



ใบรับรองวิทยานิพนธ์
บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมอุตสาหกรรม)

ปริญญา

วิศวกรรมอุตสาหกรรม

วิศวกรรมอุตสาหกรรม

สาขา

ภาควิชา

เรื่อง การพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนโดยโครงข่ายประสาทเทียม

Prediction of Silicon Wafer Lapping Time by Artificial Neural Network

นามผู้วิจัย นางสาวสุธิดา ปรีชาเดช

ได้พิจารณาเห็นชอบโดย

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(อาจารย์ชณะ รักษศิริ, D.Eng.)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม

(รองศาสตราจารย์ประไพศรี สุทัศน์ ณ อยุธยา, Ph.D.)

หัวหน้าภาควิชา

(รองศาสตราจารย์อนันต์ มุ่งวัฒนา, Ph.D.)

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์รับรองแล้ว

(รองศาสตราจารย์กัญญา ชีระกุล, D.Agr.)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่ เดือน พ.ศ.

สิขสิทธิ์ มตาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

วิทยานิพนธ์

เรื่อง

การพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอน โดยโครงข่ายประสาทเทียม

Prediction of Silicon Wafer Lapping Time by Artificial Neural Network

โดย

นางสาวสุธิดา ปรีชาเดช

เสนอ

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

เพื่อความสมบูรณ์แห่งปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมอุตสาหกรรม)

พ.ศ. 2553

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

สุธิตา ปรีชาเดช 2553: การพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอน โดยโครงข่ายประสาทเทียม ปริญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมอุตสาหกรรม) สาขาวิศวกรรมอุตสาหกรรม ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: อาจารย์ชนะ รักษ์ศิริ, D.Eng. 139 หน้า

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอน โดยประยุกต์ใช้หลักการและทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อหารูปแบบในการพยากรณ์เวลาที่ให้กับเครื่องขัดแผ่นซิลิคอน โดยโครงข่ายประสาทเทียมนี้มีข้อมูลป้อนเข้า 5 ตัวแปร และมีผลลัพธ์ 1 ตัวแปร จากนั้นทดลองหาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนในรูปแบบที่แตกต่างกัน เพื่อออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำที่สุด โดยการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ ร่วมกับวิธีการฝึกสอนโครงข่ายคือวิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ควอร์ทเพื่อทำการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบแอส ซึ่งผลการทดลองพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมประกอบด้วยจำนวนนิวรอนในชั้นอินพุต จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน จำนวนนิวรอนในชั้นแสดงผลเท่ากับ 5-5-1 ตามลำดับ รูปแบบฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนและชั้นแสดงผลคือ ล็อก-ซิกมอยด์ และลิเนียร์ตามลำดับ ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองที่ต่ำที่สุดคือ 0.0164 ของกระบวนการเรียนรู้ ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองและค่าดัชนีประสิทธิภาพของกระบวนการทดสอบคือ 0.0398 และ 87.97% ตามลำดับ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนได้

ลายมือชื่อนิติกร

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

Suthida Preechadech 2010: Prediction of Silicon Wafer Lapping Time by Artificial Neural Network. Master of Engineering (Industrial Engineering), Major Field: Industrial Engineering, Department of Industrial Engineering. Thesis Advisor: Mr. Chana Raksiri, D.Eng. 139 pages.

Lapping time of silicon wafer is predicted by artificial neural network is the objective of this research. There are five inputs and one output for proposing neural network architecture. Further the numbers of neuron in hidden layer are varied to obtain minimization of error prediction by artificial neural network. This artificial neural network is based on Backpropagation neural network. Levenberg-Marquardt training algorithm is applied to train the design network for optimum weight and bias network with all trained inputs data. The results show the final architecture neural network consists of five neurons in input layer, fifty-five neurons in hidden layer and one neuron in output layer (5-55-1). Transfer functions in hidden and output layer are Log-sigmoid and Linear function respectively. In addition, the network Mean Square Errors (MSE) of training process and testing process are 0.0164 and 0.0398 respectively. Moreover, the network Efficiency Index (EI) of testing process is 87.97%. The results show silicon wafer lapping time can be predicted by proposing neural network architecture.

Student's signature

Thesis Advisor's signature

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดีจากความช่วยเหลืออย่างดียิ่งจากหลายๆ ฝ่าย ขอขอบพระคุณ ดร.ชนะ รัชศรี อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ผู้ให้คำแนะนำ ข้อคิดเห็นต่างๆ รวมถึงแนวทางในการแก้ไขปัญหาในการทำวิจัยมาโดยตลอด ขอขอบพระคุณ รศ.ดร.ประไพศรี สุทัศน์ ณ อยุธยา อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม รวมทั้งคณะกรรมการในการสอบปากเปล่าชั้นสุดท้ายทุกท่านที่เสียสละเวลาในการควบคุมการสอบและให้คำแนะนำเพื่อให้วิทยานิพนธ์เล่มนี้เสร็จสมบูรณ์

ขอขอบคุณ พี่ๆ วิศวกร พี่ๆ ฝ่าย Slider ตลอดจนพนักงานฝ่าย Slider ที่กรุณาให้ความร่วมมือเป็นอย่างดี ให้การสนับสนุนและอำนวยความสะดวกในการทำงานวิจัยครั้งนี้ รวมถึงการให้คำปรึกษาช่วยเหลือเกี่ยวกับรายละเอียดข้อมูลต่างๆ ในกระบวนการจัดแผ่นซีดีคอน ขอขอบคุณเจ้าหน้าที่ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรมที่ได้ให้ความร่วมมือตลอดมา รวมทั้งเพื่อนนิสิตและบุคคลแวดล้อมที่เป็นกำลังใจแก่ข้าพเจ้า

ท้ายนี้ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา พี่ชาย ญาติพี่น้อง ที่คอยมอบความรักความเมตตา อบรม เลี้ยงดู สั่งสอน สนับสนุนทางการศึกษาและด้านอื่นๆ ทุกด้าน และอาจารย์ประจำภาควิชาทุกท่านที่คอยให้คำปรึกษา ชี้แนะและสนับสนุนการทำวิทยานิพนธ์จนสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี รวมไปถึงการให้กำลังใจกับข้าพเจ้ามาโดยตลอดจนสามารถสำเร็จการศึกษาเป็นมหาบัณฑิตได้ ดังนั้นหากประโยชน์อันเนื่องมาจากวิทยานิพนธ์เล่มนี้ จะพึงมีเพียงใด ขอมอบแต่บิดา มารดา พี่ชาย ญาติพี่น้อง พร้อมทั้งคณาจารย์ทุกท่าน

สุธิดา ปรีชาเดช
มีนาคม 2553

สารบัญ

หน้า

สารบัญ	(1)
สารบัญตาราง	(2)
สารบัญภาพ	(3)
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ	(8)
คำนำ	1
วัตถุประสงค์	3
การตรวจเอกสาร	5
อุปกรณ์และวิธีการ	59
อุปกรณ์	59
วิธีการ	59
ผลและวิจารณ์	82
สรุปและข้อเสนอแนะ	105
สรุป	105
ข้อเสนอแนะ	106
เอกสารและสิ่งอ้างอิง	108
ภาคผนวก	112
ภาคผนวก ก โปรแกรมแมทแลป (Matlab) ที่ใช้ในการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัด แผ่นซีดีคอนและการใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรม แมทแลป	113
ภาคผนวก ข ตัวอย่างชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ การทดสอบ และการตรวจ ประเมินของโครงข่ายประสาทเทียม (คิดในรูปแบบเปอร์เซ็นต์)	122
ภาคผนวก ค กราฟแสดงการเรียนรู้ของรูปแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่าย ประสาทเทียมทั้ง 20 รูปแบบ	128
ประวัติการศึกษา และการทำงาน	139

สารบัญตาราง

ตารางที่		หน้า
1	การเปรียบเทียบระหว่างเซลล์ประสาททางชีววิทยากับเซลล์ประสาทเทียม	19
2	ฟังก์ชันการถ่ายโอน	24
3	ข้อมูลป้อนเข้า (Input) และ ผลลัพธ์ (Output) ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียม	64
4	ตัวอย่างชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ การตรวจประเมิน และการทดสอบ ของโครงข่ายประสาทเทียม	72
5	การออกแบบการทดลองเพื่อหาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน ทั้ง 20 รูปแบบ	74
6	ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของกระบวนการเรียนรู้ และกระบวนการ การทดสอบ และค่าดัชนีประสิทธิภาพของกระบวนการทดสอบของแต่ละ รูปแบบของสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม	83
7	ค่าน้ำหนักของชั้นอินพุตไปยังชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมที่ เหมาะสม	88
8	ค่าน้ำหนักของชั้นซ่อน ไปยังชั้นแสดงผลของโครงข่ายประสาทเทียมที่ เหมาะสม	90
9	ค่าไบแอสของชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม	92
10	ค่าไบแอสของชั้นแสดงผลของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม	94
11	เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนที่พยากรณ์ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่ เหมาะสมกับเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนจริง	95
ตารางผนวกที่		
ข1	ตัวอย่างชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ การตรวจประเมินและการทดสอบ ของโครงข่ายประสาทเทียม	123

สารบัญภาพ

ภาพที่		หน้า
1	ส่วนประกอบต่างๆ ภายในฮาร์ดดิสก์ไครฟ์	6
2	แพลตฟอร์มที่วางซ้อนกันอยู่ภายในฮาร์ดดิสก์ไครฟ์	6
3	สปินเดิล	7
4	ลักษณะหัวอ่านเขียนข้อมูล	8
5	ส่วนประกอบต่างๆ บริเวณของหัวอ่านเขียนข้อมูล	8
6	แผ่นแพลตฟอร์มอยู่ระหว่างหัวอ่านเขียนข้อมูล	8
7	ส่วนประกอบต่างๆ ของแอกทิวเลเตอร์	9
8	แผงวงจรของฮาร์ดดิสก์ชนิดหนึ่ง	10
9	จัมเปอร์	10
10	เพาเวอร์คอนเนคเตอร์	11
11	ลักษณะการแบ่งพื้นผิวดิสก์ออกเป็นแทรคและเซกเตอร์ โดยรูปขวานั้น	
	ส่วนย่อยแต่ละส่วนที่มีหมายเลขกำกับไว้คือเนื้อที่ขนาดของหนึ่งเซกเตอร์	11
12	ภาพจำลองของฮาร์ดดิสก์ที่ประกอบด้วยแผ่นแพลตฟอร์ม แทรค ไซลินเดอร์	
	เซกเตอร์และหัวอ่านเขียนข้อมูล	12
13	ภาพจำลองของฮาร์ดดิสก์ที่มี 3 แพลตฟอร์ม 6 พื้นผิว แต่ละพื้นผิวแบ่ง	
	ออกเป็น 3 แทรค และแต่ละแทรคแบ่งออกเป็น 17 เซกเตอร์ ในที่นี้แสดงให้เห็น	
	เห็นว่าแทรค 2 ของทุกพื้นผิวประกอบกันเป็น“ไซลินเดอร์ 2”และสังเกตว่า	
	ขณะนี้หัวอ่านเขียนข้อมูลอยู่ที่ไซลินเดอร์ 1	12
14	การอ่านของหัวอ่านเขียนข้อมูล	13
15	ลักษณะของชิ้นส่วนที่เรียกว่าแลปในขณะแลปปีง และสภาพผิวงานก่อน	
	(Before) และหลัง (After) การแลปปีง	15
16	ลักษณะของเซลล์ประสาท	17
17	(a) การส่งกระแสประสาทระหว่างเซลล์ประสาท (b) ชนิดของการไซแนปส์	18
18	แบบจำลองนิเวศที่มีอินพุตเพียงอินพุตเดียว	21
19	ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบฮาร์ดลิมิต	22
20	ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบลิเนียร์	23

สารบัญญภาพ (ต่อ)

ภาพที่		หน้า
21	ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบล็อก-ซิกมอยด์	23
22	นิเวรอนที่มีหลายอินพุต	25
23	นิเวรอนที่มีอินพุต R อินพุตแบบย่อ	26
24	โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวที่มีนิเวรอนจำนวน S นิเวรอน	27
25	โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวที่มีนิเวรอนจำนวน S นิเวรอนแบบย่อ	28
26	โครงข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้น	29
27	โครงข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้นแบบย่อ	30
28	โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Recurrent	30
29	ลักษณะการเรียนรู้แบบมีการสอน	32
30	ลักษณะการเรียนรู้แบบไม่มีการสอน	32
31	ลักษณะทั่วไปของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น	33
32	การปรับเปลี่ยนโครงข่ายแบบหลายชั้น โดยใช้ขั้นตอนวิธีการแบบแพร่ค่าย้อนกลับ	34
33	การเชื่อมโยงของหน่วยใดๆ ระหว่างชั้น	34
34	รูปแบบของ Logistic Sigmoidal Transfer Function	35
35	กระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักโดยใช้ขั้นตอนวิธีการแบบแพร่ค่าย้อนกลับ	44
36	แสดงขั้นตอนการเขียน โปรแกรมแมทแลป	61
37	ตำแหน่งหัวอ่านเขียนข้อมูลภายในฮาร์ดดิสก์ไครฟ์	62
38	สไลเดอร์และบาร์ที่ได้จากแผ่นเวเฟอร์	62
39	บริเวณการจัดแผ่นซิลิคอน	63
40	กราฟค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนและค่าอัตราการกินเนื้อชิ้นงานในแต่ละรอบ	65
41	กราฟค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนและค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานในแต่ละรอบ	66
42	ตัวอย่างกราฟค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนและค่าอัตราการกินเนื้อชิ้นงานของล้อยินจัดที่ 1 – 3	67

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่		หน้า
43	ตัวอย่างกราฟค่าเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนและค่าอัตราการกินเนื้อ ชิ้นงานของล้อยินขัดที่ 4 – 6	68
44	ตัวอย่างกราฟค่าเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนและค่าเพื่อการกินเนื้อ ชิ้นงานของล้อยินขัดที่ 1 – 3	69
45	ตัวอย่างกราฟค่าเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนและค่าเพื่อการกินเนื้อ ชิ้นงานของล้อยินขัดที่ 4 – 6	70
46	โครงสร้างสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม	73
47	โครงสร้างสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพยากรณ์ค่าเวลา ที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอน	75
48	แผนภูมิแสดงขั้นตอนของวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่า ย้อนกลับ	77
49	แผนภูมิแสดงขั้นตอนกระบวนการเรียนรู้ (Training Procedure)	78
50	แผนภูมิแสดงขั้นตอนกระบวนการทดสอบ (Testing Procedure)	79
51	แผนภูมิแสดงขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย	81
52	กราฟแสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลที่ใช้ในกระบวนการเรียนรู้ โดยค่า คลาดเคลื่อนคำนวณในรูปของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของทั้ง 20 รูปแบบ	84
53	กราฟแสดงผลการทดลองจากชุดข้อมูลที่ใช้ในกระบวนการทดสอบ โดยค่า คลาดเคลื่อนคำนวณในรูปของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของทั้ง 20 รูปแบบ	84
54	กราฟแสดงค่าดัชนีประสิทธิภาพจากผลการทดลองของชุดข้อมูลที่ใช้ใน กระบวนการทดสอบของทั้ง 20 รูปแบบ	85
55	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 11	87
56	กราฟแสดงเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนที่พยากรณ์ได้จากโครงข่าย ประสาทเทียมที่เหมาะสมกับเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนจริง	104

สารบัญญภาพ (ต่อ)

ภาพผนวกที่		หน้า
ก1	หน้าต่างหลักของตัวโปรแกรมแมทแลป	116
ก2	หน้าต่างของการเรียกไฟล์โปรแกรมใน Current Directory	117
ก3	หน้าต่างของข้อมูลใน Workspace	117
ก4	หน้าต่างของโปรแกรม	118
ก5	หน้าต่างการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม และการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ	119
ก6	หน้าต่างการฝึกสอน (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียม	119
ก7	กราฟแสดงผลการฝึกสอน (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียม	120
ก8	ค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่เกิดขึ้นในโครงข่ายประสาทเทียม	120
ก9	กราฟแสดงโปรแกรมทดสอบ (Testing) ของโครงข่ายประสาทเทียม	121
ก10	หน้าต่างค่าการพยากรณ์ และค่าคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในโครงข่าย	121
ค1	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 1	129
ค2	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 2	129
ค3	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 3	130
ค4	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 4	130
ค5	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 5	131
ค6	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 6	131
ค7	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 7	132
ค8	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 8	132
ค9	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 9	133
ค10	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 10	133
ค11	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 11	134
ค12	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 12	134
ค13	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 13	135
ค14	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 14	135
ค15	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 15	136

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพผนวกที่		หน้า
ค16	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 16	136
ค17	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 17	137
ค18	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 18	137
ค19	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 19	138
ค20	กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 20	138

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

คำอธิบายสัญลักษณ์ที่ใช้ในทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม

p	: ตัวแปรป้อนเข้า (Input)
a	: ตัวแปรผลลัพธ์ (Output)
n	: ตัวแปรป้อนเข้าสุทธิ (Net Input)
f	: ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Function)
b, θ	: ไบแอส (Bias)
W	: เมตริกซ์น้ำหนักถ่วง
w	: น้ำหนักถ่วง (Weight)
w_i	: น้ำหนักถ่วงที่จุด i
S	: จำนวน Layer
R	: จำนวนตัวแปรป้อนเข้า
M	: จำนวนชั้นทั้งหมด หรือชั้นสุดท้าย
m	: จำนวนนับ 1, 2, 3,... ของชั้นโครงข่าย (Layer)
E	: ผลรวมของความผิดพลาดทั้งหมดของชุดข้อมูล
E_p	: ผลรวมของความผิดพลาดของผลต่างกำลังสอง
η	: อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)
α	: ค่าโมเมนตัมแฟกเตอร์ (Momentum Factor)
J	: เมตริกซ์จาโคเบียน (Jacobian Matrix)
μ	: ค่าคงที่ปรับปรุงของ Levenberg-Marquardt

การพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนโดยโครงข่ายประสาทเทียม

Prediction of Silicon Wafer Lapping Time by Artificial Neural Network

คำนำ

จากสภาวะการแข่งขันของธุรกิจในปัจจุบัน ทำให้ทุกบริษัททั้งภาคการผลิต และการบริการ ต้องพัฒนาระบบข้อมูลข่าวสารให้มีความเที่ยงตรงและแม่นยำมากยิ่งขึ้น ซึ่งอุปกรณ์ที่นำมาใช้เพื่ออำนวยความสะดวกในการเก็บข้อมูลและเพิ่มประสิทธิภาพในการดำเนินงานดังกล่าวก็คือ คอมพิวเตอร์ ซึ่งมีฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์เป็นหน่วยเก็บข้อมูลหรือหน่วยความจำในเครื่องคอมพิวเตอร์ ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์จึงเป็นอุปกรณ์ที่มีความสำคัญ และชิ้นส่วนภายในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ที่มีความสำคัญอย่างมากต่อการเก็บข้อมูลหรืออ่านข้อมูล ก็คือหัวอ่านเขียนข้อมูล (Slider) ซึ่งเป็นชิ้นส่วนที่มีขนาดเล็กมากเท่ากับปลายปากกาใช้สำหรับการอ่านและเขียนข้อมูล

ในการผลิตหัวอ่าน/เขียนข้อมูลหรือสไลเดอร์นั้น จะถูกผลิตมาจากแผ่นซิลิคอน (Silicon Wafer) ซึ่งเป็นอุปกรณ์ที่มีความสำคัญมากในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ โดยสไลเดอร์มีหน้าที่ในการเขียนข้อมูลลงไปบนแผ่นบันทึกข้อมูล รวมถึงการอ่านข้อมูลกลับจากแผ่นบันทึกข้อมูลด้วย และเนื่องจากในปัจจุบันมีการเพิ่มความหนาแน่นในการบันทึกข้อมูลอย่างมาก จึงทำให้สไลเดอร์ที่ผลิตนั้นต้องได้มาตรฐาน และมีขนาดเล็กลงตามขนาดข้อมูลที่เล็กลงด้วย ทำให้กระบวนการผลิตแต่ละขั้นตอนมีความสำคัญมาก หนึ่งในกระบวนการที่มีความสำคัญคือกระบวนการขัดแผ่นซิลิคอนหรือกระบวนการขัดสไลเดอร์ (Lapping Process) เพื่อขัดให้ได้ขนาด และความเรียบผิวตามต้องการด้วยเวลาที่เหมาะสม

อย่างไรก็ตามกระบวนการดังกล่าวเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนนั้น พนักงานแต่ละคน จะใช้ประสบการณ์ของตนเอง ในการประมาณค่าเวลาหรือกำหนดค่าเวลาให้กับเครื่องขัดแผ่นซิลิคอนเพื่อให้เครื่องขัดสามารถขัดแผ่นซิลิคอนได้ขนาดหรือความเรียบผิวที่เหมาะสมตามต้องการ ดังนั้นปัญหาที่เกิดขึ้นคือไม่มีรูปแบบในการประมาณค่าเวลาหรือกำหนดค่าเวลาที่เหมือนกันให้กับเครื่องขัดแผ่นซิลิคอน ทำให้พนักงานทำงานยากลำบากและส่งผลทำให้แผ่นซิลิคอนหรือสไลเดอร์ไม่ได้ขนาดและความเรียบผิวตามต้องการ ซึ่งอาจจะก่อให้เกิดความผิดพลาดในการอ่านและเขียนข้อมูลได้เมื่อนาสไลเดอร์ไปใช้งาน

งานวิจัยครั้งนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อนำหลักการและทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนของกระบวนการขัดแผ่นซิลิคอน เพื่อหารูปแบบในการพยากรณ์เวลาให้กับเครื่องขัดแผ่นซิลิคอน และออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำที่สุด ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นมานั้นเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network) ร่วมกับวิธีการฝึกสอนโครงข่ายคือวิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ควอาร์ท (Levenberg–Marguardt) เพื่อทำการปรับค่าน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) ของโครงข่ายประสาทเทียมและเพื่อปรับผลลัพธ์ของแบบจำลองให้ใกล้เคียงกับค่าความจริงมากที่สุด โดยการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์แมทแลป (Matlab) ช่วยในการพยากรณ์

วัตถุประสงค์

งานวิจัยฉบับนี้มีวัตถุประสงค์ที่จะทำการศึกษาดังนี้ คือ

1. ศึกษาหลักการและทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network)
2. ออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับที่เหมาะสมที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำที่สุด เพื่อพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอน

ขอบเขตของงานวิจัย

งานวิจัยฉบับนี้จะทำการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอน ซึ่งมีขอบเขตในงานวิจัยดังต่อไปนี้

