู่ระหว่าง ชุดค่าข้อมูลที่ระบบได้รับการสอนมาแล้วเท่านั้น (interpolation data) ซึ่งเมื่อทดสอบด้วยการป้อน input ที่ระบบไม่เคยเห็นมาก่อนซึ่งอยู่นอกช่วงชุดค่าข้อมูลที่ระบบได้รับการสอนมาแล้วนั้น (extrapolation data) ระบบจะไม่สามารถให้ค่า output ที่มีความถูกต้องสูงได้ เนื่องจากระบบเครือข่ายหน่วยประสาทเทียม ไม่สามารถคาดเดาความสัมพันธ์ของค่า output ที่อยู่นอกช่วงได้

5. เอกสารอ้างอิง

- [1] ชวพงษ์ สิงห์แพทย์, เป็รื่องบุญ จักกะพาก และ วุฒิชัย กปิลกาญจน์, **การควบคุมอัตโนมัติ**, Physic Center.
- [2] Beale, R. and Jackson, T., **Neural Computing**, Institute of Physics Publishing, 1990.
- [3] Demuth, H. and Beale, M., **Neural Network Toolbox for use with Matlab**, The Math Work Inc, 1992.
- [4] Fausett, L., **Fundamentals of Neural Networks**, Prentice-Hall, Inc, 1994.
- [5] Hagan, M. , Demuth, B., and Beale, M., **Neural Network Design**, PWS Publishing Company, 1996.
- [6] Kuo,C.,**Automatic Control Systems**, Prentice-Hall, Inc, 1995.
- [7] Ogata, K., **Modern Control Systems**, Prentice-Hall, Inc, 1990.
- [8] Raven, H., **Automatic Control Engineering**, McGraw-Hill Book Co, 1961.
- [9] Van DeVegte, J., **Feedback Control Systems**, Prentice Hall Inc, 1994.
- [10] Visuwan, P., **Monitoring Strategies for Self-Tapping Screw Insertion Systems**, Ph.D. Thesis, King's College, University of London, 1999.