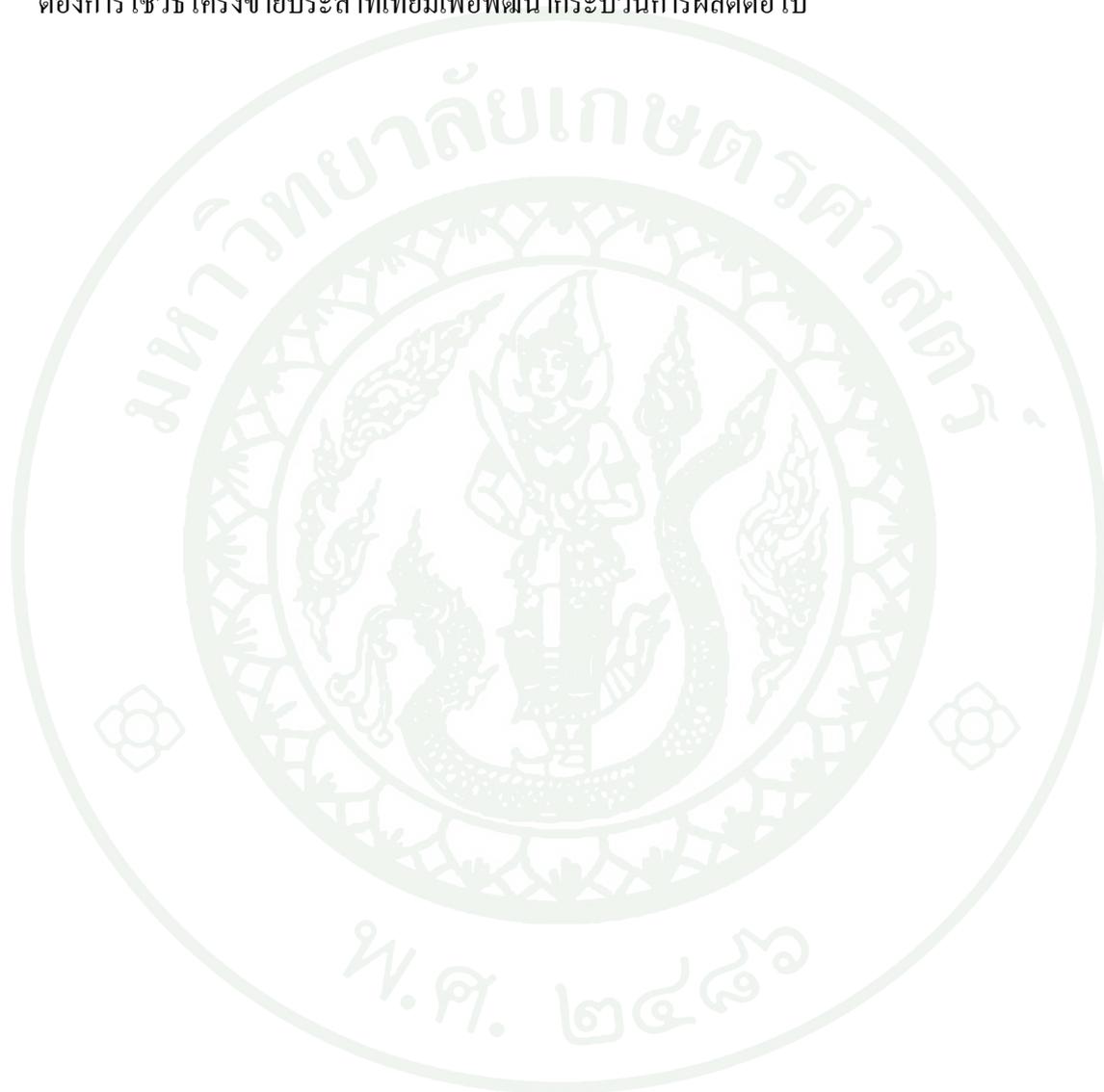
1. ศึกษากระบวนการจัดแผ่นซีดีคอน และการทำงานของเครื่องจัดแผ่นซีดีคอน (Kiss Lapping Machine)
2. พัฒนาการพยากรณ์เวลาโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับที่เหมาะสมที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำที่สุด เพื่อพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอน
3. เขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์ (Matlab) เพื่อใช้ในการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอน โดยอาศัยหลักการและทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. สามารถพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนในกระบวนการจัดแผ่นซีดีคอนได้
2. สามารถนำหลักการและกระบวนการทางความคิดไปประยุกต์ใช้กับอุตสาหกรรมประเภทอื่นๆได้

3. สามารถนำองค์ความรู้เกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้ได้จริงในภาคอุตสาหกรรม

4. เป็นแนวทางในการนำไปประยุกต์ใช้ในอุตสาหกรรมอื่นๆ และเป็นข้อมูลสำหรับผู้ที่ต้องการใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพัฒนากระบวนการผลิตต่อไป



การตรวจเอกสาร

การดำเนินงานวิจัยในหัวข้อเรื่อง การพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอน โดยโครงข่ายประสาทเทียม ได้อาศัยข้อมูลและทฤษฎีต่อไปนี้เป็นพื้นฐานในการดำเนินงานวิจัย

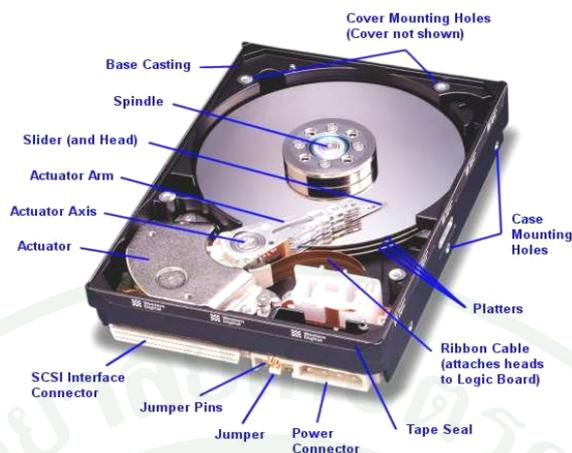
1. ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ (Hard Disk Drive)
2. กระบวนการตัดเฉือนด้วยสารขัดสี (Abrasive Machining Process)
3. โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

1. ฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ (Hard Disk Drive)

ประเสริฐ (2544) ได้กล่าวว่าฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์ (Hard Disk Drive) หรือ ฮาร์ดดิสก์ (Hard Disk) จัดเป็นอุปกรณ์เก็บข้อมูลประเภทหนึ่ง (Storage Device) ที่นิยมใช้เก็บข้อมูลต่างๆ ภายในเครื่องคอมพิวเตอร์ เนื่องจากข้อมูลหรือโปรแกรมต่างๆ ในปัจจุบันนั้นมีขนาดใหญ่ไม่สามารถจัดเก็บลงดิสเกตต์ได้จึงจำเป็นต้องเก็บลงฮาร์ดดิสก์ซึ่งมีความจุที่สูงกว่า เมื่อมีการเรียกโปรแกรมหรือข้อมูลต่างๆ ก็จะไหลคตัวเองเข้าแรม (RAM) และเมื่อมีการแก้ไขหรือการอัปเดตข้อมูลใหม่ก็จะเก็บข้อมูลใหม่นั้นลงในฮาร์ดดิสก์อีกครั้ง ดังนั้นฮาร์ดดิสก์จึงเป็นอุปกรณ์ที่มีความสำคัญอย่างมากภายในเครื่องคอมพิวเตอร์

1.1 ส่วนประกอบและโครงสร้างของฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

ภายในตัวฮาร์ดดิสก์นั้นจะประกอบไปด้วยส่วนต่างๆ มากมาย โดยส่วนต่างๆ เหล่านี้ จะถูกปกปิดไว้ด้วยเคส (Case) ที่เป็นตัวถังโลหะ ซึ่งปิดผนึกแน่นเป็นสุญญากาศไม่สามารถให้ฝุ่นผงหรือสิ่งใดหลุดรอดเข้าไปได้ ส่วนโครงสร้างของฮาร์ดดิสก์เป็นลักษณะของกลไก โดยการอ่านหรือเขียนข้อมูลนั้นจะต้องอาศัยการเคลื่อนไหวของชิ้นส่วนต่างๆ ซึ่งถือว่าเป็นการทำงานในรูปแบบอิเล็กทรอนิกส์ โดยมีส่วนประกอบที่สำคัญแสดงในภาพที่ 1



ภาพที่ 1 ส่วนประกอบต่างๆ ภายในฮาร์ดดิสก์ไครฟ์

ที่มา: ประเสริฐ (2544)

1.1.1 ดิสก์บันทึกข้อมูล มีชื่อเรียกเฉพาะว่าแพลดเตอร์ (Platter) เป็นแผ่นจานกลมที่มีลักษณะแข็งและแบนราบ ซึ่งทำจากแก้วหรือโลหะผสมอลูมิเนียม พื้นผิวทั้งสองด้านของแผ่นแพลดเตอร์แต่ละแผ่นจะถูกเคลือบไว้ด้วยสารที่มีคุณสมบัติทางแม่เหล็ก เนื่องจากการบันทึกข้อมูลจะใช้หลักการเหนี่ยวนำของสนามแม่เหล็ก และการบันทึกข้อมูลนั้นจะสามารถบันทึกได้ทั้งสองด้านของแผ่นแพลดเตอร์ ซึ่งจานแพลดเตอร์แต่ละแผ่นจะวางซ้อนกันอยู่ แพลดเตอร์เหล่านี้จะถูกเจาะรูที่กึ่งกลางและยึดติดเข้าด้วยกันกับแกนหมุนที่เรียกว่า สปินเดิล โดยมีมอเตอร์เป็นตัวขับเคลื่อนให้แผ่นแพลดเตอร์ทุกแผ่นหมุนไปพร้อมกันและด้วยความเร็วที่เท่ากัน



ภาพที่ 2 แพลดเตอร์ที่วางซ้อนกันอยู่ภายในฮาร์ดดิสก์ไครฟ์

ที่มา: เน็กส์โปรเจ็คคอตเน็ต (2547)

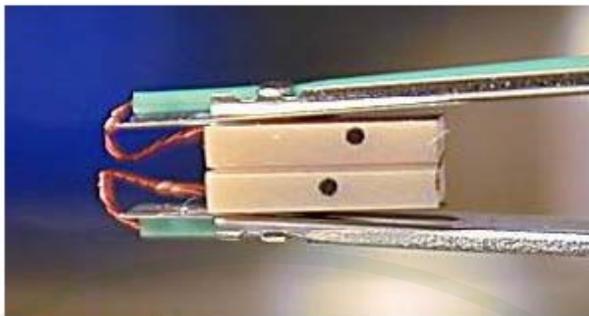
1.1.2 สปินเดิล (Spindle) เป็นอุปกรณ์ที่ทำหน้าที่หมุนแผ่นแพลตเตอร์ด้วยความเร็วคงที่ค่าหนึ่ง โดยจะมีมอเตอร์เป็นตัวขับเคลื่อนให้แผ่นแพลตเตอร์ทุกแผ่นหมุนไปพร้อมๆ กัน เพื่อให้หัวของแผ่นแพลตเตอร์เคลื่อนที่ผ่านหัวอ่านเขียนข้อมูล ซึ่งทำหน้าที่อ่านข้อมูลที่บันทึกอยู่บนแผ่นแพลตเตอร์ ความเร็วในการหมุนแผ่นนี้มีผลต่อการเข้าถึงข้อมูลและการอ่านข้อมูลด้วย ยิ่งถ้ามีความเร็วเพิ่มมากขึ้น เวลาที่ใช้ในการเข้าถึงข้อมูลก็จะน้อยลง และในขณะเดียวกันแผ่นแพลตเตอร์ก็จะเคลื่อนที่ผ่านหัวอ่านเขียนข้อมูลได้เร็วขึ้นด้วย จึงทำให้สามารถอ่านข้อมูลได้เร็วขึ้นเพราะส่วนของข้อมูลที่ต้องการจะถูกหมุนมาอยู่ภายใต้หัวอ่านเขียนข้อมูลได้อย่างรวดเร็วเช่นกัน



ภาพที่ 3 สปินเดิล

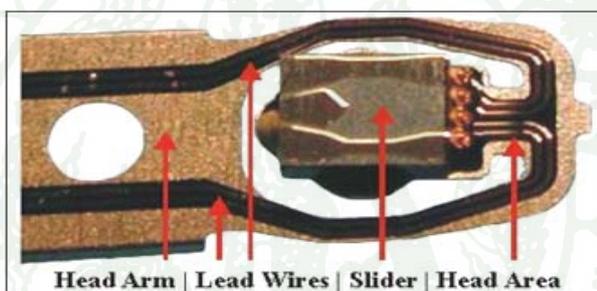
ที่มา: ธานี (2546)

1.1.3 หัวอ่านเขียนข้อมูล (Slider or Read/Write Head) ทำหน้าที่รับผิดชอบในการอ่านและเขียนข้อมูลจากแผ่นแพลตเตอร์ ลักษณะทางกายภาพก็คือจะติดอยู่กับปลายแขนของหัวอ่านเขียนข้อมูล (Actuator arms) หัวอ่านเขียนข้อมูลนี้จะมีอยู่ทั้งด้านบนและล่างของแผ่นแพลตเตอร์แต่ละแผ่น เมื่อตัวไดรฟ์เริ่มทำงานตัวสปริงเดิลมอเตอร์ จะทำหน้าที่หมุนแผ่นแพลตเตอร์ด้วยความเร็วที่กำหนดซึ่งการหมุนด้วยความเร็วนี้เองทำให้เกิดการไหลเวียนของอากาศหรือที่เรียกว่า air flow ซึ่งจะช่วยยกส่วนแขนของหัวอ่านเขียนข้อมูลให้สูงขึ้นจากระดับเดิมเหนือแผ่นแพลตเตอร์เล็กน้อย ระยะห่างระหว่างแผ่นแพลตเตอร์กับหัวอ่านเขียนข้อมูลเพียง 0.5 ไมครอนเท่านั้น ซึ่งประโยชน์ของการที่หัวอ่านเขียนข้อมูลลอยอยู่เหนือแผ่นแพลตเตอร์นี้จำเป็นมากต่อการทำงานของฮาร์ดดิสก์ เนื่องจากแผ่นแพลตเตอร์นั้นจะถูกหมุนด้วยความเร็วที่สูงมาก ถ้าหากหัวอ่านเขียนข้อมูลแตะกับแผ่นแพลตเตอร์แล้ว ย่อมจะทำให้เกิดรอยขีดข่วนอย่างถาวร ซึ่งทำให้ฮาร์ดดิสก์เกิดความเสียหายและเกิดความผิดพลาดในการอ่านหรือเขียนข้อมูลได้ หรืออาจจะไม่สามารถใช้งานได้อีกต่อไป



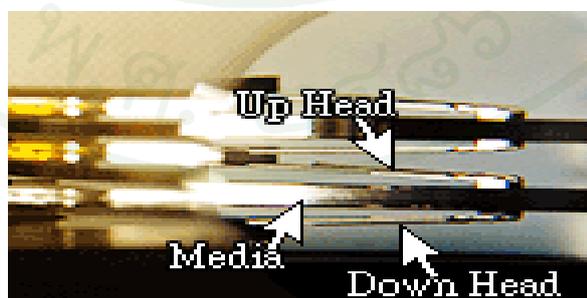
ภาพที่ 4 ลักษณะหัวอ่านเขียนข้อมูล

ที่มา: เดอะพีซีไกด์ (2547)



ภาพที่ 5 ส่วนประกอบต่างๆ บริเวณของหัวอ่านเขียนข้อมูล

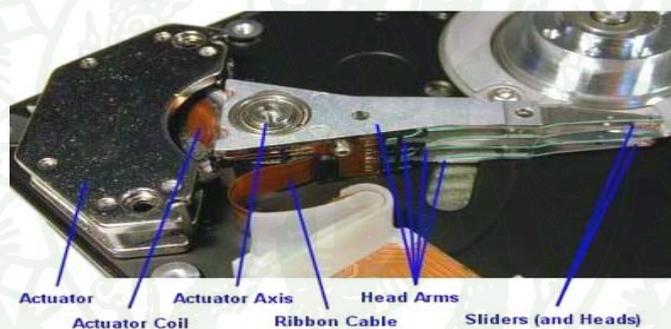
ที่มา: เดอะพีซีไกด์ (2547)



ภาพที่ 6 แผ่นแพดเตอร์อยู่ระหว่างหัวอ่านเขียนข้อมูล

ที่มา: คณะวิศวกรรมเครื่องกล มหาวิทยาลัยสุรนารี (2551)

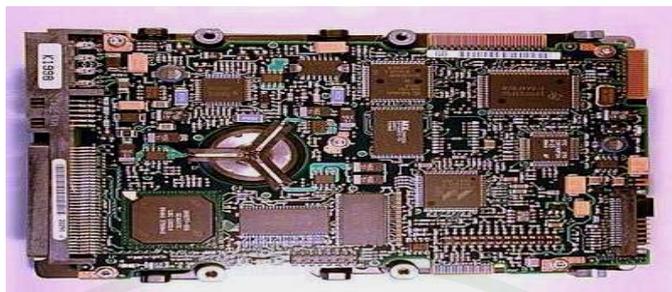
1.1.4 แอคทีวเลเตอร์ (Actuator) เป็นส่วนประกอบที่ทำหน้าที่เคลื่อนแขนของตัวมันเองซึ่งถูกเรียกว่า แขนของหัวอ่านเขียนข้อมูล อุปกรณ์ชุดนี้จะประกอบด้วยแม่เหล็กแรงสูง ขดลวดทองแดง และก้านอลูมิเนียม ซึ่งตรงปลายจะมีหัวอ่านเขียนข้อมูลติดอยู่ ในขณะที่ทำงานตัวควบคุม (Controller) จะทำหน้าที่ควบคุมให้แขนของหัวอ่านเขียนข้อมูลเลื่อนหัวอ่านไปยังตำแหน่งที่ต้องการ ตัวแอคทีวเลเตอร์นี้เป็นส่วนหนึ่งที่สำคัญในฮาร์ดดิสก์และเป็นตัวบ่งบอกถึงความเร็วในการทำงานของตัวไดรฟ์และจำนวนบิตที่สามารถบรรจุไว้บนตัวแผ่นแพตเตอร์ นอกจากนี้แอคทีวเลเตอร์จะเกี่ยวข้องโดยตรงกับความก้าวหน้าหรือการพัฒนาในส่วนของความเร็ว (Speed) และความจุ (Capacity) ของฮาร์ดดิสก์ เหตุเพราะว่ายิ่งข้อมูลถูกบันทึกไว้ใกล้กันหรือชิดกันมากเท่าใดบนแผ่นแพตเตอร์ ส่วนของแอคทีวเลเตอร์ก็ต้องสามารถเลื่อนแขนหัวอ่านเขียนข้อมูลเข้าหาตำแหน่งที่ต้องการได้ยากขึ้นเท่านั้น ถ้าเราไม่ได้พัฒนาตัวแอคทีวเลเตอร์นี้ให้ทำงานอย่างแม่นยำถูกต้องก็จะเป็นการถ่วงพัฒนาการของเทคโนโลยีการผลิตฮาร์ดดิสก์ให้ด้อยลงตามด้วย



ภาพที่ 7 ส่วนประกอบต่างๆ ของแอคทีวเลเตอร์

ที่มา: เน็กซ์โปรเจ็คคอตเน็ต (2547)

1.1.5 แผงวงจร (Circuit or Logic Board) ฮาร์ดดิสก์แต่ละตัวจะมีแผงวงจร ซึ่งจะถูกยึดติดกับภายนอกของตัวฮาร์ดดิสก์โดยจะมีชิพไอซีที่เรียกว่า Digital Signal Processors จะควบคุมการส่งผ่านข้อมูล, Cache Memory จะเก็บข้อมูลส่วนที่เรียกใช้บ่อยๆรวมทั้งส่วนของการควบคุมสปีดเคล็ด แอททีวเลเตอร์ การปฏิบัติงานของหัวอ่านเขียนข้อมูล และ Power Management โดยแผงวงจรนี้จะรับคำสั่งผ่านทางส่วนควบคุมการทำงานของฮาร์ดดิสก์ (Harddisk's Controller) ซึ่งถูกควบคุมโดยระบบปฏิบัติการอีกทีหนึ่ง เมื่อระบบต้องการข้อมูลที่เก็บบันทึกอยู่ในฮาร์ดดิสก์ตัวแผงวงจรนี้จะรับคำสั่งดำเนินการตามคำสั่งโดยเคลื่อนและควบคุมส่วนประกอบต่างๆ เพื่อให้ได้รับข้อมูลที่ต้องการออกมา



ภาพที่ 8 แผงวงจรของฮาร์ดดิสก์ชนิดหนึ่ง

ที่มา: เน็กซ์โปรเจ็คคอตเน็ต (2547)

1.1.6 มาตรฐานการเชื่อมต่อ (Interface) ของฮาร์ดดิสก์ไครฟ์ในปัจจุบันนี้จะใช้ส่วนของการเชื่อมต่อไม่แบบใดก็แบบหนึ่งระหว่างมาตรฐานที่เรียกว่า IDE (Integrated Electronics) SCSI (Small Computer System Interface) หรือมาตรฐานใหม่อย่าง Serial ATA ซึ่งส่วนของการเชื่อมต่อนี้จะกำหนดถึง Bandwidth ในการส่งผ่านข้อมูลไปยังซีพียูด้วย ดังนั้นการเชื่อมต่อจึงเป็นส่วนที่คอมพิวเตอร์ใช้ในการรับและส่งข้อมูลไปมาจากฮาร์ดดิสก์

1.1.7 จัมเปอร์ (Jumper) จัมเปอร์นั้นดูภายนอกแล้วเป็นเพียงพลาสติกตัวเล็กๆ ซึ่งแต่ละอันจะมีรูเสียบอย่างต่ำสองรู ส่วนภายนอกที่เป็นพลาสติกจะทำหน้าที่เป็นเหมือนฉนวนห่อหุ้ม ส่วนภายในก็จะทำหน้าที่เป็นเสมือนตัวนำไฟฟ้าใช้ประโยชน์ในการตั้งค่าต่างๆ บนฮาร์ดดิสก์ โดยการครอบจัมเปอร์นี้ลงไปบนขาโลหะที่อยู่ด้านหลังของตัวฮาร์ดดิสก์ วิธีการตั้งค่าของจัมเปอร์ซึ่งเป็นขั้นตอนที่สำคัญเนื่องจากหากติดตั้งค่าผิดก็จะไม่สามารถใช้งานฮาร์ดดิสก์ได้เลย



ภาพที่ 9 จัมเปอร์

ที่มา: ธานี (2546)

1.1.8 พาวเวอร์คอนเนคเตอร์ (Power Connector) ใช้รองรับขั้วไฟพลาสติกสีขาวขนาดใหญ่ที่มาจากพาวเวอร์ซัพพลายนั่นเอง โดยจะมีขาโลหะทั้งหมดสี่ขาในช่องนี้ เวลาเสียบขั้วไฟพลาสติกสีขาวเข้ากับพาวเวอร์คอนเนคเตอร์ต้องเสียบให้ถูกทิศทางไม่เช่นนั้นจะเป็นการป้อนกระแสไฟที่ไม่ตรงกับความต้องการใช้งานของฮาร์ดดิสก์ ส่งผลให้ฮาร์ดดิสก์เกิดความเสียหายได้

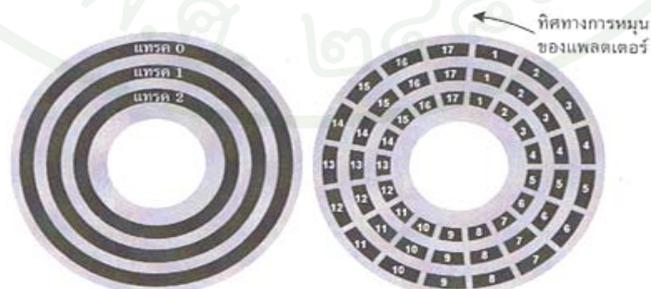


ภาพที่ 10 พาวเวอร์คอนเนคเตอร์

ที่มา: ชารี (2546)

1.2 โครงสร้างการเก็บข้อมูล

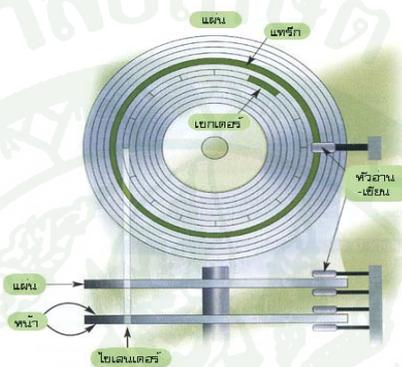
พร้อมเลิศ (2545) ได้กล่าวว่าการจัดเก็บข้อมูลไว้ได้อย่างมีประสิทธิภาพและสะดวกต่อการจัดการนั้นพื้นผิวแต่ละด้านของแผ่นแพตเตอร์จึงถูกแบ่งออกเป็นวงแหวนเรียกว่า แทรค (track) โดยวงนอกสุดกำหนดให้เป็นแทรคหมายเลข 0 ถัดเข้ามาก็เป็นแทรค 1 แทรค 2 ไปเรื่อยๆ ซึ่งแต่ละแทรคก็จะถูกแบ่งย่อยลงไปเป็น เซกเตอร์ (sector) ซึ่งแต่ละเซกเตอร์ของแทรคหนึ่งๆ จะถูกกำหนดหมายเลขตั้งแต่ 1,2,3,... ส่วนการระบุแอดเดรสเพื่อเข้าถึงข้อมูลบนฮาร์ดดิสก์นั้นจะประกอบด้วยข้อมูล 3 ส่วนคือหมายเลขหัวอ่าน/เขียนข้อมูล หมายเลขแทรคและหมายเลขเซกเตอร์



ภาพที่ 11 ลักษณะการแบ่งพื้นผิวดิสก์ออกเป็นแทรคและเซกเตอร์

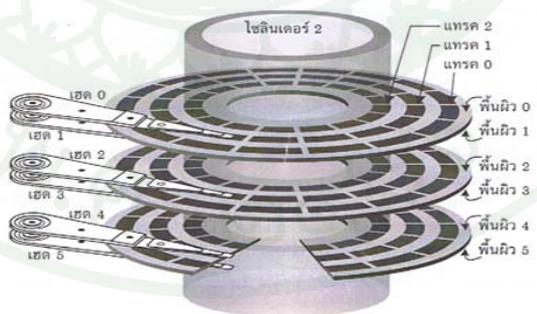
ที่มา: พร้อมเลิศ (2545)

ตามที่ได้กล่าวมาแล้วว่าหัวอ่านเขียนข้อมูลที่ติดอยู่ที่ปลายแขนนั้น โดยมีแอกทิวเลเตอร์เป็นตัวควบคุมตำแหน่งให้เคลื่อนที่ไปตามแนวรัศมี ดังนั้นไม่ว่าแอกทิวเลเตอร์จะเคลื่อนที่หัวอ่านเขียนข้อมูลไปอย่างไรก็ตาม หัวอ่านเขียนข้อมูลทุกหัวก็จะอยู่ตรงกันในแนวตั้งเสมอ และกำหนดให้แทรคที่อยู่ตรงกันในแนวตั้งของพื้นผิวต่างๆ นั้นมีหมายเลขเดียวกัน ซึ่งถ้าสังเกตให้ดีจะพบว่าแทรคหมายเลขเดียวกันของทุกพื้นผิวเหล่านี้จะประกอบกันเป็นรูปคล้ายทรงกระบอก ด้วยเหตุนี้เองจึงอาจเรียกว่า ไซลินเดอร์ เช่น ไซลินเดอร์ 0 ก็จะหมายถึงแทรค 0 ของทุกพื้นผิว



ภาพที่ 12 ภาพจำลองของฮาร์ดดิสก์ที่ประกอบด้วยแผ่นแพลตเตอร์ แทรค ไซลินเดอร์ เซกเตอร์ และหัวอ่านเขียนข้อมูล

ที่มา: สถาบันนวัตกรรมและพัฒนากระบวนการเรียนรู้ มหาวิทยาลัยมหิดล (2547)

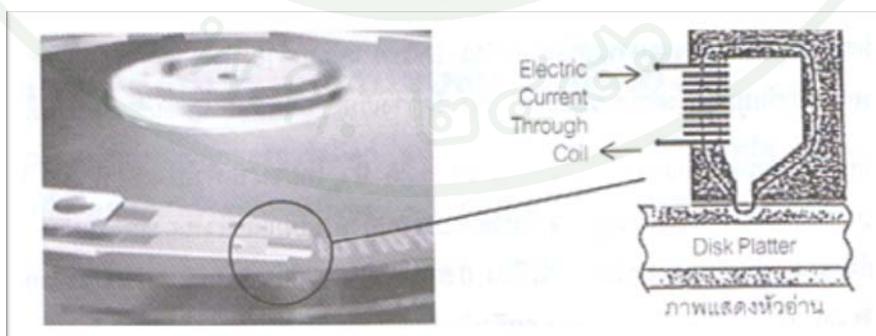


ภาพที่ 13 ภาพจำลองของฮาร์ดดิสก์ที่มี 3 แพลตเตอร์ 6 พื้นผิว แต่ละพื้นผิวแบ่งออกเป็น 3 แทรค และแต่ละแทรคแบ่งออกเป็น 17 เซกเตอร์ ในที่นี้แสดงให้เห็นว่าแทรค 2 ของทุกพื้นผิวประกอบกันเป็น“ไซลินเดอร์ 2”และสังเกตว่าขณะนี้หัวอ่านเขียนข้อมูลอยู่ที่ไซลินเดอร์ 1

ที่มา: พร้อมเลิศ (2545)

1.3 หลักการทำงานของฮาร์ดดิสก์ไครฟ์

ธานี (2546) ได้กล่าวว่าภายในฮาร์ดดิสก์นั้นจะมีแผ่นเพลตเตอร์หลายแผ่นหมุนอยู่ด้วยความเร็วสูง โดยจะมีจำนวนแผ่นขึ้นอยู่กับแต่ละรุ่นและแต่ละยี่ห้อแตกต่างกันไป แผ่นเพลตเตอร์ของฮาร์ดดิสก์นั้นจะเคลือบไปด้วยวัสดุจำพวกแม่เหล็ก ที่ขนาดความหนาเพียง 2-3 ในล้านส่วนของนิ้ว การอ่านและเขียนข้อมูลของฮาร์ดดิสก์จะอาศัยหลักการที่ว่า หัวอ่านเขียนข้อมูลจะมีขดลวดเพื่อสร้างหรือรับสนามแม่เหล็กเพื่อการบันทึกหรืออ่านข้อมูล สนามแม่เหล็กสามารถเปลี่ยนกลับไปมาเป็นสัญญาณไฟฟ้าได้ การเขียนก็คือเมื่อมีสัญญาณทางไฟฟ้าผ่านขดลวด โดยขดลวดที่หัวอ่านเขียนข้อมูลนี้ก็จะเกิดสนามแม่เหล็กเหนี่ยวนำ และในการอ่านจะอาศัยหลักการเหนี่ยวนำทำให้เกิดสนามแม่เหล็ก เนื่องจากสนามแม่เหล็กมีการเปลี่ยนแปลงเป็นสัญญาณทางไฟฟ้า เมื่อหัวอ่านของฮาร์ดดิสก์ได้พบบริเวณที่มีข้อมูล (ที่ๆ สารแม่เหล็กเรียงตัวเป็นระเบียบ) ก็จะเหนี่ยวนำสัญญาณให้กับหัวอ่านและคอนโทรลเลอร์ทราบ จากนั้นจะมีสัญญาณมาสู่วงจรการขยายสัญญาณ (AMP) สัญญาณนี้จะกรองผ่านฟิวเตอร์ (Filter) แล้วส่งต่อไปยังวงจรปรับคลื่นและถูกแปลงเป็นสัญญาณดิจิทัลและตรวจสอบข้อมูลอีกครั้ง ขั้นตอนการอ่านจะเปลี่ยนสนามแม่เหล็กให้เป็นสัญญาณทางไฟฟ้า ทำนองเดียวกันการเขียนจะเปลี่ยนสัญญาณทางไฟฟ้าเป็นสนามแม่เหล็กเพื่อเหนี่ยวนำสารแม่เหล็กบนแผ่นเพลตเตอร์ให้เรียงตัวตามสนามแม่เหล็กของหัวอ่านเขียนข้อมูล หากพิจารณาแบบหลักการเบื้องต้นง่ายๆแล้ว การอ่านสนามแม่เหล็ก 1 ลูกคลื่นจะถูกแปลงเป็นสนามไฟฟ้าและสัญญาณไฟฟ้า 1 บิต การเขียนก็เช่นกันสัญญาณไฟฟ้า 1 บิต จะถูกแปลงเป็นสนามแม่เหล็ก 1 ลูกคลื่น แต่ในความเป็นจริงแล้วสัญญาณจะถ่ายทอดมากกว่า 1 บิต และสนามแม่เหล็กจะถูกส่งมากกว่า 1 ลูกคลื่น



ภาพที่ 14 การอ่านของหัวอ่านเขียนข้อมูล

ที่มา: ประเสริฐ (2544)

2. กระบวนการตัดเฉือนด้วยสารขัดสี (Abrasive Machining Process)

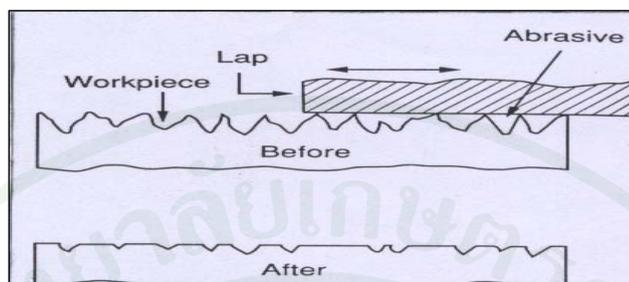
2.1 การแลปโปง (Lapping) และการโพลิชซิง (Polishing)

อำนาจ (2548) ได้กล่าวว่าการแลปโปง (Lapping) และการโพลิชซิง (Polishing) เป็นกระบวนการที่ใช้ในการปรับปรุงคุณภาพผิวของชิ้นงานให้มีความหยาบผิวลดลง เพื่อให้ได้พิถีพิถันความเผื่อของขนาดชิ้นงานดียิ่งขึ้นเหมาะสมต่อการนำไปใช้งาน การแลปโปงและการโพลิชซิงนั้นจัดอยู่ในกระบวนการตัดเฉือนโดยใช้สารขัดสีซึ่งจะทำให้ค่าพิถีพิถันของความเผื่อของความเรียบผิวชิ้นงานดีขึ้น รวมถึงการได้ขนาดและความหนาที่เหมาะสมตามต้องการ

การแลปโปงส่วนใหญ่แล้วจะใช้กับชิ้นงานที่มีความแข็ง โดยจะมีหลักการที่สำคัญคือเป็นกระบวนการที่กระทำกับผิวชิ้นงานด้วยสารขัดสี (Abrasive) ทั้งแบบอ่อนและแบบแข็ง เมื่อใช้สารขัดสีแบบแข็งในรูปแบบเป็นผงหรือฝุ่น ก็จะนำสารขัดสีที่มีขนาดอนุภาคที่ละเอียดมาวางระหว่างผิวชิ้นงานที่จะทำการแลปโปงนั้นกับชิ้นส่วนที่เรียกว่า แลป (Lap) ซึ่งโดยปกติแล้วแลปจะอ่อนกว่าชิ้นงานและอนุภาคของสารขัดสีที่ละเอียดจะมีความแข็งมากกว่าผิวของชิ้นงานและผิวของแลปที่สัมผัสอยู่ ดังนั้นภายใต้สภาวะแรงดันกดที่คงที่ที่แน่นอนสม่ำเสมอ ก็จะช่วยให้อนุภาคของสารขัดสีที่ละเอียดนี้ฝังตัว (Embedded) เข้าไปภายในผิวหน้าของแลป จึงมีผลให้ผิวหน้าของแลปเติมเต็ม หรือบรรจุอนุภาคของสารขัดสีเข้าไป ซึ่งกระบวนการที่มีแรงกระทำให้อนุภาคสารขัดสีฝังตัวเข้าไปที่ผิวหน้าของแลปนี้จะเรียกว่า การชาร์จจิง (Charging) และเมื่อผิวหน้าของแลปที่ได้รับการอัดประจุหรือชาร์จจิงแล้วนั้น นำไปเคลื่อนที่ที่แลปโปงไปมาบนผิวงานก็จะทำให้อนุภาคของสารขัดสีที่อยู่บนผิวหน้าแลปทำการตัดอนุภาคต่างๆจากผิวหน้าชิ้นงาน

การแลปโปงด้วยสารขัดสีแบบอ่อน (Soft Abrasive) จะอยู่ในรูปแบบเนื้อครีมเหลวซึ่งแตกต่างจากวิธีที่ใช้สารขัดสีแบบแข็งที่กล่าวมาแล้วข้างต้น และจะใช้เฉพาะกับผิวชิ้นงานขั้นสำเร็จ (Finishing Surface) ที่ละเอียดประณีตเท่านั้น หลักการที่สำคัญของกระบวนการแลปโปงด้วยสารขัดสีแบบอ่อนคือ การสร้างชั้นที่ละเอียดของวัสดุอ่อน (Fine Layer of Soft Materials) บนผิวหน้าของชิ้นงานที่จะทำการแลปโปงนั้น และด้วยผลจากปฏิกิริยาทางเคมีที่มีองค์ประกอบทางเคมีอยู่ในเนื้อครีมเหลว ร่วมกับสารขัดสีในขณะที่แลปมีการเคลื่อนที่ สารขัดสีแบบอ่อนจะกำจัดเชื้อหุ้มหรือฟิล์มบางๆ ออกจากจุดที่มีการนูนยื่นออกมาจากชิ้นงาน ทำให้จุดที่เปิดออกนี้ได้รับการกระทำปฏิกิริยาอีกครั้งด้วยครีมเหลวแล้วก็จะถูกเคลือบด้วยเชื้อหุ้มหรือฟิล์มบางๆอีกครั้งหนึ่ง และ

กระบวนการนี้ก็จะกระทำซ้ำๆกันต่อไปอีก จึงมีผลทำให้ผิวโลหะได้รับการกระทำด้วยกระบวนการเคมี-กลไก (Chemico-Mechanical Treatment)



ภาพที่ 15 ลักษณะของชิ้นส่วนที่เรียกว่าแลปในขณะแลปโป้ง และสภาพผิวงานก่อน (Before) และหลัง (After) การแลปโป้ง

ที่มา: อำนาจ (2548)

อัตราการกำจัดเนื้อวัสดุ (Materials-Removal Rate) จะเป็นสัดส่วนกับสิ่งที่มีอิทธิพลเหล่านี้คือ ความเร็วในการขัดผิว แรงดันกด ชนิดและขนาดของอนุภาค ชนิดของสารขัดสีชนิดของสารเจือ หรือของไหลที่ใช้ในการขัดผิว และสัดส่วนของอนุภาคสารขัดสีต่อหน่วยของของไหลที่ใช้ เป็นต้น แต่อย่างไรก็ตามประสิทธิภาพของการขัดผิวส่วนใหญ่แล้วจะขึ้นอยู่กับความเร็วในการเคลื่อนที่ของแลป ด้วยความเร็วที่สูงกว่าจะทำให้ได้ประสิทธิภาพ หรือความสามารถในการแลปโป้งที่สูงกว่า แต่ยิ่งมีความเร็วสูงมากก็จะนำไปสู่การหกหล่นกระจายของสารขัดสีแบบครีมเหลว หรือสารหล่อลื่นและนอกจากนี้ยังก่อให้เกิดความร้อนขึ้นที่ชิ้นงานอีกด้วย

คุณภาพและประสิทธิภาพของการขัดผิวนั้นขึ้นอยู่กับวัสดุสำหรับการขัดผิว (Lapping and Polishing Material) ดังนั้นจึงต้องเอาใจใส่ในการเลือกใช้ให้ถูกต้องเหมาะสม เพื่อที่จะได้ประหยัด เวลาและหลีกเลี่ยงความเสียหายที่จะเกิดขึ้นกับอุปกรณ์ รวมทั้งจะทำให้ชิ้นงานเสียหายได้ สารขัดสีจะมีหลากหลายรูปแบบซึ่งมีคุณสมบัติแตกต่างกันออกไป ทั้งสารขัดสีแบบอ่อน แบบแข็ง แบบที่มีความทนทานสูง แบบที่ประะและแตกหักได้ง่าย แบบหยาบและแบบละเอียด และจากที่มีรูปร่างลักษณะเหมือนกันและเป็นระเบียบ ไปจนถึงมีรูปร่างลักษณะที่ไม่เป็นระเบียบ ตัวอย่างสารขัดสีสำหรับการตัดเจียนวัสดุอ่อน เช่น อะลูมิเนียมออกไซด์ (Aluminium Oxide) การ์เน็ต (Garnet) และซีเรียมออกไซด์ (Cerium Oxide) ส่วนวัสดุที่มีความแข็งมากกว่าจะตัดเจียนด้วยซิลิคอนคาร์ไบด์ (Silicon Carbide) โบรอนคาร์ไบด์ (Boron Carbide) และเพชร (Diamond)

ขนาดอนุภาคของสารขัดสีที่ใช้ในกระบวนการขัดผิวมีขนาดเป็นปัจจัยหลักที่มีอิทธิพลต่อประสิทธิภาพและคุณภาพของความหยาบผิวชิ้นงานเช่นกัน ด้วยเหตุนี้ผู้ปฏิบัติงานขัดผิวจึงต้องคำนึงถึงการเลือกใช้ขนาดอนุภาคสารขัดสีให้เหมาะสมกับกระบวนการตัดเฉือนแต่ละประเภทด้วย และควรต้องเปลี่ยนสารขัดสีจากที่มีขนาดอนุภาคหยาบไปสู่ละเอียดทีละเล็กทีละน้อย และห้ามใช้วัสดุสำหรับการขัดผิวที่มีการปนเปื้อน ห้ามผสมผง หรือแบบครีมเหลวที่มีขนาดอนุภาคต่างกันปนเข้าด้วยกัน

2.2 สารขัดสี (Abrasive)

หน้าที่ของสารขัดสี คือการตัดเนื้อชิ้นงานหรือเนื้อวัสดุออกมา แต่เนื่องจากสารขัดสีมีอนุภาคขนาดเล็ก ฉะนั้นถ้าต้องการที่จะตัดเนื้อวัสดุให้ออกมาในอัตราที่มากกว่าต่อหน่วยเวลาจะต้องใช้สารขัดสีจำนวนมากในเวลาเดียวกัน ด้วยเหตุผลนี้จึงมีความต้องการนำเอาสารขัดสีมาจับตัวกัน หรือเชื่อมประสานกัน (Bonded Abrasive) เพื่อให้สารขัดสีเหล่านั้นสามารถทำการตัดเฉือนพร้อมกันได้หลายอนุภาคในเวลาเดียวกัน

สารขัดสีชนิดที่มีความแข็งสูง เช่น เพชรและคิวบิกโบรอนไนไตรด์ ซึ่งมีระดับความแข็งสูงกว่าอุปกรณ์ตัดเฉือนโดยทั่วไป และมีลักษณะที่สำคัญอีกประการหนึ่งคือ ความร่วนของสารขัดสีเป็นความสามารถในการแตกตัวของอนุภาคสารขัดสี ซึ่งจะช่วยให้สารขัดสีมีความคมขึ้นอีกครั้งด้วยตัวของมันเอง ซึ่งหลักการนี้จะทำให้สารขัดสีรักษาความคมได้ตลอดการใช้งาน แต่การที่สารขัดสีมีความร่วนมากเกินไป แสดงว่ามีความแข็งแรงน้อยจะทำให้สารขัดสีแตกตัวได้ง่ายในระหว่างการทำงาน จึงต้องทำการเลือกใช้สารขัดสีให้เหมาะสมกับสภาพของการทำงานด้วย

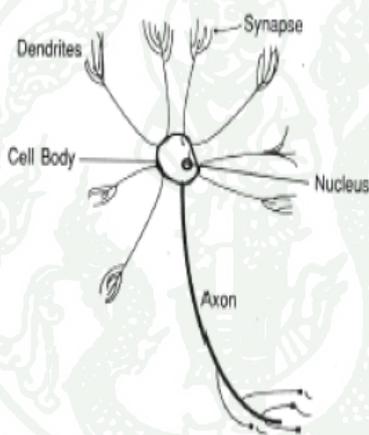
3. โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

3.1 โครงข่ายประสาททางชีววิทยา

นวกัก (2546) ได้กล่าวว่าคุณสมบัติที่สำคัญประการหนึ่งของสิ่งมีชีวิตนั้น ได้แก่ ความสามารถในการตอบสนองต่อสิ่งเร้า ซึ่งกระบวนการตอบสนองต่อสิ่งเร้าในสิ่งมีชีวิตนั้นคือการใช้การประสานงานร่วมกันของเซลล์ประสาท อวัยวะรับสัมผัส และการทำงานของอวัยวะต่างๆ ของร่างกายที่สอดคล้องกัน ซึ่งการที่ระบบอวัยวะต่างๆ ของร่างกายสามารถทำงานได้สอดคล้องกัน

ก็เพื่อให้ร่างกายอยู่ได้อย่างปกติ และสามารถปรับตัวให้เข้ากับสภาวะแวดล้อมทั้งภายในและภายนอกได้ เนื่องจากการควบคุมของระบบประสาทผ่านเซลล์ประสาทรับความรู้สึก (Sensory Neurons) เข้าสู่ศูนย์กลางของระบบประสาทในสมองและไขสันหลัง แล้วส่งสัญญาณที่เหมาะสมผ่านเซลล์ประสาทส่งความรู้สึกไปสู่เนื้อเยื่อที่ทำหน้าที่ตอบสนอง (Effectors) ดังนั้นการทำงานของระบบประสาทคือการควบคุมระบบการทำงานของอวัยวะส่วนต่างๆ ให้สามารถทำงานได้อย่างสอดคล้องกันนั่นเอง

Lauren (1994) ได้กล่าวถึงโครงสร้างของระบบประสาท ซึ่งจะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาท (Neurons) จำนวนมาก และเป็นโครงสร้างที่เล็กที่สุดทำหน้าที่ตอบสนองหรือยับยั้งสิ่งกระตุ้นหรือสิ่งเร้าจากภายนอก เซลล์ประสาทโดยทั่วไปประกอบด้วยส่วนที่สำคัญ 2 ส่วน คือ



ภาพที่ 16 ลักษณะของเซลล์ประสาท

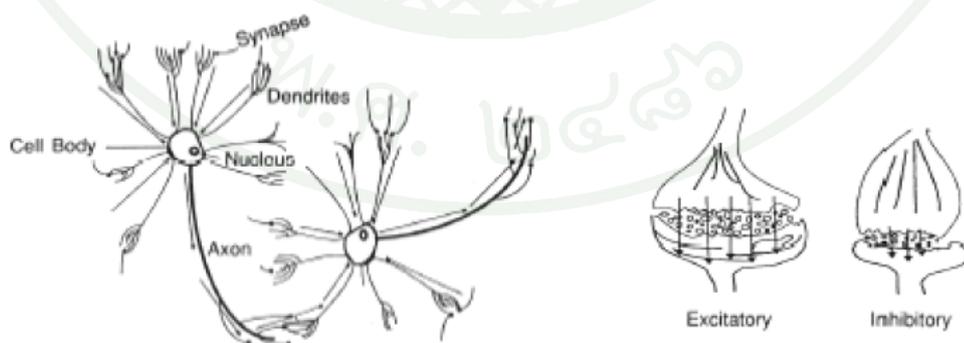
ที่มา: Patterson (1996)

1. ตัวเซลล์ (Cell Body หรือ Soma) มีลักษณะค่อนข้างกลม อาจเป็นรูปไข่หรือเหลี่ยมก็ได้ ภายในประกอบด้วยนิวเคลียส (Nucleus) และไซโตพลาสซึม (Cytoplasm) เหมือนกับเซลล์อื่นๆ ในร่างกายแต่ไซโตพลาสซึมของเซลล์ประสาทมีลักษณะเป็นแขนงยื่นออกจากตัวเซลล์
2. แขนงประสาท (Nerve Fiber) สามารถจำแนกออกตามลักษณะของแขนงประสาทได้ 2 ชนิด คือ

2.1 เดนไดรต์ (Dendrite) แขนงประสาทประเภทนี้เป็นส่วนที่ใช้ในการรับกระแสประสาทจากภายนอกเข้าสู่ตัวเซลล์ประสาท เดนไดรต์เป็นแขนงประสาทที่ค่อนข้างสั้นและยื่นออกโดยรอบของตัวเซลล์ โดยปกติในเซลล์ประสาทหนึ่งจะมีเดนไดรต์หลายอันหรืออาจมีอันเดียวก็ได้

2.2 แอกซอน (Axon) แขนงประสาทประเภทนี้เป็นเส้นประสาทที่นำกระแสประสาทออกจากตัวเซลล์ไปสู่ปลายทาง ซึ่งอาจมีขนาดยาวบางหรือสั้นบางแตกต่างกันไปตามตำแหน่งที่อยู่ ได้แก่ กล้ามเนื้อหรือต่อมต่างๆ เป็นต้น ในเซลล์ประสาทหนึ่งจะมีแอกซอนเพียงอันเดียวเท่านั้น โดยปกติแอกซอนมีลักษณะยาวและถูกห่อหุ้มด้วยปลอกไมอีลิน (Myelin Sheath) เพื่อเพิ่มความเร็วในการนำคลื่นกระแสประสาท

การส่งกระแสประสาทระหว่างเซลล์ประสาท เมื่อเกิดการนำกระแสประสาทขึ้นในแอกซอนของเซลล์ประสาทหนึ่งๆ แล้วก็จะเกิดการส่งกระแสประสาทต่อไปยังเดนไดรต์ของเซลล์ประสาทอีกเซลล์หนึ่งโดยที่บริเวณส่วนปลายของแอกซอนและเดนไดรต์ดังกล่าวจะอยู่ใกล้ชิดกันมาก เรียกการส่งกระแสประสาทลักษณะนี้ว่า การไซแนปส์ (Synaptic) ซึ่งช่วยในการทำงานของประสาทให้เป็นไปด้วยความเรียบร้อยและมีขอบเขตการทำงานที่กว้างขวาง บริเวณที่เกิดการไซแนปส์จะมีการสังเคราะห์ การเก็บและการปล่อยสารสื่อประสาท (Neurotransmitter Substance) เมื่อสารสื่อประสาทไปจับกับตัวรับที่เซลล์ถัดไปเรียบร้อยแล้วจะเกิดการกระตุ้นขึ้น (Excitatory Synapse) ถ้าความแรงของสัญญาณกระตุ้นมากกว่าค่าที่กำหนดจะทำให้กระแสประสาทเคลื่อนที่ผ่านไปเซลล์ถัดไปได้ แต่ถ้าความแรงของสัญญาณกระตุ้นต่ำกว่าค่าที่กำหนดก็จะเกิดการยับยั้ง (Inhibitory Synapse) ทำให้กระแสประสาทไม่สามารถเคลื่อนที่ผ่านไปเซลล์ถัดไปได้



ภาพที่ 17 (a) การส่งกระแสประสาทระหว่างเซลล์ประสาท (b) ชนิดของการไซแนปส์

ที่มา: Patterson (1996)

3.2 โครงข่ายประสาทเทียม

ชตุติ (2549) ได้กล่าวว่าโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ได้รับการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง โดยอาศัยหลักการการทำงานของระบบประสาททางชีววิทยา ซึ่งจากลักษณะการทำงานของเซลล์ประสาทที่ได้อธิบายมาแล้วนั้นสามารถเปรียบเทียบขั้นตอนต่างๆ ระหว่างเซลล์ประสาททางชีววิทยากับเซลล์ประสาทเทียมได้ดังต่อไปนี้

โครงสร้างของเซลล์ประสาทมีการเชื่อมต่อกันอย่างมากมายด้วยการส่งสัญญาณไฟฟ้าทางเคมี (Electrochemical) จากเซลล์หนึ่งไปอีกเซลล์หนึ่งผ่านเดนไดรต์ ซึ่งเปรียบเสมือนเป็นสัญญาณอินพุต (Input) ผ่านไซแนปส์ซึ่งเปรียบเสมือนเป็นค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) จากนั้นสัญญาณจะถูกส่งเข้าไปกระบวนการการประมวลผล ซึ่งประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผล (Processing elements) ที่เรียกว่า นิวรอน (Neurons) หรือ โหนด (Nodes) ภายในตัวเซลล์และหลังจากนั้นจะส่งสัญญาณผ่านแอกซอนซึ่งเปรียบเสมือนเป็นสัญญาณเอาต์พุต (Output) ไปยังเซลล์อื่นๆต่อไปในลักษณะการเชื่อมต่อแบบเดียวกันนี้ ถ้าการไซแนปส์เป็นแบบการกระตุ้นจะมีผลทำให้สัญญาณมีความถี่สูงขึ้น แต่ถ้าการไซแนปส์เป็นแบบยับยั้งจะมีผลทำให้สัญญาณมีความถี่ต่ำลง การเชื่อมต่อนี้เองจะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละจุดของการเชื่อมต่อเพื่อให้ได้ค่าน้ำหนักที่เหมาะสมในการนำโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้ให้สอดคล้องในการแก้ไขปัญหาต่างๆ เช่น การเรียนรู้และจดจำรูปแบบ การประมวลผลสัญญาณ การควบคุมการทำงานของหุ่นยนต์ และการพยากรณ์ เป็นต้น ซึ่งสามารถสรุปความสัมพันธ์ระหว่างเซลล์ประสาททางชีววิทยากับเซลล์ประสาทเทียมได้ตามตารางดังนี้

ตารางที่ 1 การเปรียบเทียบระหว่างเซลล์ประสาททางชีววิทยากับเซลล์ประสาทเทียม

เซลล์ประสาททางชีววิทยา	เซลล์ประสาทเทียม
ตัวเซลล์ (Cell Body)	นิวรอน (Neurons) หรือ โหนด (Nodes)
เดนไดรต์ (Dendrite)	สัญญาณอินพุต (Input)
แอกซอน (Axon)	สัญญาณเอาต์พุต (Output)
ไซแนปส์ (Synapse)	ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight)

ที่มา: ชตุติ (2549)

3.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

Hagan *et al.* (1996) ได้กล่าวถึงรูปแบบของโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วยนิวรอนในแต่ละชั้น (Layer) และการเชื่อมต่อกันภายในระหว่างชั้นดังนี้

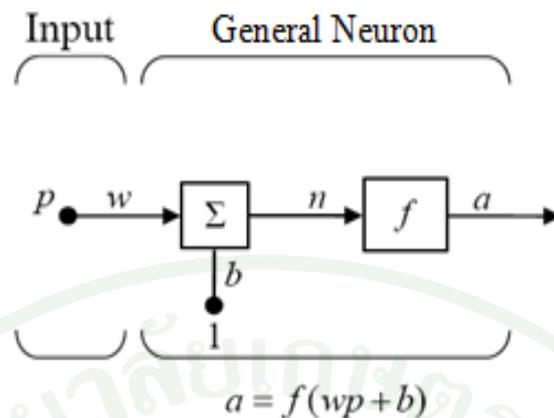
3.3.1 ชั้นแรกจะเป็นชั้นข้อมูลป้อนเข้า หรือชั้นอินพุต (Input layer) จะมีเพียงชั้นเดียว จำนวนนิวรอนจะมีเท่ากับจำนวนของข้อมูลป้อนเข้า (Input Data) การคำนวณในชั้นข้อมูลป้อนเข้าจะเป็นเพียงการแปลงค่าข้อมูลให้มีค่าระหว่าง -1 ถึง 1 เนื่องจากข้อมูลดิบจะเป็นตัวเลขที่มีค่ามากและหน่วยของข้อมูลอาจมีรูปแบบที่ไม่เหมือนกันจึงต้องแปลงให้อยู่ในรูปแบบและช่วงของข้อมูลเดียวกัน

3.3.2 ชั้นซ่อน (Hidden layer) โดยทั่วไปจำนวนชั้นและจำนวนนิวรอนจะเป็นเท่าใดไม่มีข้อจำกัดแน่นอนตายตัว แต่ถ้ามีจำนวนชั้นและจำนวนนิวรอนมาก ๆ จะทำให้ช้ามากในการคำนวณและผลที่ได้ดีหรือไม่ดีไม่อาจจะทราบได้ และถ้ามีจำนวนชั้นหรือจำนวนนิวรอนน้อยไปจะทำให้ผลการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนไม่ลู่เข้าจุดต่ำสุด (Convergent) และผลลัพธ์ที่ได้จะไม่ถูกต้อง ดังนั้นต้องทำการทดลองเปรียบเทียบกันระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน กันว่ามีจำนวนเท่าไรจะทำให้การคำนวณได้ผลดีกว่ากัน

3.3.3 ชั้นเอาต์พุต (Output layer) จะมีเพียงชั้นเดียวและจะมีจำนวนนิวรอนเท่ากับจำนวนผลลัพธ์ที่ต้องการ

3.4 แบบจำลองของนิวรอน (Neuron Model)

3.4.1 Single-Input Neuron เป็นแบบจำลองนิวรอนอย่างง่าย ๆ ที่มีค่าอินพุต (p) เพียงค่าเดียวเท่านั้น ซึ่งค่าอินพุตในกรณีนี้จะเป็นปริมาณสเกลาร์ จากภาพที่ 18 แสดงแบบจำลองของนิวรอนอย่างง่าย



ภาพที่ 18 แบบจำลองนิวรอนที่มีอินพุตเพียงอินพุตเดียว

ที่มา: Hagan *et al.* (1996)

จากภาพที่ 21 จะเห็นได้ว่ามีค่าอินพุตถูกส่งผ่านเพื่อนำไปคูณด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (w) เป็นปริมาณสเกลาร์ ซึ่งกำหนดอยู่ในแต่ละการเชื่อมต่อ ส่วนผลคูณที่ได้จะอยู่ในรูป wp นำค่าที่ได้ไปรวมกับค่าไบแอสจะได้ผลรวมกันของค่าที่เรียกว่า ค่า Net Input (n) จากนั้นถูกส่งผ่านไปยังฟังก์ชันการถ่ายโอนหรือฟังก์ชันการกระตุ้น (Transfer or Activation Function) ผลลัพธ์ที่ได้ออกมาคือค่าเอาต์พุต (a) เป็นปริมาณสเกลาร์ จากภาพสามารถเขียนสมการของค่าอินพุตและเอาต์พุตได้ดังนี้

$$a = f(wp + b) \quad (1)$$

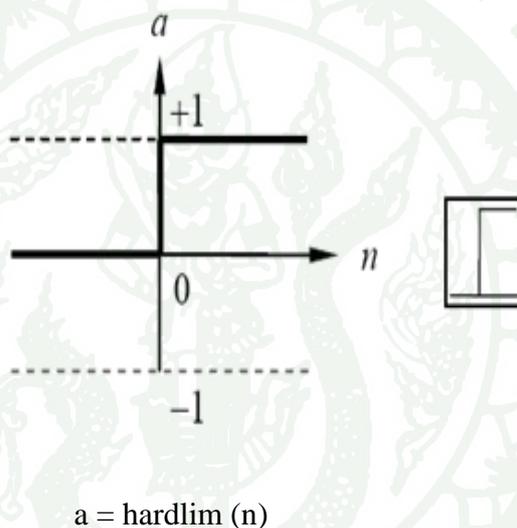
$$n = wp + b \quad (2)$$

$$\therefore a = f(n) \quad (3)$$

ค่าไบแอสมีลักษณะเหมือนกับค่าถ่วงน้ำหนัก แต่จะกำหนดให้มีค่าเป็น 1 ในตอนเริ่มต้นหรือไม่ต้องการกำหนดให้มีค่าไบแอสก็ได้เช่นกัน ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสจะถูกปรับให้มีความสัมพันธ์กับฟังก์ชันการถ่ายโอนที่เลือกใช้ การปรับค่าดังกล่าวนี้ขึ้นอยู่กับความสามารถในการเรียนรู้ของโครงข่ายนั้นๆ และค่าที่แท้จริงของเอาต์พุตจะขึ้นอยู่กับฟังก์ชันการถ่ายโอน เพราะฉะนั้นการเลือกฟังก์ชันการถ่ายโอนให้เหมาะสมจึงเป็นสิ่งสำคัญอย่างยิ่ง

ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Function) อาจเป็นฟังก์ชันแบบเชิงเส้น (Linear Function) หรือเป็นฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-Linear Function) ก็ได้ ฟังก์ชันการถ่ายโอนมีให้เลือกใช้ อยู่อย่างมากมาย แต่มีฟังก์ชันการถ่ายโอนอยู่ 3 รูปแบบที่ถูกเลือกใช้อยู่เสมอได้แก่ ฟังก์ชันแบบ ฮาร์ดลิมิต (Hard Limit) ลิเนียร์ (Linear) และล็อก-ซิกมอยด์ (Log-Sigmoid) เป็นต้น

ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบฮาร์ดลิมิต แสดงได้ดังภาพที่ 19 จะเห็นได้ว่า ถ้าค่า Net Input (n) มีค่าน้อยกว่า 0 ค่าเอาต์พุต (a) ที่ได้ออกมาจากฟังก์ชันการถ่ายโอนจะมีค่าเป็น 0 แต่ถ้าค่า Net Input (n) มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0 ค่าเอาต์พุตที่ได้ออกมาจากฟังก์ชันการถ่ายโอนจะมีค่าเป็น 1

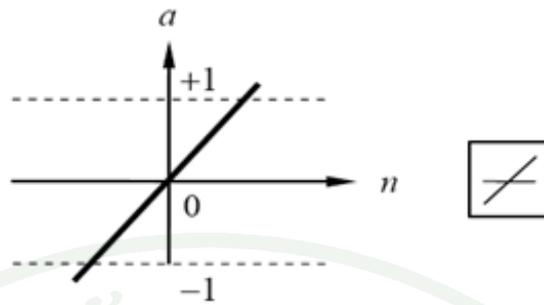


Hard Limit Transfer Function

ภาพที่ 19 ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบฮาร์ดลิมิต

ที่มา: Hagan *et al.* (1996)

ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบลิเนียร์ แสดงได้ดังภาพที่ 20 จะเห็นได้ว่าไม่ว่าค่า Net Input (n) จะมีค่าเท่าใดก็ตาม $(-\alpha, +\alpha)$ ค่าเอาต์พุตที่ได้ออกมาจากฟังก์ชันการถ่ายโอนจะมีค่าเท่ากับค่า อินพุต ($a = n$) เสมอ



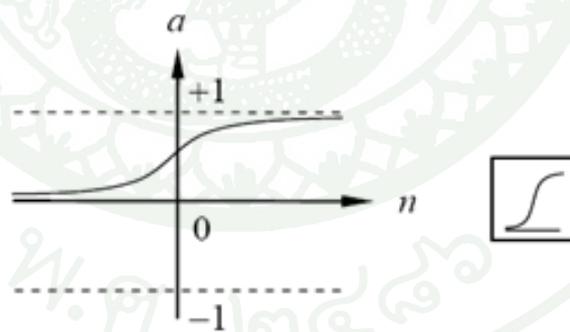
$$a = \text{purelin}(n)$$

Linear Transfer Function

ภาพที่ 20 ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบลิเนียร์

ที่มา: Hagan *et al.* (1996)

ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบลือก-ซิกมอยด์แสดงได้ดังภาพที่ 21 ซึ่งจะเห็นได้ว่าไม่ว่าค่า Net Input (n) จะมีค่าเท่าใดก็ตาม $(-\alpha, +\alpha)$ ค่าเอาต์พุตที่ได้ออกมาจากฟังก์ชันการถ่ายโอนจะมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 เขียนแทนได้ว่า $(0,1)$ กราฟจะมีลักษณะเป็นรูป S-curve



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

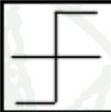
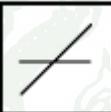
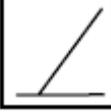
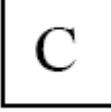
Log-sigmoid Transfer Function

ภาพที่ 21 ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบลือก-ซิกมอยด์

ที่มา: Hagan *et al.* (1996)

โดยปกติแล้วฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบนี้จะถูกใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ นอกจากนี้ยังมีฟังก์ชันการถ่ายโอนอื่นๆให้เลือกใช้อย่างมากตามความเหมาะสมตามตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ฟังก์ชันการถ่ายโอน

Name	Input/Output Relation	Icon	MATLAB Function
Hard Limit	$a = 0 \quad n < 0$ $a = 1 \quad n \geq 0$		hardlim
Symmetrical Hard Limit	$a = -1 \quad n < 0$ $a = +1 \quad n \geq 0$		hardlims
Linear	$a = n$		purelin
Saturating Linear	$a = 0 \quad n < 0$ $a = n \quad 0 \leq n \leq 1$ $a = 1 \quad n > 1$		satlin
Symmetric Saturating Linear	$a = -1 \quad n < 0$ $a = n \quad -1 \leq n \leq 1$ $a = 1 \quad n > 1$		satlins
Log-Sigmoid	$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$		logsig
Hyperbolic Tangent Sigmoid	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$		tansig
Positive Linear	$a = 0 \quad n < 0$ $a = n \quad 0 \leq n$		poslin
Competitive	$a = 1$ neuron with max n $a = 1$ all other neurons		compet

ที่มา: Hagan *et al.* (1996)

3.4.2 Multi-Input Neuron เป็นแบบจำลองนิวรอนที่มีจำนวนอินพุตมากกว่า 1 อินพุต ซึ่งเป็นเวกเตอร์อินพุต สามารถเขียนได้ดังนี้ p_1, p_2, \dots, p_R โดยที่ R แทนจำนวนของสมาชิกในเวกเตอร์อินพุต สมาชิกทุกตัวในเวกเตอร์อินพุตจะถูกคูณอยู่กับค่าถ่วงน้ำหนัก $w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,R}$ จากนั้นค่าทั้งหมดจะถูกนำมารวมกันที่ฟังก์ชันผลรวม (Summation Function) ถ้ามีค่าไบแอสก็จะถูกนำมารวมด้วย ณ จุดนี้ ค่าผลรวมที่ได้คือค่า Net Input (n) หลังจากนั้นจะส่งไปยังฟังก์ชันการถ่ายโอน เพื่อหาค่าเอาต์พุตซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการได้ดังนี้

$$n = w_{1,1}p_1 + w_{1,2}p_2 + \dots + w_{1,R}p_R + b \quad (4)$$

หรือ

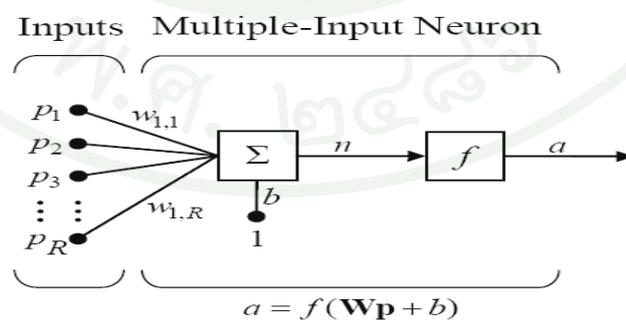
$$n = Wp + b \quad (5)$$

หาค่าเอาต์พุต

$$a = f(Wp + b) \quad (6)$$

หรือ

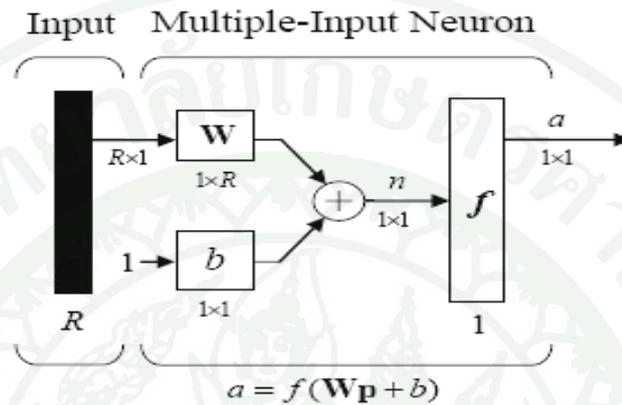
$$a = f(n) \quad (7)$$



ภาพที่ 22 นิวรอนที่มีหลายอินพุต

ที่มา: Hagan *et al.* (1996)

จากภาพที่ 22 ข้อมูลป้อนเข้าหรืออินพุตข้างบนประกอบไปด้วยรายละเอียดที่มากมาย เมื่อพิจารณาถึงโครงข่ายที่ประกอบไปด้วยนิวรอนจำนวนมากและมีจำนวนชั้นหลายๆชั้นก็ยังมีรายละเอียดที่มากขึ้นไปอีก ดังนั้นจึงมีการใช้สัญลักษณ์ย่อ (Abbreviated notation) เพื่อทำให้ง่ายต่อความเข้าใจ แสดงดังภาพที่ 23



ภาพที่ 23 นิวรอนที่มีอินพุต R อินพุตแบบย่อ

ที่มา: Hagan *et al.* (1996)

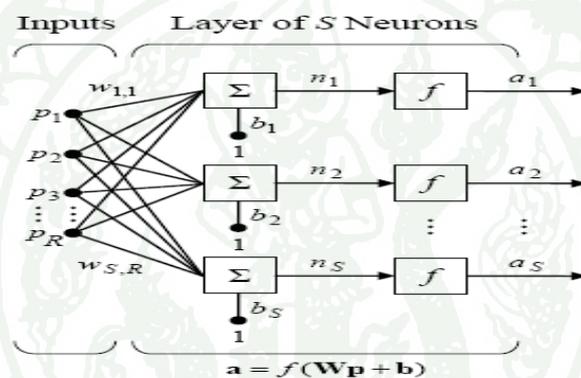
จากภาพที่ 23 ค่าอินพุตเวกเตอร์ แทนด้วยแท่งสี่เหลี่ยมทึบแนวตั้งทางด้านซ้ายมือมีขนาดของเวกเตอร์เท่ากับ $R \times 1$ นำไปคูณกับเวกเตอร์ของค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งมีขนาดเท่ากับ $1 \times R$ แล้วนำค่าไบแอสที่มีขนาดเท่ากับ 1×1 มาบวกรวมไปด้วยก่อนที่จะเข้าฟังก์ชันผลรวมและจะส่งผลรวมนี้ ซึ่งมีขนาดเท่ากับ 1×1 ไปยังฟังก์ชันการถ่ายโอนเพื่อให้ได้ค่าเอาต์พุตออกมา ในกรณีนี้ค่าเอาต์พุตที่ได้จะมีขนาดเท่ากับ 1×1 เป็นปริมาณสเกลาร์ แต่ถ้ามีจำนวนนิวรอนมากกว่า 1 นิวรอน ค่าเอาต์พุตที่ได้จะเป็นปริมาณเวกเตอร์

3.5 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาท (Neural Network Architectures)

ชั้นของโครงข่าย (A Layer of Network) จะต้องประกอบด้วยการรวมกันของค่าถ่วงน้ำหนัก ได้แก่กระบวนการคูณและการบวก ซึ่งสามารถเขียนอยู่ในรูปของเวกเตอร์ Wp การบวกด้วยค่าไบแอสและการส่งผลรวมที่ได้ไปยังฟังก์ชันการถ่ายโอน ทั้งหมดที่กล่าวมาคือคุณสมบัติที่สามารถเรียกว่า ชั้น (Layer) ได้ เพราะฉะนั้นจึงไม่นับอินพุตว่าเป็น “ชั้น” โดยรูปแบบการเชื่อมต่อ

ของนิวรอนภายในและระหว่างชั้นเรียกว่า สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งออกได้ 3 แบบคือ

3.5.1 A Layer of Neurons โครงข่ายแบบนี้จะประกอบด้วยอินพุตเวกเตอร์ (p) ซึ่งแต่ละนิวรอนจะเชื่อมต่อไปยังฟังก์ชันผลรวม โดยมีเมตริกซ์ของค่าถ่วงน้ำหนัก (w) เป็นค่าที่กำหนดของการเชื่อมต่อ ลำดับการเชื่อมต่อของนิวรอนแต่ละนิวรอนประกอบไปด้วยค่าไบแอส (b), ฟังก์ชันผลรวม (Summation Function), ฟังก์ชันการถ่ายโอน (f) และค่าเอาต์พุต (a) โดยปกติแล้วจำนวนของอินพุตจะมีจำนวนที่ไม่เท่ากับจำนวนของนิวรอน และสามารถสร้างชั้นของนิวรอนให้มีฟังก์ชันการถ่ายโอนที่แตกต่างกันได้เช่นกัน ซึ่งมีลักษณะโครงข่ายที่ขนานกันเพื่อหาค่าเอาต์พุต



ภาพที่ 24 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวที่มีนิวรอนจำนวน S นิวรอน

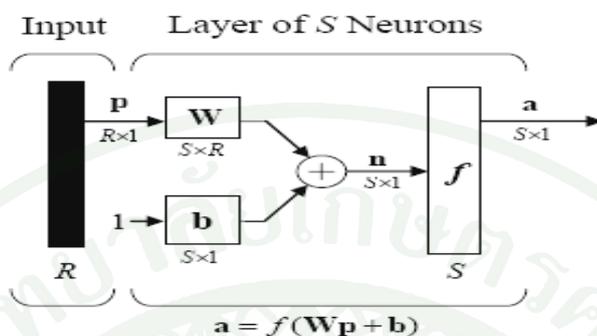
ที่มา: Hagan *et al.* (1996)

ค่าเมตริกซ์ของค่าถ่วงน้ำหนัก

$$W = \begin{pmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \dots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \dots & w_{2,R} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \dots & w_{S,R} \end{pmatrix}$$

$w_{1,2}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักจากอินพุตตำแหน่งที่ 2 ไปยังนิวรอนที่ 1

ถ้าจะวาดรูปของโครงข่ายที่มี S นิวรอน R อินพุตของโครงข่ายแบบชั้นเดียวสามารถเขียนโครงข่ายอย่างย่อได้ดังภาพที่ 25



ภาพที่ 25 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวที่มีนิวรอนจำนวน S นิวรอนแบบย่อ

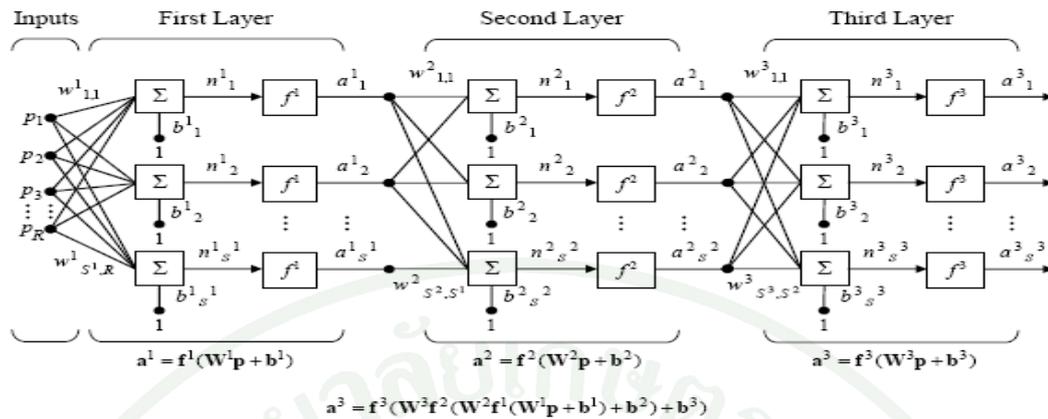
ที่มา: Hagan *et al.* (1996)

- p คือ อินพุตเวกเตอร์ มีจำนวนทั้งหมด R แถว
- W คือ เวกเตอร์ของค่าถ่วงน้ำหนัก มีขนาดเท่ากับ $S \times R$
- a, b คือ เอาต์พุต และไบแอสเวกเตอร์ มีจำนวนทั้งหมด S แถว

จะเห็นว่าชั้นของนิวรอนจะประกอบไปด้วยเมตริกซ์ของค่าถ่วงน้ำหนัก ไบแอสเวกเตอร์ ฟังก์ชันผลรวมและฟังก์ชันการถ่ายโอน

3.5.2 Multiple Layers of Neurons ก่อนที่จะศึกษาโครงข่ายนี้ต้องมีกรนิยามคำศัพท์ที่ใช้อธิบายเพื่อจะได้เข้าใจตรงกัน เมตริกซ์ของค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมต่อกับอินพุต เรียกว่า Input Weight และเมตริกซ์ของค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมต่อกับเอาต์พุต เรียกว่า Layer weight จะใช้ Superscript เพื่อระบุตำแหน่งที่มาและปลายทาง

โครงข่ายแบบนี้สามารถมีจำนวนชั้นของโครงข่ายได้มากกว่า 1 ชั้น ในแต่ละชั้นจะมีเมตริกซ์ของค่าถ่วงน้ำหนัก ไบแอสเวกเตอร์ และเอาต์พุตเวกเตอร์ในชั้นนั้น เช่น w^1 คือ เมตริกซ์ของค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นแรก ส่วน w^2 คือ เมตริกซ์ของค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นที่ 2 สัญลักษณ์ดังกล่าวนี้แสดงอยู่ในภาพที่ 26 ซึ่งมีจำนวนชั้นอยู่ทั้งหมด 3 ชั้น เรียกว่า Three-Layer Network



ภาพที่ 26 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้น

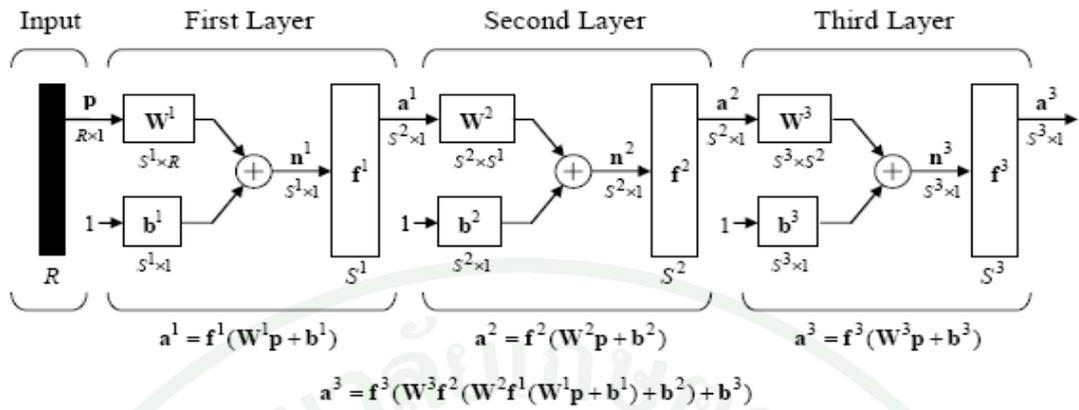
ที่มา: Hagan *et al.* (1996)

จากภาพโครงข่ายข้างบนมีทั้งหมด R อินพุต จำนวนของนิวรอนในชั้นแรกแทนด้วย s^1 จำนวนของนิวรอนในชั้นที่สองแทนด้วย s^2 เป็นต้น โดยทั่วไปแล้วชั้นที่แตกต่างกันนั้นสามารถมีจำนวนของนิวรอนที่แตกต่างกันได้

เอาต์พุตของชั้นแรกและชั้นที่ 2 จะไปเป็นอินพุตให้ชั้นที่ 3 และสามารถวิเคราะห์ชั้นที่ 2 ได้ดังนี้ มีอินพุต $R = s^1$ นิวรอน $s = s^2$ และขนาดของเมตริกซ์ค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นที่ 2 เท่ากับ $s^1 \times s^2$ อินพุตที่ไปยังชั้นที่ 2 คือ a^1 และเอาต์พุต คือ a^2

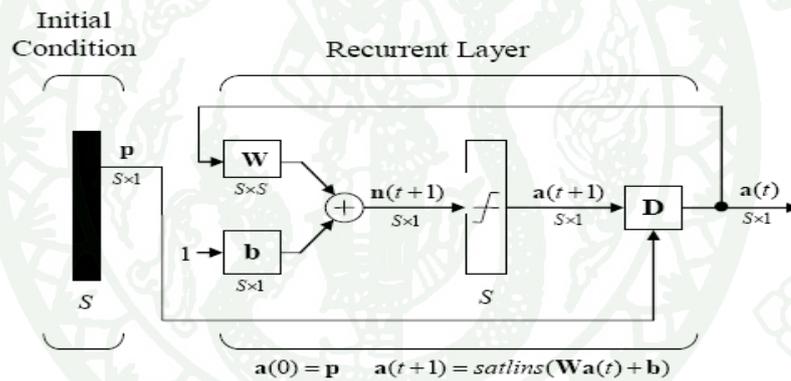
จำนวนชั้นของโครงข่ายแบบหลายชั้นจะมีหน้าที่ที่แตกต่างกันออกไป ชั้นที่ให้ค่าเอาต์พุตของโครงข่าย เรียกว่า ชั้นเอาต์พุต (Output Layer) ส่วนชั้นอื่นที่ไม่ใช่ชั้นเอาต์พุต เรียกว่า ชั้นซ่อน (Hidden Layer) โครงข่ายที่แสดงดังภาพที่ 26 มีจำนวนของชั้นเอาต์พุต 1 ชั้น คือ ชั้นที่สาม และมีจำนวนของชั้นซ่อน 2 ชั้น คือ ชั้นที่ 1 และชั้นที่ 2 ในกรณีนี้สามารถเขียนโครงข่ายประสาทเทียมอย่างย่อได้ดังภาพที่ 27

3.5.3 Recurrent Network เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงข่ายย่อยๆ ประกอบกันเป็นโครงข่ายที่ใหญ่ ซึ่งแต่ละโครงข่ายจะมีสถาปัตยกรรมที่เหมือนกันหรือไม่ก็ได้ โดยจะนำเอาต์พุตที่ได้ในแต่ละรอบไปเป็นอินพุตอีกครั้ง เรียกการทำการแบบนี้ว่า การทำงานแบบ Feedback สามารถอธิบายการทำงานได้ดังภาพที่ 28



ภาพที่ 27 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้นแบบย่อ

ที่มา: Hagan *et al.* (1996)



ภาพที่ 28 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Recurrent

ที่มา: Hagan *et al.* (1996)

จากตัวอย่างนี้กำหนดให้ค่าเอาต์พุตเริ่มต้น ดังนี้

$$a(0) = p \tag{8}$$

นำเอาต์พุตที่ได้มาเป็นอินพุต เพื่อหาเอาต์พุตในรอบต่อไป

$$a(1)=\text{satlins}(Wa(0)+b), a(2) = \text{satlins}(Wa(1) + b),\dots \tag{9}$$

3.6 การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบ่งเป็น 2 ขั้นตอนคือ

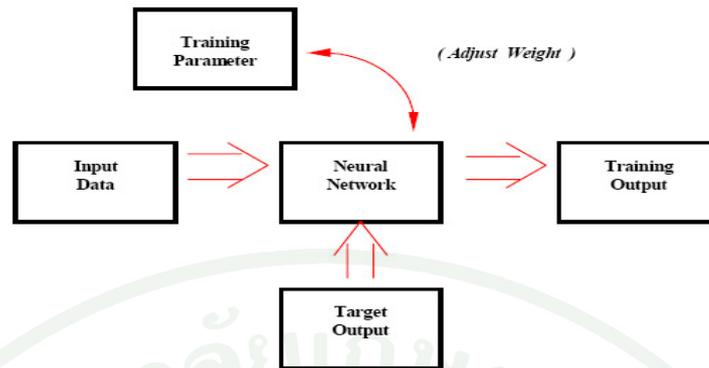
3.6.1 ขั้นตอนของกระบวนการเรียนรู้ (Training Process) ซึ่งเรียนรู้จากข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุต โดยใช้ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ จากนั้นทำการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมเพื่อหารูปแบบและความสัมพันธ์ภายในของข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต

3.6.2 ขั้นตอนของกระบวนการทดสอบ (Testing Process) จะนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับการออกแบบและการฝึกสอนแล้ว มาใช้งานต่อโดยจะใช้อินพุตชุดใหม่ใส่เข้าไป (มีไม่มากกว่า 70% ของชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน) เพื่อหาเอาต์พุตที่ต้องการ

3.7 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท (Neural Network Training or Learning)

นอกจากการทำงานของสถาปัตยกรรมของโครงข่ายแล้ว กระบวนการที่สำคัญอีกอย่างหนึ่งก็คือการเรียนรู้ (Training) เพื่อให้โครงข่ายได้จดจำ เรียนรู้ และสามารถหาความสัมพันธ์ที่เหมาะสมของข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตได้ โดยการเรียนรู้นี้หมายถึงการปรับค่าถ่วงน้ำหนักภายในโครงข่ายให้เหมาะสม ซึ่งสามารถแบ่งการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทได้เป็น 2 วิธี คือการเรียนรู้แบบชี้แนะ (Supervised Training) และการเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะ (Unsupervised Training)

3.7.1 การเรียนรู้แบบชี้แนะ (Supervised Training) เป็นการเรียนรู้แบบมีครูสอนจะประกอบไปด้วยชุดข้อมูลอินพุต (Input) และชุดข้อมูลเป้าหมาย (Target) ซึ่งชุดข้อมูลทั้งสองชุดนี้ต้องใช้เรียนรู้คู่กันหลายชุด จึงเรียกว่า Training pair ระหว่างการเรียนรู้แบบนี้จะได้ผลลัพธ์จากการคำนวณของโครงข่าย แล้วนำผลลัพธ์นั้นไปเปรียบเทียบกับชุดข้อมูลเป้าหมายก็จะได้ค่าความคลาดเคลื่อน (Error) ออกมา แล้วนำค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นไปใช้ปรับค่าถ่วงน้ำหนักภายในโครงข่ายเพื่อทำให้ค่าผลลัพธ์มีค่าใกล้เคียงกับชุดข้อมูลเป้าหมายมากที่สุด และค่าคลาดเคลื่อนอยู่ในระดับที่ยอมรับได้

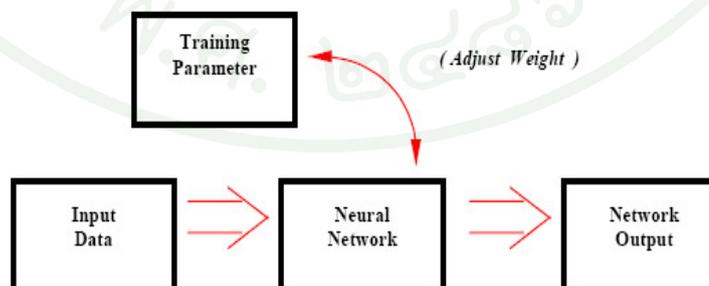


ภาพที่ 29 ลักษณะการเรียนรู้แบบมีการสอน

ที่มา: ชูพีย์ (2551)

การเรียนรู้แบบเสริม (Reinforcement Training) เป็นการเรียนรู้แบบชี้แนะแบบหนึ่ง มีชุดข้อมูลอินพุตและชุดข้อมูลเป้าหมาย แต่เป็นการสอนให้โครงข่ายเรียนรู้ว่าถูกหรือผิดเท่านั้น ถ้าผลของการคำนวณถูกต้องก็จะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักบางตัวของโครงข่ายให้เพิ่มขึ้น แต่ถ้าผลของการคำนวณผิดก็จะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักบางตัวของโครงข่ายให้ลดลง

3.7.2 การเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะ (Unsupervised Training) เป็นการเรียนรู้ที่ถูกพัฒนาขึ้นให้ใกล้เคียงกับระบบการเรียนรู้ของสมองของมนุษย์มากขึ้น โดยไม่ต้องการชุดข้อมูลเป้าหมาย ต้องการเพียงชุดข้อมูลอินพุตเท่านั้น โครงข่ายจะสามารถเรียนรู้เพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้เหมาะสม โดยจะใช้หลักการทางสถิติของชุดข้อมูล

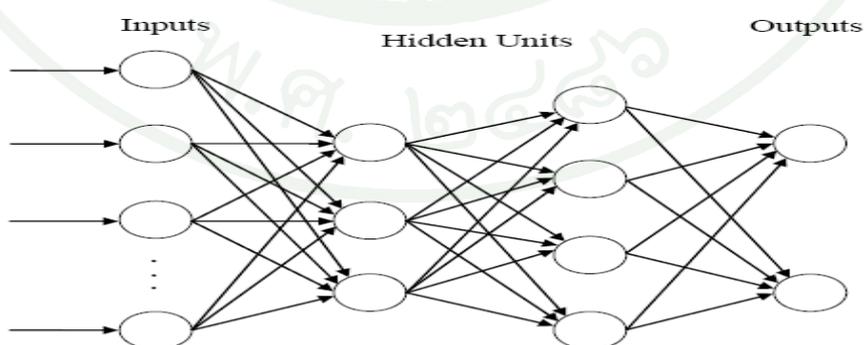


ภาพที่ 30 ลักษณะการเรียนรู้แบบไม่มีการสอน

ที่มา: ชูพีย์ (2551)

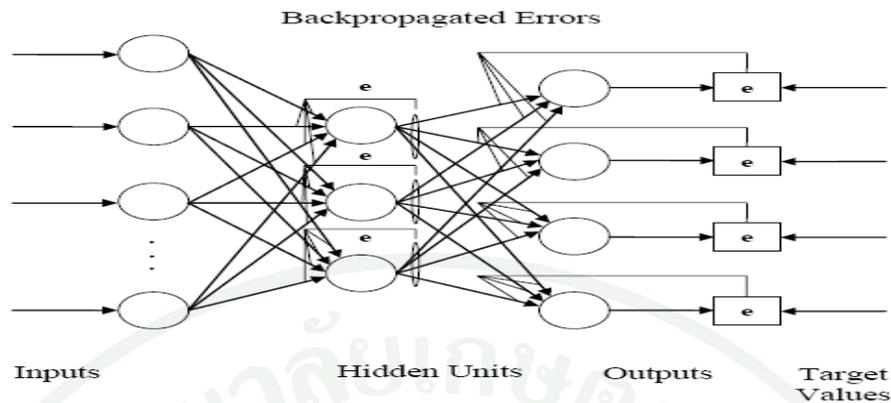
3.8 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network)

โครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับเป็น โครงสร้างประเภทโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Feedforward Network) ซึ่งแบบจำลองดังกล่าวจะประกอบไปด้วยชุดข้อมูลอินพุต (Inputs) หรือชั้นข้อมูลป้อนเข้า (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชุดข้อมูลเป้าหมาย (Targets) หรือชั้นแสดงผล (Output Layer) ซึ่งชั้นซ่อนจะมีเพียงชั้นเดียวหรือมากกว่าหนึ่งชั้นก็ได้ จะอยู่ระหว่างชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นแสดงผล ดังแสดงในภาพที่ 31 และสามารถเลือกใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบไม่เป็นเชิงเส้นที่ต่างกันได้ การเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับเป็นการเรียนรู้แบบชี้แนะใช้เทคนิคการหาค่าผลลัพธ์ที่เหมาะสมที่สุด (Optimization) และทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อลดค่าความคลาดเคลื่อนของระบบในระหว่างการเรียนรู้รูปแบบของอินพุต (Input pattern) จะเข้าสู่โครงข่ายตามลำดับผ่านชั้นต่างๆไปเรื่อยๆในทิศทางไปข้างหน้า (Feedforward) จากนั้นแต่ละข้อมูลอินพุตจะถูกคูณด้วยค่าน้ำหนัก (Weight) เฉพาะการเชื่อมโยงระหว่างชั้น ซึ่งค่าเริ่มต้นของน้ำหนักถูกกำหนดโดยการสุ่มและผลคูณที่ได้จะนำมารวมกันเพื่อแปลงเป็นค่าในชั้นแสดงผล โดยผ่านฟังก์ชันการถ่ายโอนจนกระทั่งได้รูปแบบของเอาต์พุต (Output pattern) นั้นออกมา ค่าเอาต์พุตที่ได้จะนำไปเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมายและค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จะถูกแพร่ค่าย้อนกลับเพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละชั้นในทิศทางย้อนกลับ (Backward) การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะดำเนินต่อไปจนกว่าค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นมีค่าน้อยค่าที่กำหนดและอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้จึงถือว่าการเรียนรู้ของโครงข่ายสิ้นสุดลง ซึ่งแสดงได้ดังภาพที่ 32 Patterson (1996)



ภาพที่ 31 ลักษณะทั่วไปของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

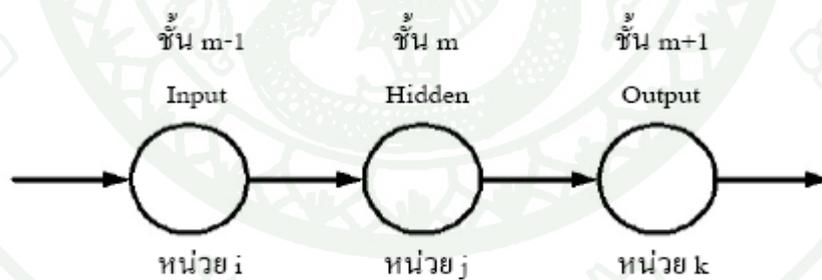
ที่มา: Patterson (1996)



ภาพที่ 32 การปรับเปลี่ยนโครงข่ายแบบหลายชั้น โดยใช้ขั้นตอนวิธีการแบบแพร่ค่าย้อนกลับ

ที่มา: Patterson (1996)

รูปแบบของหน่วยและชั้นที่นำมาใช้หาความสัมพันธ์ของข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตของทฤษฎีการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ เมื่อพิจารณาหน่วยเพียงหน่วยเดียวของชั้นใดๆ ซึ่งมีการเชื่อมโยงของหน่วยระหว่างชั้นดังภาพที่ 33 สามารถแสดงเป็นตัวแปรและสมการต่างๆ ตามลำดับขั้นตอนได้ดังนี้



ภาพที่ 33 การเชื่อมโยงของหน่วยใดๆ ระหว่างชั้น

ที่มา: สุประภาพ (2547)

กำหนดให้

$$W_{ji,m}(n) = \text{ค่าน้ำหนักระหว่างการเชื่อมจากหน่วยที่ } i \text{ ในชั้น } m-1 \text{ ไปยังหน่วยที่ } j \text{ ในชั้น } m \text{ ในรอบการคำนวณที่ } n$$

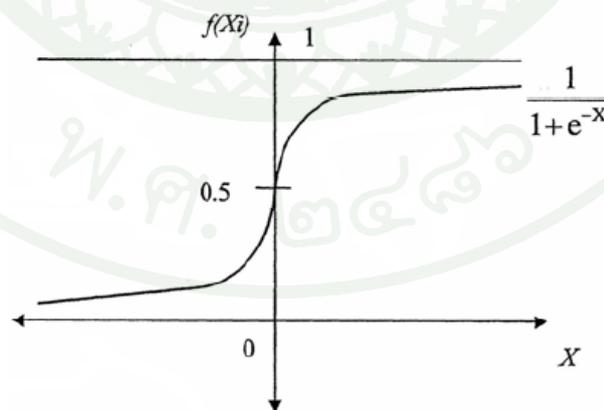
$O_{j,m}$	=	ค่าของข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการ (Desired or Target Output)
n_m	=	จำนวนนิวรอนทั้งหมดของชั้น m ($m=1, 2, \dots, I$)
$O_{i,m-1} = I_{j,m}$	=	ค่าของข้อมูลอินพุตหน่วยที่ j ในชั้น m ($m=1, 2, \dots, I$)
$\theta_{j,m}$	=	ค่าไบแอสของหน่วยที่ j ในชั้น m
$N_{j,m}$	=	ผลรวมของผลคูณระหว่างค่าน้ำหนักกับข้อมูลอินพุตรวมกับค่าไบแอส

จากข้อกำหนด $N_{j,m} =$ ผลรวมของผลคูณระหว่างค่าน้ำหนักกับข้อมูลอินพุตรวมกับค่าไบแอส ซึ่งสามารถแสดงได้ดังสมการที่ (10)

$$N_{j,m} = \sum_{i=1}^{n_{m-1}} W_{ji,m} O_{i,m-1} + \theta_{j,m} \quad (10)$$

Rumelhart *et al.* (1986) ได้เสนอให้ใช้กลุ่มของฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้นที่เรียกว่า “กึ่งเชิงเส้น” (Semi Linear) ซึ่งทำให้สามารถหาอนุพันธ์ได้โดยใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบล็อก-ซิกมอยด์ (Logistic Sigmoidal Transfer Function) ที่ใช้แสดงดังภาพที่ 34 มีรูปแบบดังสมการที่ (11)

$$O_{j,m} = f(N_{j,m}) = \frac{1}{1 + e^{-N_{j,m}}} \quad (11)$$



ภาพที่ 34 รูปแบบของ Logistic Sigmoidal Transfer Function

ที่มา: สุประภาพ (2547)

จากคุณสมบัติของฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบล็อก-ซิกมอยด์ที่เป็นฟังก์ชันกึ่งเชิงเส้นและเป็นฟังก์ชันที่มีขอบเขตแน่นอน โดยมีค่าอยู่ในช่วงระหว่าง 0-1 ซึ่งสามารถหาค่าอนุพันธ์ได้และค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันที่ได้สามารถแสดงรายละเอียดการคำนวณได้ดังนี้

จากสมการที่ (11)

$$O_{j,m} = f(N_{j,m}) = \frac{1}{1 + e^{-N_{j,m}}}$$

ทำการคำนวณอนุพันธ์เทียบกับค่า $N_{j,m}$ และทำการจัดรูปจะได้

$$\frac{\partial f(N_{j,m})}{\partial(N_{j,m})} = \frac{\partial(1 + e^{-N_{j,m}})^{-1}}{\partial(N_{j,m})}$$

$$\frac{\partial f(N_{j,m})}{\partial(N_{j,m})} = -1(1 + e^{-N_{j,m}})^{-2} \frac{\partial(1 + e^{-N_{j,m}})}{\partial(N_{j,m})}$$

$$\frac{\partial f(N_{j,m})}{\partial(N_{j,m})} = -1(1 + e^{-N_{j,m}})^{-2} e^{-N_{j,m}} \frac{\partial(N_{j,m})}{\partial(N_{j,m})}$$

$$\frac{\partial f(N_{j,m})}{\partial(N_{j,m})} = \left[\frac{1}{(1 + e^{-N_{j,m}})} \right] \left[\frac{e^{-N_{j,m}}}{(1 + e^{-N_{j,m}})} \right]$$

$$\frac{\partial f(N_{j,m})}{\partial(N_{j,m})} = f(N_{j,m}) \left[\frac{e^{-N_{j,m}} + 1 - 1}{(1 + e^{-N_{j,m}})} \right]$$

$$\frac{\partial f(N_{j,m})}{\partial(N_{j,m})} = f(N_{j,m}) \left[1 - \frac{1}{(1 + e^{-N_{j,m}})} \right]$$

$$\frac{\partial f(N_{j,m})}{\partial(N_{j,m})} = f(N_{j,m}) [1 - f(N_{j,m})] \quad (12)$$

จากสมการที่ (11) แทนค่า $f(N_{j,m})$ ด้วย $O_{j,m}$ จะได้สมการที่ (13)

$$\frac{\partial f(N_{j,m})}{\partial(N_{j,m})} = O_{j,m}(1-O_{j,m}) \quad (13)$$

ชุดของข้อมูลที่คำนวณในขั้นสุดท้าย (ชั้นแสดงผล) เมื่อนำไปลบออกจากข้อมูลที่ได้รับการวัดจริงหรือผลลัพธ์ที่ต้องการ จะได้ผลลัพธ์ของค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นจากการคำนวณซึ่งอยู่ในรูปของผลรวมของผลต่างกำลังสอง (Mean Squared Difference between the Output and the Target; E_p) ซึ่งแสดงได้ดังสมการที่ (14)

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{nl} (T_j - O_{j,l}) \quad (14)$$

โดยที่ผลรวมของความผิดพลาดหรือค่าคลาดเคลื่อนทั้งหมดในทุกชุดข้อมูลแสดงดังสมการที่ (15)

$$E = \sum_p E_p \quad (15)$$

เมื่อ p = จำนวนชุดข้อมูลของการเรียนรู้

โดยทฤษฎีการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับจะอาศัยหลักการหาค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุด (Minimize Error) เพื่อใช้ในการปรับแก้ค่าน้ำหนัก และค่าเบี่ยงเบนระหว่างการเชื่อมโยงในรูปแบบสมการอนุพันธ์อันดับที่หนึ่ง สำหรับอนุพันธ์ของค่าความผิดพลาดหรือค่าความคลาดเคลื่อนเทียบกับค่าน้ำหนัก ($W_{ji,m}$) แสดงได้ดังสมการที่ (16)

$$\frac{\partial E_p}{\partial W_{ji,m}} = \frac{\partial E_p}{\partial N_{j,m}} \frac{\partial N_{j,m}}{\partial W_{ji,m}} \quad (16)$$

กำหนดให้

$$\delta_{j,m} = \frac{\partial E_p}{\partial N_{j,m}} \quad (17)$$

คำนวณค่าอนุพันธ์จากสมการที่ (11) เทียบกับ $W_{ji,m}$ ซึ่งแสดงในสมการที่ (18)

$$\frac{\partial N_{j,m}}{\partial W_{ji,m}} = O_{i,m-1} \quad (18)$$

นำค่าในสมการที่ (17) และ (18) ไปแทนค่าในสมการที่ (16) จะได้

$$\frac{\partial E_p}{\partial W_{ji,m}} = \delta_{j,m} O_{i,m-1} \quad (19)$$

สำหรับอนุพันธ์ของค่าความผิดพลาดเทียบกับค่าไบแอส ($\theta_{j,m}$) แสดงได้ดังสมการที่ (20)

$$\frac{\partial E_p}{\partial \theta_{j,m}} = \frac{\partial E_p}{\partial N_{j,m}} \frac{\partial N_{j,m}}{\partial \theta_{j,m}} \quad (20)$$

จากนั้นคำนวณค่าอนุพันธ์จากสมการที่ (11) เทียบกับ $\theta_{j,m}$ ซึ่งแสดงในสมการที่ (21)

$$\frac{\partial N_{j,m}}{\partial \theta_{j,m}} = 1 \quad (21)$$

นำค่าในสมการที่ (17) และ (21) ไปแทนค่าในสมการที่ (20) จะได้

$$\frac{\partial E_p}{\partial \theta_{j,m}} = \delta_{j,m} \quad (22)$$

จากสมการที่ (17) โดยใช้กฎลูกโซ่ (Chain Rule) จะได้

$$\delta_{j,m} = \frac{\partial O_{j,m}}{\partial N_{j,m}} \frac{\partial E_p}{\partial O_{j,m}} \quad (23)$$

ค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันผลรวมของผลคูณระหว่างข้อมูลอินพุตกับค่าน้ำหนักของหน่วย น้ำหนักแต่ละหน่วยในชั้นแสดงผลคือค่าอนุพันธ์ของ $O_{j,m}$ เทียบกับ $N_{j,m}$ หาได้จากสมการที่ (13)

$$\frac{\partial O_{j,m}}{\partial (N_{j,m})} = \frac{\partial f(N_{j,m})}{\partial (N_{j,m})} = f'(N_{j,m}) = O_{j,m}(1 - O_{j,m}) \quad (24)$$

จากนั้นคำนวณค่าสมการอนุพันธ์ของสมการที่ (14) เทียบกับ $O_{j,m}$ ก็คือค่าอนุพันธ์ของ E_p เทียบกับ $O_{j,m}$ จะได้ดังนี้

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{j,m}} = -(T_j - O_{j,m}) \quad (25)$$

นำค่าในสมการที่ (24) และ (25) ไปแทนในสมการที่ (23)

$$\delta_{j,m} = -O_{j,m}(1 - O_{j,m})(T_j - O_{j,m}) \quad (26)$$

ค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันผลรวมของผลคูณระหว่างข้อมูลอินพุตกับค่าน้ำหนักของหน่วย น้ำหนักแต่ละหน่วยในชั้นซ่อนหาได้จากสมการที่ (24) เช่นเดียวกันกับชั้นแสดงผล

จากสมการที่ (17) โดยใช้กฎของ Chain Rule จะได้

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{j,m}} = \frac{\partial E_p}{\partial (N_{k,m+1})} \frac{\partial (N_{k,m+1})}{\partial O_{j,m}} \quad (27)$$

จากสมการที่ (10) เมื่อเปลี่ยนหน่วยและชั้นเป็น k และ $m+1$ ตามลำดับจะมีการเปลี่ยนแปลงเป็นดังสมการที่ (28)

$$N_{k,m+1} = \sum_{k=1}^{n_{m+1}} W_{kj,m+1} O_{j,m} + \theta_{k,m+1} \quad (28)$$

หาค่าสมการอนุพันธ์ของสมการที่ (28) เทียบกับ $O_{j,m}$ จะได้ผลลัพธ์เป็น

$$\frac{\partial (N_{k,m+1})}{\partial O_{j,m}} = \sum_{k=1}^{n_{m+1}} W_{kj,m+1} \quad (29)$$

จากสมการที่ (17) เมื่อเปลี่ยนหน่วยและชั้นเป็น k และ $m+1$ จะได้ผลลัพธ์เป็น

$$\delta_{k,m+1} = \frac{\partial E_p}{\partial(N_{k,m+1})} \quad (30)$$

นำค่าในสมการที่ (29) และ (30) ไปแทนในสมการที่ (27) จะได้

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{j,m}} = \sum_{k=1}^{n_{m+1}} \delta_{k,m+1} W_{kj,m+1} \quad (31)$$

นำค่าในสมการที่ (24) และ (31) ไปแทนในสมการที่ (23) จะได้

$$\delta_{j,m} = O_{j,m} (1 - O_{j,m}) \left[\sum_{k=1}^{n_{m+1}} \delta_{k,m+1} W_{kj,m+1} \right] \quad (32)$$

กำหนดให้ค่า η เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)

ค่าน้ำหนักที่ต้องการปรับแก้สำหรับนำไปใช้ในการคำนวณในรอบถัดไปคือรอบที่ $(n+1)$

คำนวณได้จากสมการที่ (33)

$$\Delta W_{ji,m}(n+1) = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial W_{ji}} \quad (33)$$

เมื่อแทนค่า $\frac{\partial E_p}{\partial W_{ji,m}}$ จากสมการที่ (19) จะได้ผลลัพธ์เป็น

$$\Delta W_{ji,m}(n+1) = -\eta \delta_{j,m} O_{i,m-1} \quad (34)$$

เมื่อแทนค่า $\delta_{j,m}$ จากสมการที่ (26) จะได้ค่าน้ำหนักที่ต้องการปรับแก้สำหรับนำไปใช้

คำนวณในรอบถัดไป (รอบที่ $n+1$) ในชั้นแสดงผลดังนี้

$$\Delta W_{ji,m}(n+1) = \eta [O_{j,m} (1 - O_{j,m}) (T_j - O_{j,m})] O_{i,m-1} \quad (35)$$

เมื่อแทนค่า $\delta_{j,m}$ จากสมการที่ (32) จะได้ค่าน้ำหนักที่ต้องการปรับแก้สำหรับนำไปใช้

คำนวณในรอบถัดไป (รอบที่ $n+1$) ในชั้นซ่อนดังนี้

$$\Delta W_{ji,m}(n+1) = -\eta \left[O_{j,m}(1-O_{i,m-1}) \left[\sum_{k=1}^{n_{m+1}} \delta_{k,m+1} W_{kj,m+1} \right] \right] O_{i,m-1} \quad (36)$$

ค่าไบแอสที่ต้องปรับแก้ สำหรับนำไปใช้คำนวณในรอบถัดไป (รอบที่ n+1) หาได้ดังนี้

$$\Delta \theta_{j,m}(n+1) = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial \theta_{j,m}} \quad (37)$$

เมื่อแทนค่า $\frac{\partial E_p}{\partial \theta_{j,m}}$ จากสมการที่ (22) จะได้ผลลัพธ์เป็น

$$\Delta \theta_{j,m}(n+1) = -\eta \delta_{j,m} \quad (38)$$

เมื่อแทนค่า $\delta_{j,m}$ จากสมการที่ (26) จะได้ค่าไบแอสที่ต้องการปรับแก้สำหรับนำไปใช้คำนวณในรอบถัดไป (รอบที่ n+1) ในชั้นแสดงผลดังนี้

$$\Delta \theta_{j,m}(n+1) = \eta \left[O_{j,m}(1-O_{j,m})(T_j - O_{j,m}) \right] \quad (39)$$

เมื่อแทนค่า $\delta_{j,m}$ จากสมการที่ (32) จะได้ค่าไบแอสที่ต้องการปรับแก้สำหรับนำไปใช้คำนวณในรอบถัดไป (รอบที่ n+1) ในชั้นแสดงซ่อนดังนี้

$$\Delta \theta_{j,m}(n+1) = -\eta \left[O_{j,m}(1-O_{j,m}) \left[\sum_{k=1}^{n_{m+1}} \delta_{k,m+1} W_{kj,m+1} \right] \right] \quad (40)$$

โดยที่ค่า η คือค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ซึ่งเป็นค่าคงที่อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ค่าอัตราการเรียนรู้มีผลต่อความเร็วในการเรียนรู้ เพื่อที่จะหาค่าชุดของค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่เหมาะสมจากหลักการของการเรียนรู้ โดยการปรับแก้ค่าน้ำหนักระหว่างการเชื่อมโยงของหน่วยในระบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยการปรับแก้ใช้ค่าสมการอนุพันธ์ลำดับที่หนึ่งของค่าความผิดพลาดทั้งหมดเทียบกับค่าน้ำหนัก ซึ่งยังมีความบกพร่องในการหาค่าของชุดน้ำหนักรวมและค่าไบแอสที่เหมาะสมในการนำไปใช้งานคือระยะเวลาที่ใช้ในการคำนวณเพื่อเข้าสู่ค่าของน้ำหนักรวมและค่าไบแอสที่เหมาะสม ซึ่งต้องใช้เวลาในการคำนวณนานและอาจจะได้ค่าชุดน้ำหนักรวมและค่าไบแอสที่เหมาะสม

ไม่ใช่จุดที่ทำให้ค่าอนุพันธ์ระหว่างค่าความผิดพลาดเทียบกับค่าน้ำหนักแต่ละค่าและค่าไบแอสแต่ละค่ามีค่าต่ำสุดที่ไม่แท้จริง (Local Minima of the Error Surface) แต่ต้องการค่าต่ำสุดที่แท้จริง (Global Minima) ดังนั้นเพื่อหลีกเลี่ยงปัญหาดังกล่าวและเป็นการปรับปรุงคุณภาพของระบบโครงข่ายประสาทเทียมให้มีประสิทธิภาพดียิ่งขึ้น จึงได้นำเทอมของ Momentum Term เพื่อนำมาใช้ในการปรับปรุงค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่ใช้ในการคำนวณใหม่ในรอบต่อไป โดยการบวกเพิ่มตัวโมเมนตัมเทอม ค่าโมเมนตัมเทอมที่นำมาใช้จะช่วยให้ระบบกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมลดการสั่น (Oscillation) และยังเป็น การลดเวลาที่ใช้ในการคำนวณเพื่อเข้าสู่ค่าสุดของค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่เหมาะสม นอกจากนั้นทำให้การเรียนรู้ไม่ตกอยู่ในสถานะภาพของจุดต่ำสุดของค่าความผิดพลาดที่ไม่แท้จริงหรือไม่ทำให้การเรียนรู้ข้ามจุดต่ำสุดที่แท้จริงของค่าความผิดพลาดไปสู่จุดต่ำสุดของค่าความผิดพลาดที่ไม่แท้จริง

ค่า α เป็นค่าโมเมนตัมแฟกเตอร์ (Momentum Factor) ซึ่งเป็นค่าคงที่ที่อยู่ในช่วง 0 ถึง 0.9 โดยนำมาคูณกับผลจากการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนักของการคำนวณในรอบก่อนหน้าเพื่อนำมาใช้ในการพิจารณาทิศทางในการปรับแก้ค่าน้ำหนักและค่าไบแอสในรอบปัจจุบัน

ค่าน้ำหนักที่ต้องปรับแก้สำหรับนำไปใช้คำนวณในรอบถัดไป (รอบที่ $n+1$) เมื่อนำเอาผลของค่าโมเมนตัมมาพิจารณาร่วมด้วยจะมีรูปแบบของสมการดังนี้

$$\Delta W_{ji,m}(n+1) = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial W_{ji}} + \alpha \Delta W_{ji,m}(n) \quad (41)$$

จากสมการที่ (19) เมื่อแทนค่า $\frac{\partial E_p}{\partial W_{ji,m}}$ จะได้ผลลัพธ์เป็น

$$\Delta W_{ji,m}(n+1) = -\eta \delta_{j,m} O_{i,m-1} + \alpha \Delta W_{ji,m}(n) \quad (42)$$

จากสมการที่ (26) เมื่อแทนค่า $\delta_{j,m}$ จะได้ค่าน้ำหนักที่ต้องการปรับแก้สำหรับนำไปใช้คำนวณในรอบถัดไป (รอบที่ $n+1$) ในชั้นแสดงผลดังนี้

$$\Delta W_{ji,m}(n+1) = \eta [O_{j,m}(1-O_{j,m})(T_j - O_{j,m})] O_{i,m-1} + \alpha \Delta W_{ji,m}(n) \quad (43)$$

จากสมการที่ (32) เมื่อแทนค่า $\delta_{j,m}$ จะได้อ่านน้ำหนักที่ต้องการปรับแก้สำหรับนำไปใช้คำนวณในรอบถัดไป (รอบที่ $n+1$) ในชั้นซ่อนดังนี้

$$\Delta W_{ji,m}(n+1) = -\eta \left[O_{j,m}(1-O_{j,m}) \left[\sum_{k=1}^{n_{m+1}} \delta_{k,m+1} W_{kj,m+1} \right] \right] O_{i,m-1} + \alpha \Delta W_{ji,m}(n) \quad (44)$$

ค่าไบแอสที่ต้องการปรับแก้สำหรับนำไปใช้คำนวณในรอบถัดไป (รอบที่ $n+1$) เมื่อนำผลของโมเมนต์มาพิจารณาด้วยจะได้ผลลัพธ์ดังนี้

$$\Delta \theta_{j,m}(n+1) = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial \theta_{j,m}} + \alpha \Delta \theta_{j,m}(n) \quad (45)$$

จากสมการที่ (22) เมื่อแทนค่า $\frac{\partial E_p}{\partial \theta_{j,m}}$ จะได้ผลลัพธ์เป็น

$$\Delta \theta_{j,m}(n+1) = -\eta \delta_{j,m} + \alpha \Delta \theta_{j,m}(n) \quad (46)$$

จากสมการที่ (26) เมื่อแทนค่า $\delta_{j,m}$ จะได้อ่านไบแอสที่ต้องการปรับแก้สำหรับนำไปใช้ในการคำนวณในรอบถัดไป (รอบที่ $n+1$) ในชั้นแสดงผลดังนี้

$$\Delta \theta_{j,m}(n+1) = \eta \left[O_{j,m}(1-O_{j,m})(T_j - O_{j,m}) \right] + \alpha \Delta \theta_{j,m}(n) \quad (47)$$

จากสมการที่ (32) เมื่อแทนค่า $\delta_{j,m}$ จะได้อ่านไบแอสที่ต้องการปรับแก้สำหรับนำไปใช้ในการคำนวณในรอบถัดไป (รอบที่ $n+1$) ในชั้นซ่อนดังนี้

$$\Delta \theta_{j,m}(n+1) = -\eta \left[O_{j,m}(1-O_{j,m}) \left[\sum_{k=1}^{n_{m+1}} \delta_{k,m+1} W_{kj,m+1} \right] \right] + \alpha \Delta \theta_{j,m}(n) \quad (48)$$

ดังนั้นอ่านน้ำหนักที่ใช้ในการคำนวณในรอบต่อไปของระบบโครงข่ายประสาทเทียมจะได้จากอ่านน้ำหนักของรอบก่อนหน้ารวมกับอ่านน้ำหนักที่ต้องการปรับแก้ดังนี้

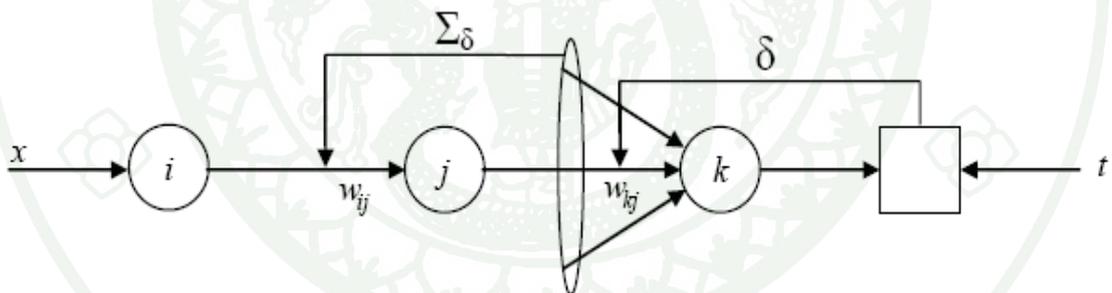
$$W_{ji,m}(n+1) = W_{ji,m}(n) + \Delta W_{ji,m}(n+1) \quad (49)$$

เมื่อค่า $\Delta W_{ji,m}(n+1)$ เป็นไปตามสมการที่ (17) หรือ (43) และ (23) หรือ (44) สำหรับชั้นแสดงผลและชั้นซ่อนตามลำดับ โดยสมการที่ (43) และ (44) เป็นกรณีที่มีการรวมโมเมนต์เทอมในสมการปรับแก้ค่าน้ำหนัก

ดังนั้นค่าไบแอสที่ใช้ในการคำนวณในรอบต่อไปของระบบโครงข่ายประสาทเทียมจะได้จากค่าไบแอสของรอบก่อนหน้ารวมกับค่าไบแอสที่ต้องการปรับแก้ดังนี้

$$\theta_{j,m}(n+1) = \theta_{j,m}(n) + \Delta \theta_{j,m}(n+1) \quad (50)$$

เมื่อค่า $\Delta \theta_{j,m}(n+1)$ เป็นไปตามสมการที่ (39) หรือ (47) และ (40) หรือ (48) สำหรับชั้นแสดงผลและชั้นซ่อนตามลำดับ โดยสมการที่ (47) และ (48) เป็นกรณีที่มีการรวมโมเมนต์เทอมในสมการปรับแก้ค่าไบแอส



ภาพที่ 35 กระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักโดยใช้ขั้นตอนวิธีการแบบแพร่ค่าย้อนกลับ

ที่มา: Patterson (1996)

3.9 วิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ดท์ (Levenberg-Marquardt Algorithm)

Hagan *et al.* (1996) ได้กล่าวว่าขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ดท์เป็นกระบวนการเรียนรู้ที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับได้ โดยอาศัยทฤษฎีการหาค่าเหมาะที่สุด (Optimization) เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียม

เป็นโครงข่ายที่มีประสิทธิภาพและสามารถหาคำตอบของปัญหาต่างๆ ได้อย่างรวดเร็ว ซึ่งแสดงให้อยู่ในรูปของสมการได้ดังนี้

$$X_{k+1} = X_k - A_k g_k \quad (51)$$

เมื่อ

$$A_k = \nabla^2 F(X) \Big|_{X=X_k} \quad \text{และ} \quad g_k = \nabla F(X) \Big|_{X=X_k} \quad (52)$$

ถ้าสมมติให้ $F(X)$ เป็นฟังก์ชันผลรวมกำลังสอง

$$F(X) = \sum_{i=1}^N v_i^2(X) = V^T(X)V(X) \quad (53)$$

แล้วสมาชิกของตำแหน่งที่ j ของเกรเดียนท์จะมีค่าดังนี้

$$[\nabla F(X)]_j = \frac{\partial F(X)}{\partial x_j} = 2 \sum_{i=1}^N v_i(X) \frac{\partial v_i}{\partial x_j} \quad (54)$$

สามารถเขียนเกรเดียนท์ให้อยู่ในรูปเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$\nabla F(X) = 2J^T(X)V(X) \quad (55)$$

เมื่อ

$$J(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial v_n(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_n(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial v_n(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (56)$$

ต่อไปหาเมตริกซ์แฮกเซียน (Hessian matrix) $-v'$ สมาชิกตำแหน่งที่ k, j ได้ดังนี้

$$[\nabla F(X)]_{k,j} = \frac{\partial F(X)}{\partial x_k \partial x_j} = 2 \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{\partial v_i(X)}{\partial x_k} \frac{\partial v_i(X)}{\partial x_j} + v_i(X) \frac{\partial^2 v_i(X)}{\partial x_k \partial x_j} \right\} \quad (57)$$

เขียนให้อยู่ในรูปเมตริกซ์ได้

$$\nabla^2 F(X) = 2J^T(X)J(X) + 2S(X) \quad (58)$$

เมื่อ

$$S(X) = \sum_{i=1}^N v_i(X) \nabla^2 v_i(X) \quad (59)$$

ถ้าสมมติให้ $S(x)$ มีค่าน้อยๆ สามารถประมาณเมตริกซ์แฮกเซียน (Hessian Matrix) ได้ดังนี้

$$\nabla^2 F(X) = 2J^T(X)J(X) \quad (60)$$

ถ้าแทนค่าสมการที่ (60) และ (55) ในสมการที่ (51) จะเป็นไปตามวิธีเกาส์-นิวตัน (Gauss – Newton Method) จะได้ว่า

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= X_k - [2J^T(X_k)J(X_k)]^{-1} 2J^T(X_k)V(X_k) \\ &= X_k - [J^T(X_k)J(X_k)]^{-1} J^T(X_k)V(X_k) \end{aligned} \quad (61)$$

ข้อดีของวิธีเกาส์-นิวตัน (Gauss – Newton Method) ดีกว่าวิธีนิวตัน (Newton Method) คือไม่ต้องคำนวณหาอนุพันธ์ลำดับที่ 2 แต่ปัญหาของวิธีเกาส์-นิวตันคือ เมตริกซ์ $H = J^T J$ ในบางครั้งไม่สามารถหา inverse ได้จึงมีการปรับปรุงแก้ไขเมตริกซ์แฮกเซียนได้ดังนี้

$$G = H + \mu I \quad (62)$$

สมมติให้อิเจนต์แวลูร์ (Eigenvalues) และ อิเจนต์เวกเตอร์ (EigenVector) ของ H คือ $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$ และ $\{Z_1, Z_2, \dots, Z_n\}$ ตามลำดับแล้วจะได้

$$Gz_i = [H + \mu I] z_i = Hz_i + \mu z_i = \lambda_i z_i + \mu z_i = (\lambda_i + \mu) z_i \quad (63)$$

อิเจนต์แวลูร์ (Eigenvalues) ของ G เหมือนกับอิเจนต์เวกเตอร์ (EigenVector) ของ H และ อิเจนต์เวกเตอร์ (EigenVector) ของ G คือ $(\lambda_i + \mu)G$ สามารถทำให้กำหนดให้เป็นค่าบวกได้โดยเพิ่มค่าของ μ จนกระทั่ง $(\lambda_i + \mu_i) > 0$ สำหรับทุกตำแหน่งที่ I จึงทำให้หา inverse ของเมตริกซ์นี้ได้ ดังนั้นสามารถเขียนสมการของวิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ควอท์ที่ใช้ในการคำนวณหาตัวปรับค่าน้ำหนักได้ดังนี้

$$X_{k+1} = X_k - [J^T(X_k)J(X_k) + \mu_k I]^{-1} J^T(X_k)V(X_k) \quad (64)$$

หรือ

$$\Delta X_k = -[J^T(X_k)J(X_k) + \mu_k I]^{-1} J^T(X_k)V(X_k) \quad (65)$$

โดยที่ค่า μ_k เป็นค่าตัวเลขน้อยๆที่ปรับค่าได้ระหว่างการคำนวณในแต่ละรอบ และ I คือเมตริกซ์เอกลักษณ์

3.10 ขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับมีขั้นตอนดังนี้คือ

กำหนดโครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทเทียม และการกำหนดค่าเงื่อนไขเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าไบแอสให้กับโครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทเทียมรวมไปถึงการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ

เริ่มกระบวนการเรียนรู้ของระบบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการคำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ทำให้ค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณใกล้เคียงกับผลลัพธ์ที่ได้จากการวัดจริง โดยที่ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับจะสามารถแบ่งออก

ได้เป็น 2 ส่วนคือส่วนขั้นตอนนี้ไปข้างหน้า (Forward Pass) และส่วนขั้นตอนนี้ย้อนหลัง (Backward Pass) ซึ่งสามารถแสดงขั้นตอนและรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.10.1 ขั้นตอนนี้ไปข้างหน้า (Forward Pass) ประกอบด้วย

3.10.1.1 กำหนดค่าของข้อมูลอินพุต (I_1, I_2, \dots, I_n) และกำหนดค่าผลลัพธ์ที่ต้องการ (t_1, t_2, \dots, t_{n1})

3.10.1.2 สำหรับในแต่ละชั้นที่ $m = 1, 2, \dots, L$ ทำการคำนวณค่าต่อไปนี้

$$N_{j,m} = \sum_{i=1}^{n_{m-1}} W_{ji,m} O_{i,m-1} + \theta_{j,m}$$

โดยที่กำหนดให้ $O_{i,0} = I_i$

คำนวณค่าข้อมูลเอาต์พุตในหน่วยที่ j^{th} ในชั้น m ได้ดังนี้

$$O_{j,m} = \frac{1}{1 + e^{-N_{j,m}}}; j = 1, 2, \dots, n_m$$

3.10.1.3 ทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณด้วยโครงข่ายประสาทเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากการวัดจริง ถ้าค่าความแตกต่างระหว่างสองผลลัพธ์อยู่ในขอบเขตที่ยอมรับได้จะสิ้นสุด แต่ในทางกลับกันถ้าผลต่างระหว่างสองผลลัพธ์ยังมีค่ามากไม่สามารถที่จะยอมรับได้โครงข่ายประสาทเทียมจะมีการกำหนดค่าเริ่มต้นต่างๆใหม่ หรือไม่ก็เปลี่ยนแปลงโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

3.10.2 ขั้นตอนนี้ย้อนหลัง (Backward Pass) โดยใช้ทฤษฎีเกรเดียนต์ดิเซนต์ (Gradient descent) ประกอบด้วย

3.10.2.1 สำหรับชั้น (Layer) $m = L, L-1, L-2, \dots, 1$

สำหรับ $J = 1, 2, \dots, n_m$ คำนวณค่าดังนี้

$$\delta_{j,m} = O_{j,m}(1 - O_{j,m})(T_j - O_{j,m}) \quad ; m \text{ คือชั้นแสดงผล}$$

$$\delta_{j,m} = O_{j,m}(1 - O_{j,m}) \sum_{k=1}^{n_{m+1}} W_{kj,m+1} \delta_{k,m+1} \quad ; m \text{ คือชั้นซ่อน}$$

การคำนวณการเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักใหม่กระทำได้ดังนี้

$$\Delta W_{ji,m}(n+1) = \eta \delta_{j,m} O_{i,m-1} + \alpha \Delta W_{ji,m}(n)$$

การคำนวณค่าน้ำหนักใหม่กระทำได้ดังนี้

$$W_{ji,m}(n+1) = W_{ji,m}(n) + \Delta W_{ji,m}(n+1)$$

3.10.2.2 ย้อนกลับไปทำในขั้นตอนที่ 2

3.10.3 ขั้นตอนการย้อนหลัง (Backward Pass) โดยใช้ทฤษฎีเลเวนเบิร์ก-มาร์ควอร์ท

3.10.3.1 คำนวณค่าความผิดพลาดและผลรวมความผิดพลาด

$$V_i = t_i - O_i$$

$$F(X) = \sum_{i=1}^N V_i^2 = v^T(x)v(x)$$

3.10.3.2 คำนวณ Jacobian matrix ของความผิดพลาดตั้งสมการ

$$J(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial v_n(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_n(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial v_n(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

3.10.3.3 คำนวณหาค่าตัวปรับค่าน้ำหนัก (Wight), ΔX_k

$$X_{k+1} = X_k - [J^T(X_k)J(X_k) + \mu_k I]^{-1} J^T(X_k)V(X_k)$$

$$\Delta X_k = -[J^T(X_k)J(X_k) + \mu_k I]^{-1} J^T(X_k)V(X_k)$$

3.11 การวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมโดยตัวแปรทางสถิติ

การวัดประสิทธิภาพหรือการวัดค่าความคลาดเคลื่อนของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะพิจารณาจากการที่ค่าจริงใกล้เคียงกับค่าที่พยากรณ์ได้มากที่สุด หรือทำให้เกิดค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด ซึ่งจะเป็นโครงข่ายที่เหมาะสมกับการนำไปใช้ในการพยากรณ์เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำ การวัดค่าความคลาดเคลื่อนสามารถวัดได้จากค่าต่างๆ ดังนี้

3.11.1 Efficiency Index (EI) คือ ค่าดัชนีประสิทธิภาพเป็นตัวแปรทางสถิติที่แสดงระดับความสัมพันธ์ (Degree of Association) ระหว่างค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนที่ได้จากการคำนวณด้วยแบบจำลองและค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนที่ได้จากการวัดจริงค่าที่ยอมรับได้ควรมีค่าเข้าใกล้ 100%

$$EI = \frac{\sum_{i=1}^N (Q_i - \bar{Q})^2 - \sum_{i=1}^N (Q_i - F_i)^2}{\sum_{i=1}^N (Q_i - \bar{Q})^2} \times 100\% \quad (66)$$

3.11.2 Mean Squared Error (MSE) คือ ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเป็นตัวแปรทางสถิติที่แสดงความคลาดเคลื่อน (Absolute Error) ระหว่างค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่่ได้จากการคำนวณด้วยแบบจำลองกับค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่่ได้จากการวัดจริงผลลัพธ์ที่ดีควรมีค่าเข้าใกล้ศูนย์

$$\text{Mean Squared Error (MSE)} = \frac{\sum_{i=1}^N (Q_i - F_i)^2}{N} \quad (67)$$

3.11.3 Mean Absolute Deviation (MAD) คือ ค่าเฉลี่ยความเบี่ยงเบนสมบูรณ์เป็นตัวแปรทางสถิติที่แสดงความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (Absolute Error) ระหว่างค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่่ได้จากการคำนวณด้วยแบบจำลองกับค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่่ได้จากการวัดจริงผลลัพธ์ที่ดีควรมีค่าเข้าใกล้ศูนย์

$$\text{Mean Absolute Deviation (MAD)} = \frac{\sum_{i=1}^N |Q_i - F_i|}{N} \quad (68)$$

3.11.4 Mean Absolute Percent Error (MAPE) คือ ค่าเฉลี่ยของร้อยละความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เป็นตัวแปรทางสถิติที่แสดงร้อยละของความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (Absolute Error) ระหว่างค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่่ได้จากการคำนวณด้วยแบบจำลองกับค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่่ได้จากการวัดจริงผลลัพธ์ที่ดีควรมีค่าเข้าใกล้ศูนย์

$$\text{Mean Absolute Percent Error (MAPE)} = \frac{\sum_{i=1}^N (|Q_i - F_i| / Q_i) * 100}{N} \quad (69)$$

- \bar{Q}_i = ค่าเฉลี่ยของค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่่ได้จากการวัดจริง
- Q_i = ค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่่ได้จากการวัดจริง
- F_i = ค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่่ได้จากการคำนวณด้วยแบบจำลอง
- N = จำนวนของข้อมูลที่นำมาใช้ในการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อน

3.12 การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม

ชวลวิทย์ (2549) ได้กล่าวถึงการนำโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาในสาขาต่างๆ ได้อย่างหลากหลายและมีประสิทธิภาพเป็นที่ยอมรับกันอย่างกว้างขวาง ซึ่งมีดังต่อไปนี้

3.12.1 การพยากรณ์ (Forecasting) คือการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยใช้ข้อมูลในอดีตที่เหมาะสม เช่นการพยากรณ์ปริมาณการเติบโตของการขายสินค้าเพื่อใช้วางแผนการผลิต การพยากรณ์อากาศสำหรับนักอุตุนิยมวิทยา การพยากรณ์ความน่าเชื่อถือทางการเงินของธนาคาร ในการพิจารณาการกู้ยืมเงินของบริษัท การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าเพื่อให้สามารถวางแผนการผลิตไฟฟ้าให้เพียงพอในอนาคตได้ การพยากรณ์การซื้อขายหุ้น เป็นต้น

3.12.2 การหาค่าที่เหมาะสม (Optimization) คือการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการหาคำตอบที่เหมาะสม ภายใต้เงื่อนไขหรือข้อจำกัดที่กำหนด เช่น การกำหนดราคาขาย และการลดราคาค่าตัวเครื่องบินของสายการบิน การจัดตารางการทำงานของกระบวนการผลิต ให้มีประสิทธิภาพ การหาระยะทางที่สั้นที่สุดในการเดินทาง เป็นต้น

3.12.3 การจำรูปแบบ (Pattern Recognition) คือการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาเรียนรู้ และจำรูปแบบต่างๆที่มีความซับซ้อนได้ เช่น การเรียนรู้และจำภาพของวัตถุต่างๆ การเรียนรู้และจำตัวอักษรแบบพิมพ์หรือตัวอักษรที่เป็นลายมือ และการจำเสียงพูด เป็นต้น

3.12.4 การประเมินความเสี่ยง (Risk Assessment) คือการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการประเมินความเสี่ยง การประยุกต์นี้ต้องเรียนรู้และจำรูปแบบของเหตุการณ์ที่มีความเสี่ยงสูงและมีความเสี่ยงต่ำ แล้วใช้การแยกความแตกต่างจัดกลุ่มของเหตุการณ์ เช่น การประเมินความเสี่ยงทางเศรษฐศาสตร์ การประเมินความเสี่ยงในการที่อุปกรณ์จะเกิดความเสียหาย เป็นต้น

3.12.5 การวินิจฉัยโรค (Diagnostics) คือการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์หรือวินิจฉัยสิ่งที่ผิดปกติในสาขาแพทย์ วิศวกรรม และอุตสาหกรรมการผลิตต่างๆ เช่น การวินิจฉัยโรคของแพทย์ การวิเคราะห์การทำงานที่ผิดพลาดของอุปกรณ์ต่างๆ เป็นต้น

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

กริษณะ และ คนัยพงศ์ (2550) ได้ทำการศึกษการหาจำนวนยูนิตช่อนที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการพยากรณ์ผลิภาพการผลิตของกระบวนการผลิตชิ้นส่วนฮาร์ดดิสก์ไคร์ฟ โครงข่ายประสาทเทียมนี้มีข้อมูลนำเข้า 8 ตัวแปร และมีผลลัพท์ 1 ตัวแปรคือค่าผลิภาพของกระบวนการผลิตชิ้นส่วนฮาร์ดดิสก์ไคร์ฟ และทดลองหาจำนวนยูนิตช่อนที่แตกต่างกันตั้งแต่ 5, 10, 15 และ 20 ตามลำดับ เพื่อให้ได้ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ผลิภาพการผลิตของกระบวนการผลิตชิ้นส่วนฮาร์ดดิสก์ไคร์ฟให้น้อยที่สุด การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ เพื่อทำการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียม ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าเมื่อใช้วิธีดังกล่าวร่วมกับจำนวนยูนิตช่อนเท่ากับ 15 หน่วย และจำนวนรอบในการเรียนรู้ 50,000 รอบ ทำให้ความสามารถในการพยากรณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมเหมาะสมที่สุด

ธฤติ (2549) ได้ทำการศึกษการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นโดยประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งงานวิจัยนี้มี 2 กรณีศึกษา กรณีศึกษาแรกคือการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้ารายครึ่งชั่วโมงล่วงหน้า โดยใช้ข้อมูลจากโรงงานไฟฟ้าแห่งหนึ่งของประเทศสโลวาเกีย ส่วนอีกกรณีหนึ่ง แบ่งเป็นสองกรณีย่อยคือการพยากรณ์รายครึ่งชั่วโมงล่วงหน้า และการพยากรณ์ 1 วันล่วงหน้าทุกๆ 30 นาที โดยใช้ข้อมูลจากการไฟฟ้าฝายผลิตแห่งประเทศไทย โดยปัจจัยที่นำมาใช้ในการทดลอง ประกอบด้วยความต้องการไฟฟ้าในอดีต อุณหภูมิเฉลี่ยต่ำสุดและสูงสุดรายวัน ชนิดรายวัน ช่วงของเดือนและช่วงของเวลา โดยสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิดที่มีการแพร่ค่าย้อนกลับและขั้นตอนวิธีการฝึกสอนโครงข่ายเป็นแบบวิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ควอร์ท ซึ่งทำให้เรียนรู้ผู้เข้าหาคำตอบได้รวดเร็ว ผลการวิจัยแสดงถึงความแม่นยำและประสิทธิภาพที่ดีของแบบจำลองที่นำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ หลังจากนั้นนำผลพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าของแบบจำลองที่ให้ผลลัพท์ที่ดีที่สุดในงานวิจัยนี้ไปเปรียบเทียบกับความต้องการไฟฟ้าจริงและแบบจำลองของการไฟฟ้าฝายผลิตพบว่าเปอร์เซ็นต์ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) ในงานวิจัยครั้งนี้มีค่าน้อยกว่าแบบจำลองของการไฟฟ้าฝายผลิตแห่งประเทศไทย 3.5892 %

นฤมล และ สมชาติ (2549) ได้ทำการศึกษการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของระบบจำหน่ายแรงดัน 22 เควี วงจรที่ 1 สถานีไฟฟ้าบางเลน โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้อย่างต่อเนื่องแบบไม่เป็นเชิงเส้นได้อย่างแม่นยำภายในขอบเขตข้อมูลที่เรียนรู้

โดยสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิดที่มีการแพร่ค่าย้อนกลับ และใช้ความสัมพันธ์ระหว่างความต้องการไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้ากับสภาพอากาศอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดมาเป็นปัจจัยในการวิเคราะห์ ซึ่งข้อมูลที่นำมาใช้ในการพยากรณ์คือความต้องการไฟฟ้าในแต่ละวันเป็นรายชั่วโมงและข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด - ต่ำสุดของสถานีตรวจวัดอากาศ ซึ่งผลการพยากรณ์พบว่าโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับการพยากรณ์โพลกระยะสั้นคือโครงสร้างที่ให้ค่า MAPE น้อยที่สุด คือโครงสร้างที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 คือ 3 และ 8 นิวรอนตามลำดับ ซึ่งมีค่า MAPE ของชุดข้อมูลการเรียนรู้เท่ากับ 2.9394% ค่า MAPE ของชุดข้อมูลทดสอบเท่ากับ 5.7525% และใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนแรกเป็นล็อก-ซิกมอยด์ ชั้นซ่อนที่สองเป็นล็อก-ซิกมอยด์ และชั้นเอาต์พุตเป็นล็อก-ซิกมอยด์ ซึ่งใช้เวลาในการประมวลผลประมาณ 0.167 นาที ซึ่งค่าของ R^2 อยู่ระหว่าง 0.8 - 1 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์

รศกร (2546) ได้ทำการศึกษาเทคนิคการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับในการพยากรณ์อัตราการไหลหลายวัน : กรณีศึกษาแม่น้ำปราจีนบุรี ซึ่งสามารถพยากรณ์อัตราการไหลหลายวันได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 วัน คือ 98.52% มี 2 โครงข่าย ได้แก่โครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างประกอบด้วยจำนวนนิวรอนในชั้นรับข้อมูล - จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน - จำนวนนิวรอนในชั้นแสดงผลเป็น 10-6-1 และ 8-9-1 และเมื่อนำโครงสร้าง 10-6-1 มาทำการทดสอบการพยากรณ์อัตราการไหลล่วงหน้ามากกว่า 1 วัน พบว่าโครงสร้างดังกล่าวให้ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์อัตราการไหลล่วงหน้า 2 วันคือ 93.64% และล่วงหน้า 3 วันคือ 88.56% แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถนำมาประยุกต์ใช้เพื่อการพยากรณ์อัตราการไหลของแม่น้ำได้อย่างมีประสิทธิภาพ

สุประภาพ (2547) ได้ทำการศึกษาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่วมสำหรับแม่น้ำปิง การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาจุดทำงานที่เหมาะสมที่สุดของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่วมล่วงหน้ารายชั่วโมง สำหรับสถานีวัดน้ำท่าอัตโนมัติ P.1 ซึ่งตั้งอยู่ที่สะพานนวรรตน์ อ.เมือง จ.เชียงใหม่ ในลุ่มน้ำปิงตอนบน ซึ่งประสบกับปัญหาสภาวะน้ำท่วมเป็นประจำโดยเฉพาะอย่างยิ่งในบริเวณตัวเมือง จ.เชียงใหม่ ผลการศึกษาพบว่าโครงสร้างที่เหมาะสมที่สุดคือ โครงสร้างขนาด 9-12-1 ตามลำดับ ที่มีค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.2 และค่าโมเมนตัมเท่ากับ 0.7 การประยุกต์แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่วมให้ผลเป็น

ที่น่าสนใจ ซึ่งแสดงว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับสามารถใช้ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่วมได้เป็นอย่างดี

สมยศ (2547) การศึกษานี้เพื่อทำการพยากรณ์ระดับน้ำรายชั่วโมงของแม่น้ำปิงที่สถานี P1 (สะพานนารัฐ) อ.เมือง จ.เชียงใหม่ การศึกษาได้ประยุกต์ใช้หลักการและทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ โดยใช้ฟังก์ชันในโปรแกรมแมทแลบในการคำนวณ ซึ่งการศึกษาแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน คือขั้นตอนของกระบวนการเรียนรู้ได้ใช้ข้อมูลระดับน้ำรายชั่วโมงของปี พ.ศ. 2540 ถึงปี พ.ศ. 2542 และขั้นตอนของกระบวนการทดสอบได้ใช้ข้อมูลระดับน้ำรายชั่วโมงของปี พ.ศ.2543 ในการศึกษาได้ทำการทดสอบข้อมูล 2 ลักษณะคือกรณีที่ใช้ข้อมูลระดับน้ำรายชั่วโมง และกรณีที่ใช้ข้อมูลระดับน้ำราย 3 ชั่วโมง ผลการศึกษาพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ข้อมูลรายชั่วโมงทดสอบมีการพยากรณ์ดีกว่าการใช้ข้อมูลราย 3 ชั่วโมงและผลจากการทดสอบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งประกอบด้วยจำนวนนิวรอนในชั้นรับข้อมูล-จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน-จำนวนนิวรอนในชั้นแสดงผล พบว่าโครงสร้างที่ให้ค่าประสิทธิภาพดีที่สุดได้แก่ 10-6-1 ซึ่งให้ค่าประสิทธิภาพ 88.60% และเมื่อเปรียบเทียบทฤษฎีที่ใช้ในการเรียนรู้พบว่าทฤษฎีของวิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ดท์ (Levenberg-Marquardt Algorithm) ให้ค่าประสิทธิภาพการพยากรณ์สูงกว่าและใช้เวลาในการเรียนรู้น้อยกว่าการใช้ทฤษฎีของเกรเดียนต์เดสเซนต์ (Gradient descent)

Coulibaly (2000) ศึกษาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับกระบวนการหยุดทดสอบเมื่อเข้าใกล้ค่าตอบสำหรับการพยากรณ์น้ำไหลเข้าอ่างรายวัน ซึ่งใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับและทฤษฎีของวิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ควาร์ดท์ เมื่อผลลัพธ์เข้าใกล้ค่าตอบที่ต้องการก็จะหยุดทดสอบทันที (Stopping training approach ; STA) ซึ่งให้ผลที่ดี และเหมาะสมกว่าแบบจำลองทางสถิติ และ Operation conceptual model ซึ่งแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพและเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์น้ำไหลเข้าอ่างรายวัน และมีความรวดเร็วในการทดสอบ ซึ่งเป็นทางเลือกหนึ่งที่เหมาะสมจะนำมาใช้ในการพยากรณ์สำหรับข้อมูลที่มีการปรับเปลี่ยนการวิเคราะห์บ่อยครั้ง

Elazouni *et al.* (1997) ได้นำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการคาดคะเนทรัพยากรที่ใช้ในการก่อสร้างช่วงขั้นตอนของการออกแบบโดยทำการทดลองกับโครงการก่อสร้างผนังไซโลคอนกรีตเสริมเหล็กที่หล่อด้วยระบบ Slip form ทั้งนี้กำหนดปัจจัยนำเข้าจำนวน 23 ปัจจัยซึ่งแบ่งเป็น 2 ส่วนคือปัจจัยในขั้นตอนของการออกแบบจำนวน 12 ปัจจัย และปัจจัยในขั้นตอนของ

การก่อสร้างจำนวน 11 ปัจจัยเพื่อคำนวณหาทรัพยากรที่ใช้ในการก่อสร้างจำนวน 9 ชนิด ได้แก่ ปริมาณคอนกรีตที่ใช้ จำนวนเครื่องผสมคอนกรีต จำนวนช่างปูน ปริมาณแบบหล่อคอนกรีต จำนวนช่างหล่อคอนกรีต ปริมาณเหล็กเสริมคอนกรีต จำนวนช่างเหล็ก จำนวน Tower crane และ จำนวน Lifting Jack โดยเปรียบเทียบผลระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลองการถดถอยเชิงซ้อน จากการเปรียบเทียบพบว่าค่าความผิดพลาดในการคาดคะเนของแบบจำลองดังกล่าวมีจำนวนโครงการที่ให้ค่าความผิดพลาดมากกว่า 25% อยู่ 19 โครงการและ 12 โครงการตามลำดับ และแบบจำลองการถดถอยเชิงซ้อนสามารถคาดคะเนทรัพยากรได้เพียง 3 ชนิดดังนี้ ปริมาณแบบหล่อคอนกรีต จำนวน Lifting Jack และปริมาณเหล็กเสริมคอนกรีต เนื่องจากทรัพยากรอื่นมีความผิดพลาดในการคาดคะเนมากกว่า 25% จึงสรุปได้ว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความเหมาะสมมากกว่า

Esen and Inalli (2009) ได้ทำการศึกษาการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อประมาณค่าประสิทธิภาพของระบบ Vertical Ground Coupled Heat Pump (VGCHP) โดยวัดจากค่า Coefficient of Performance of Ground Coupled Heat Pump System (COP) ซึ่งแบ่งเป็น 2 กรณีคือ Cooling Mode และ Heating Mode โดยระบบทั้ง 2 จะมี Heat exchangers 3 ตัวที่ระดับความลึกที่แตกต่างกัน คือ 30 (VB1), 60 (VB2) และ 90 (VB3) m โดยที่ผลการทดลองของระบบทั้งสองที่จะนำมาเปรียบเทียบกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ได้มาจากปี 2006 - 2007 ในการศึกษาครั้งนี้จะใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิดที่มีการแพร่ค่าย้อนกลับ (Feedforward Backpropagation Neural Network) ร่วมกับวิธีการฝึกสอนโครงข่ายที่แตกต่างกัน 3 วิธีคือ Levenberg–Marguardt (LM) , Pola–Ribiere conjugate gradient (CGP) และ scaled conjugate gradient (SCG) โดยมีฟังก์ชันการถ่ายโอนคือ Tangent-sigmoid และผลการทดลองพบว่าวิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ควอาร์ท (Levenberg–Marguardt) และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 8 นิวรอนเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดโดยให้ค่า $RMS = 0.0432$ และค่า $R^2 = 0.9998$ สำหรับ Cooling Mode และให้ค่า $RMS = 0.0344$ และค่า $R^2 = 0.9998$ สำหรับ Heating Mode

Fadare (2009) เสนอการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-Layer) โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network) ในการพยากรณ์พลังงานแสงอาทิตย์ในประเทศไนจีเรีย โดยปัจจัยนำเข้าทั้งหมดมี 7 ตัวแปรคือ latitude, longitude, altitude, month, mean sunshine duration, mean temperature, and relative humidity และมีผลลัพธ์ 1 ตัวแปรคือความเข้มข้นของพลังงานแสงอาทิตย์ ซึ่งจากผลการทดลองพบว่าค่า

สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) ของค่าความเข้มข้นของพลังงานแสงอาทิตย์ที่พยากรณ์ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าความเข้มข้นของพลังงานแสงอาทิตย์ที่ได้จากการวัดจริงมีค่ามากกว่า 90% ของทั้งกระบวนการเรียนรู้และกระบวนการทดสอบ

Kazanasma *et al.* (2009) ได้ทำการศึกษาศึกษาการใช้เทคนิคแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับในการพยากรณ์ความสว่างของแสงในตอนกลางวันที่ต้องเข้ามาภายในอาคาร โดยปัจจัยนำเข้าทั้งหมดจะมี 13 ตัวแปรคือ Two variables for time (date, hour), 5 weather determinants (outdoor temperature, solarradiation, humidity, UV index and UV dose) and 6 building parameters (distance to windows, number of windows, orientation of rooms, floor identification, room dimensions and point identification) และมีผลลัพธ์ 1 ตัวแปรคือความสว่าง ข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือการเรียนรู้ใช้ประมาณ 80% ของข้อมูลทั้งหมด และอีก 20% ใช้สำหรับการทดสอบ และผลการทดลองพบว่าค่าประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมประมาณ 98% แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาความสัมพันธ์ของปัจจัยนำเข้ากับผลลัพธ์ได้เป็นอย่างดี

Kurt and Kayfeci (2009) ทำการศึกษาศึกษาการพยากรณ์การนำไฟฟ้าของสารละลายเอชชะลิน โดยใช้เทคนิคแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีปัจจัยนำเข้าคืออุณหภูมิ ความเข้มข้น และความหนืดของสารละลาย ในการศึกษาครั้งนี้จะใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับร่วมกับวิธีการฝึกสอนโครงข่ายคือวิธีเกรเดียนต์เดสเซนต์ (Gradient descent) และใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนคือลือก-ซิกมอยด์ ซึ่งผลจากการทดสอบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบด้วยจำนวนนิวรอนในอินพุต จำนวนนิวรอนในฮอน จำนวนนิวรอนในชั้นแสดงผล พบว่าโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่สุดได้แก่ 3-4-1 โดยให้ค่า MAPE = 0.7984 , RMS = 0.0046 และ $R^2 = 0.9999$ สำหรับกระบวนการทดสอบ (Testing) ซึ่งค่าของ R^2 เข้าใกล้ 1 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์

Mohanraj *et al.* (2009) ได้ทำการศึกษาศึกษาการใช้เทคนิคแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ระบบ Direct Expansion Solar Assisted Heat Pump (DXSAHP) โดยมีปัจจัยนำเข้าคือความเข้มข้นของแสงอาทิตย์ และอุณหภูมิ และผลลัพธ์คือ Power consumption , Heating capacity , Energy Performance ratio และ Compressor discharge temperature ในการศึกษาครั้งนี้จะใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับร่วมกับวิธีการฝึกสอนโครงข่ายที่แตกต่าง

กัน 3 วิธีคือ Levenberg–Marguardt (LM), Pola–Ribiere conjugate gradient (PRCG) และ scaled conjugate gradient (SCG) โดยมีฟังก์ชันการถ่ายโอนคือลีสก-ซิกมอยด์ และผลการทดลองพบว่า วิธี Levenberg–Marguardt (LM) ที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย และจำนวนนิวรอนในชั้นแฝง 10 นิวรอนเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด โดยให้ค่า $R^2 = 0.999$ และ RMS และ COV น้อยที่สุด แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์

Pham (1995) บทความนี้นำเสนอพื้นฐานวิธีการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า ซึ่งประสบผลสำเร็จในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า โดยผู้ทำการวิจัยจากมหาวิทยาลัยวอชิงตัน ได้ใช้ข้อมูลนำเข้าคือความต้องการไฟฟ้าล่วงหน้าทุกๆ 1 ชั่วโมง และ 24 ชั่วโมงของวันนี้ และวันก่อนหน้า ความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ย และความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของสัปดาห์ที่แล้วร่วมพิจารณาด้วยรวมกับตัวแปรทางสภาพอากาศ เช่น อุณหภูมิและฤดูกาล แต่ผู้ทำการวิจัยคิดว่าอุณหภูมิมีความสำคัญต่อการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าเพราะอุณหภูมิในแต่ละพื้นที่ที่แตกต่างกันส่งผลให้ความต้องการไฟฟ้าแตกต่างกันด้วย โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับในการเรียนรู้ ซึ่งผลของค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยของการพยากรณ์ล่วงหน้าทุกๆ 1 ชั่วโมง และ 24 ชั่วโมง เมื่อเทียบกับความต้องการไฟฟ้าจริงมีค่าเท่ากับ 1.40 % และ 2.06 % ตามลำดับ จากผลการวิจัยนี้เห็นได้ว่าการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าเป็นอีกเทคนิคหนึ่งที่มีความแม่นยำ

Rumelhart *et al.* (1986) เสนอการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับสำหรับกระบวนการเรียนรู้ในแต่ละชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมของการเชื่อมต่อแต่ละนิวรอนในระหว่างชั้นที่อยู่ติดกัน ในการหาค่าน้ำหนักได้ใช้หลักการพื้นฐานทางคณิตศาสตร์ของเกรเดียนต์ดิเซนต์ (Gradient descent) ซึ่งประกอบด้วย 2 สถานะ โดยที่สถานะแรกคือ ชั้นรับข้อมูลอินพุตและการกระจายไปข้างหน้าผ่านนิวรอนแต่ละนิวรอนในแต่ละชั้นของโครงข่าย ซึ่งจะทำได้ค่าเอาต์พุต ซึ่งค่าเอาต์พุตที่ได้นั้นจะนำไปเปรียบเทียบกับค่าเอาต์พุตที่แท้จริงและผลของค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นจะนำไปสู่สถานะที่สองคือ กระบวนการย้อนกลับผ่านนิวรอนแต่ละนิวรอน ในแต่ละชั้นของโครงข่ายเพื่อปรับแก้ค่าความคลาดเคลื่อนให้มีค่าต่ำที่สุดหรืออยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ โดยปรับแก้ค่าน้ำหนักเพื่อให้ค่าเอาต์พุตที่ได้ดีขึ้นหรือลดค่าความคลาดเคลื่อนของเอาต์พุตที่ได้จากการคำนวณ

อุปกรณ์และวิธีการ

อุปกรณ์

1. แผ่นซิลิคอน หรือ สไลเดอร์บาร์ (Silicon Wafer or Slider Bar)
2. เครื่องขัดแผ่นซิลิคอน (Kiss Lapping Machine) 1 เครื่อง
3. เครื่องวัดค่าความต้านทาน 1 เครื่อง
4. เครื่องคอมพิวเตอร์ 1 เครื่อง
5. เครื่องพิมพ์ 1 เครื่อง
6. โปรแกรมแมทแลป (Matlab Version R2008a)

วิธีการ

เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถที่แตกต่างจากแบบจำลองทางสถิติอื่นๆ เพราะสามารถประมาณค่าความสัมพันธ์ลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น ไม่จำเป็นต้องหาสมการความสัมพันธ์และไม่จำเป็นต้องรู้รูปแบบของปัญหา โดยอาศัยการเรียนรู้รูปแบบจากกลุ่มตัวอย่าง (Input-Target) ที่ใช้ในการปรับสอน ซึ่งความสามารถเหล่านี้เรียกว่า การเรียนรู้จากประสบการณ์ (Learn from Experience) งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการพัฒนาหาแบบจำลองความสัมพันธ์ของค่าเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอน (Target) กับข้อมูลป้อนเข้า (Input) ที่เกี่ยวข้องกับค่าเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนและกระบวนการขัดแผ่นซิลิคอนเพื่อพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอน โดยขั้นตอนของการวิจัยสามารถแบ่งออกเป็น 8 ส่วนได้ดังนี้คือ 1. การกำหนดวัตถุประสงค์และขอบเขต 2. การศึกษาทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม การศึกษาการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์แมทแลป การศึกษากระบวนการขัดแผ่นซิลิคอนและการทำงานของเครื่องขัดแผ่นซิลิคอน 3. กำหนดตัวแปรป้อนเข้าหรือปัจจัยที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง 4. การรวบรวมและเตรียมข้อมูล 5. การแบ่งกรณีศึกษา 6. การพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอน 7. การ

วิเคราะห์ผลทางสถิติของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและ 8. การสรุปและเสนอแนะ โดยแสดงขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยในภาพที่ 52

1. การกำหนดวัตถุประสงค์และขอบเขต

งานวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์ในการนำเสนอหลักการ และทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอน โดยการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์แมทแลป และออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำที่สุดเพื่อหารูปแบบในการประมาณค่าเวลาหรือการกำหนดค่าเวลาให้กับเครื่องขัดแผ่นซิลิคอน

2. การศึกษาทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม ศึกษาการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์แมทแลป การศึกษากระบวนการขัดแผ่นซิลิคอน และการทำงานของเครื่องขัดแผ่นซิลิคอน

2.1 งานวิจัยนี้จะศึกษาทฤษฎีและรูปแบบการใช้งานของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งการหาโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำที่สุดนั้น จะใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network) ร่วมกับวิธีการฝึกสอนโครงข่ายคือวิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ควอาร์ท (Levenberg–Marguardt) และมีการเรียนรู้แบบชี้แนะ (Supervised Learning) เพื่อปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักและค่าไบแอสของโครงข่ายประสาทเทียมและเพื่อปรับผลลัพธ์ของแบบจำลองให้ใกล้เคียงกับค่าความจริงมากที่สุด

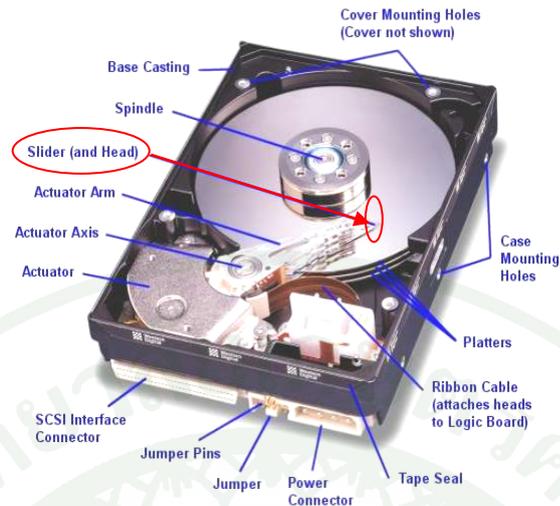
โดยโครงข่ายประสาทเทียมนี้นี้มีข้อมูลป้อนเข้า (Input) 5 ตัวแปร และมีผลลัพธ์ (Output) 1 ตัวแปร คือค่าเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอน

2.2 ศึกษาการเขียนโปรแกรมแมทแลป (Matlab) เพื่อใช้ในการดำเนินงาน โดยขั้นตอนการใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรมแมทแลปแสดงดังภาพที่ 36 และการใช้งานของโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรมแมทแลป และการเขียนโปรแกรมแมทแลปแสดงได้ดังภาคผนวก ก



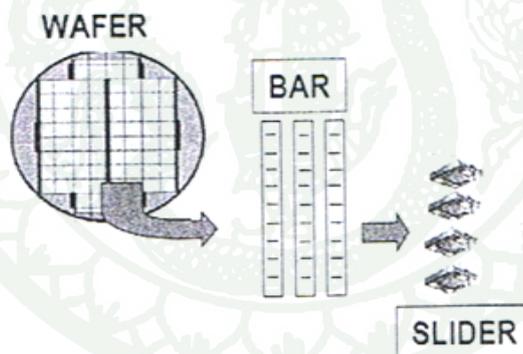
ภาพที่ 36 แสดงขั้นตอนการใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรมแมทแลป

2.3 ศึกษากระบวนการจัดแผ่นซิลิคอน และการทำงานของเครื่องจัดแผ่นซิลิคอน โดยชิ้นงานที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้คือ หัวอ่าน/เขียนข้อมูล หรือสไลเดอร์ (Slider) ซึ่งถูกผลิตมาจากแผ่นซิลิคอน (Silicon Wafer) แสดงดังภาพที่ 37



ภาพที่ 37 ตำแหน่งหัวอ่านเขียนข้อมูล (Slider หรือ Silicon Wafer) ภายในฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์

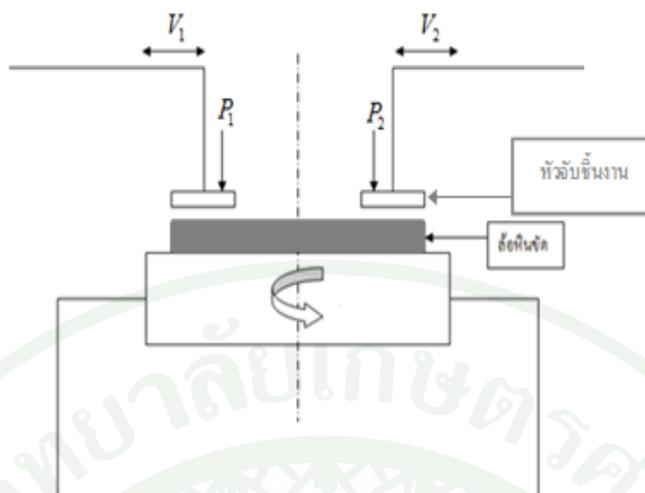
ที่มา: ประเสริฐ (2544)



ภาพที่ 38 สไลเดอร์และบาร์ที่ได้จากแผ่นเวเฟอร์

ที่มา: เกียรติศักดิ์ และ สิริวิชญ์ (2551)

ภาพที่ 38 แสดงที่มาของสไลเดอร์ โดยเริ่มต้นจากการนำเอาแผ่นเวเฟอร์ (แผ่นซิลิคอน) มาตัดเป็นแท่ง (Bar) จากนั้นนำเอาบาร์ที่ได้เข้าสู่กระบวนการขัดแผ่นซิลิคอน (Lapping Process) เมื่อขัดจนได้ขนาดตามต้องการจึงจะนำมาตัดเป็นสไลเดอร์ ส่วนบริเวณการขัดแผ่นซิลิคอนของเครื่องขัดแผ่นซิลิคอนแสดงดังภาพที่ 39



ภาพที่ 39 บริเวณการขัดแผ่นซิลิคอน

2.3.1 ขั้นตอนของกระบวนการขัดแผ่นซิลิคอน (Lapping Process)

2.3.1.1 นำ Slider Bar ที่ตัดออกจากแผ่นเวเฟอร์ติดบนแผ่นฟิล์มลึบนำหัวจับชิ้นงานจำนวน 2 หัว แล้วนำหัวจับชิ้นงานไปติดในตำแหน่งที่กำหนดของเครื่องขัดแผ่นซิลิคอน (หัวจับชิ้นงานแต่ละหัวจะประกอบด้วย Slider Bar จำนวน 12 Bar โดยที่ Slider Bar ชิ้นแรกกับชิ้นสุดท้ายจะเป็น Dummy ซึ่ง Dummy มีไว้เพื่อ 1.ช่วยกั้นน้ำหล่อเย็นให้อยู่ในบริเวณด้านในของ Slider Bar ในขณะที่ทำการขัด 2.กั้นไม่ให้ Slider Bar เคลื่อนที่)

2.3.1.2 เมื่อนำหัวจับชิ้นงานไปติดในตำแหน่งที่กำหนดของเครื่องขัดแผ่นซิลิคอนแล้ว จากนั้นกำหนดเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอน และเลื่อนหัวจับทั้งสองเข้าหาล้อหินขัด (เครื่องขัดแผ่นซิลิคอนจะเคลื่อนที่หัวจับชิ้นงานเองโดยอัตโนมัติเมื่อกำหนดเวลาแล้ว) ซึ่งหัวจับทั้งสองจะอยู่เหนือล้อหินขัดเล็กน้อยเมื่อหัวจับเคลื่อนที่ตกลงบนล้อหินขัดแล้ว ล้อหินขัดก็จะหมุนไปด้วยความเร็วรอบ 1 RPM พร้อมกับเปิดน้ำหล่อเย็นเพื่อทำการขัด

2.3.1.3 เมื่อขัดเสร็จเรียบร้อยแล้ว ล้อหินขัดก็จะหยุดและจากนั้นหัวจับชิ้นงานก็จะเคลื่อนกลับสู่ตำแหน่งเดิมโดยอัตโนมัติ

2.3.1.4 พนักงานก็จะนำหัวจับชิ้นงานออกจากเครื่องขัดเพื่อนำไปล้างทำความสะอาด

2.3.1.5 เมื่อทำความสะอาดแล้ว พนักงานจะก๊อ Slider Bar ออกจากแผ่นฟิล์มลงบนหัวจับชิ้นงานจากนั้นนำไปวางบนแท่นสำหรับวาง Slider Bar เพื่อนำไปวัดค่าความต้านทาน

2.3.1.6 เมื่อทำการวัดค่าความต้านทานแล้ว ค่าของความต้านทานจะถูกเปลี่ยนจากหน่วยของ ohm ไปเป็นหน่วย nm และจะเรียกค่าที่มีหน่วย nm นี้ว่าค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงาน (Stock Removal) จากนั้นค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงาน และค่าเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนจะถูกนำไปคำนวณเพื่อให้ได้ค่าอัตราการกินเนื้อชิ้นงาน (Lap Rate) จากสูตร $LR = \frac{SR}{LT}$

3. กำหนดตัวแปรหรือปัจจัยที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

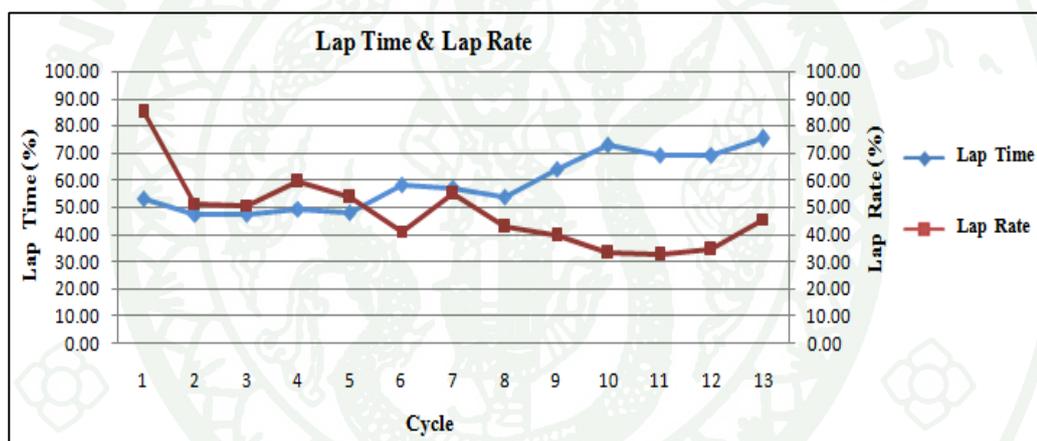
งานวิจัยนี้ได้ใช้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับในการเรียนรู้ โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมนั้นประกอบด้วยชั้นรับข้อมูล ชั้นซ่อนและชั้นแสดงผล โดยชั้นรับข้อมูลประกอบด้วยปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับค่าเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนในกระบวนการขัดแผ่นซิลิคอนและการทำงานของเครื่องขัดแผ่นซิลิคอน ซึ่งปัจจัยดังกล่าวได้แก่ 1. ล้อหินขัด 2. การติดชิ้นงานของพนักงานลงบนแผ่นฟิล์มบนหัวจับชิ้นงาน 3. ปริมาณการให้น้ำหล่อเย็นขณะขัดชิ้นงาน 4. จำนวนรอบในการขัด 5. อัตราการกินเนื้อชิ้นงาน 6. เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอน ณ ปัจจุบัน 7. ค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงาน 8. ผลต่างของค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงาน แต่เนื่องจากปัจจัยที่ 1 – 3 เป็นปัจจัยที่ไม่สามารถควบคุมได้และไม่สามารถเก็บข้อมูลได้ ดังนั้นปัจจัยที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองทั้งหมดคือ 5 ตัวแปรและมีผลลัพธ์ที่ต้องการ 1 ตัวแปรแสดงดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ข้อมูลป้อนเข้า (Input) และ ผลลัพธ์ (Output) ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูลป้อนเข้า	ความหมาย
1. Cycle (n(t))	คือ จำนวนรอบในการขัดแผ่นซิลิคอนที่เวลา t (รอบ)
2. Lap Rate (LR(t))	คือ อัตราการกินเนื้อชิ้นงานที่เวลา t (นาโนเมตรต่อนาที)
3. Lap Time (LT(t))	คือ เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนที่เวลา t (นาที)
4. Stock Removal (SR(t))	คือ ค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานที่เวลา t (นาโนเมตร)
5. Stock Removal Difference (Δ SR(t))	คือ ผลต่างของค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานที่เวลา t (นาโนเมตร)
ผลลัพธ์ที่ต้องการ	ความหมาย
1. Lap Time (LT(t+1))	คือ เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนที่เวลา t + 1 (นาที)

3.1 ข้อมูลป้อนเข้าหรือปัจจัยนำเข้า (Input) ที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.1.1 จำนวนรอบในการจัดแผ่นซิลิคอน (Cycle) เป็นปัจจัยนำเข้าเพื่อสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ว่ารอบการจัดแผ่นซิลิคอนที่ 1 จะแตกต่างจากรอบการจัดอื่นๆ เช่นความแตกต่างกันในเรื่องของเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอน (Lap Time) คือเมื่อรอบการจัดมากขึ้นเวลาที่ใช้ในการจัดก็มีแนวโน้มมากขึ้นด้วย เนื่องจากล้อหินขัดเกิดการสึกหรือทำให้ต้องเพิ่มเวลาที่ใช้ในการจัดเพื่อชดเชยล้อหินขัดที่สึกหรือ และในเรื่องของอัตราการกินเนื้อชิ้นงาน (Lap Rate) คือเมื่อรอบการจัดมากขึ้น อัตราการกินเนื้อชิ้นงานก็มีแนวโน้มลดลง เนื่องจากล้อหินขัดเกิดการสึกหรือเช่นกัน แสดงดังภาพที่ 40 (ล้อหินขัด 1 ล้อสามารถจัดได้ประมาณ 13 รอบ) (คิดในรูปเปอร์เซ็นต์)

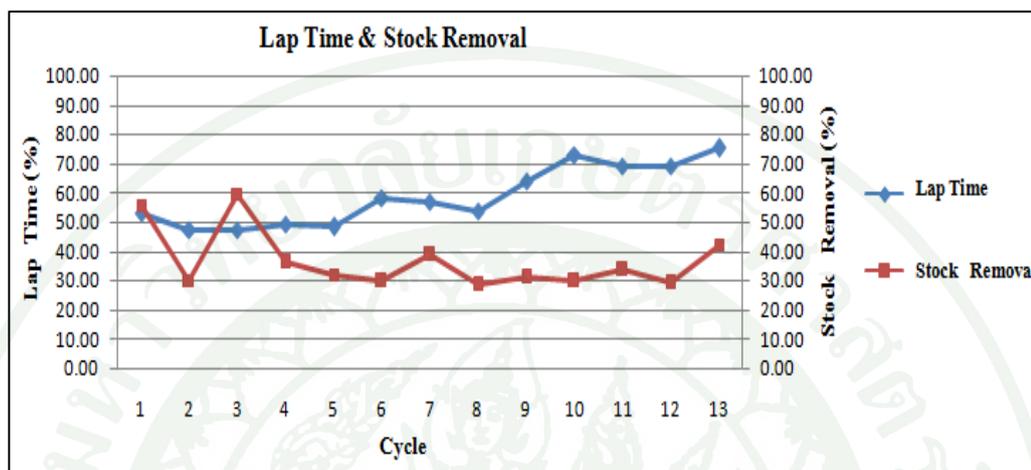


ภาพที่ 40 กราฟค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนและค่าอัตราการกินเนื้อชิ้นงานในแต่ละรอบ

3.1.2 เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอน (Lap Time) เป็นปัจจัยนำเข้าเพื่อสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ว่าเมื่อรอบการจัดเพิ่มมากขึ้น เวลาที่ใช้ในการจัดก็มีแนวโน้มมากขึ้นด้วย เนื่องจากล้อหินขัดเกิดการสึกหรือทำให้ต้องเพิ่มเวลาที่ใช้ในการจัดเพื่อชดเชยล้อหินขัดที่สึกหรือไป และสอนให้โครงข่ายเรียนรู้ในกรณีที่กำลังทำการกินเนื้อชิ้นงาน (Stock Removal) น้อยกว่าค่าเป้าหมายควรเพิ่มเวลา แต่ถ้ามากกว่าค่าเป้าหมายควรลดเวลา

3.1.3 อัตราการกินเนื้อชิ้นงาน (Lap Rate) เป็นปัจจัยนำเข้าเพื่อสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ว่าเมื่อรอบการจัดมากขึ้น อัตราการกินเนื้อชิ้นงานก็จะมีแนวโน้มลดลง เนื่องจากล้อหินขัดเกิดการสึกหรือ จึงส่งผลให้การกินเนื้อชิ้นงานต่อหน่วยเวลาลดลงด้วย

3.1.4 ค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงาน (Stock Removal) เป็นปัจจัยนำเข้าเพื่อสอนให้
 โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ว่าเมื่อเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนค่านี จะได้ค่าเพื่อการกินเนื้อ
 ชิ้นงานประมาณเท่าไร แสดงดังภาพที่ 41

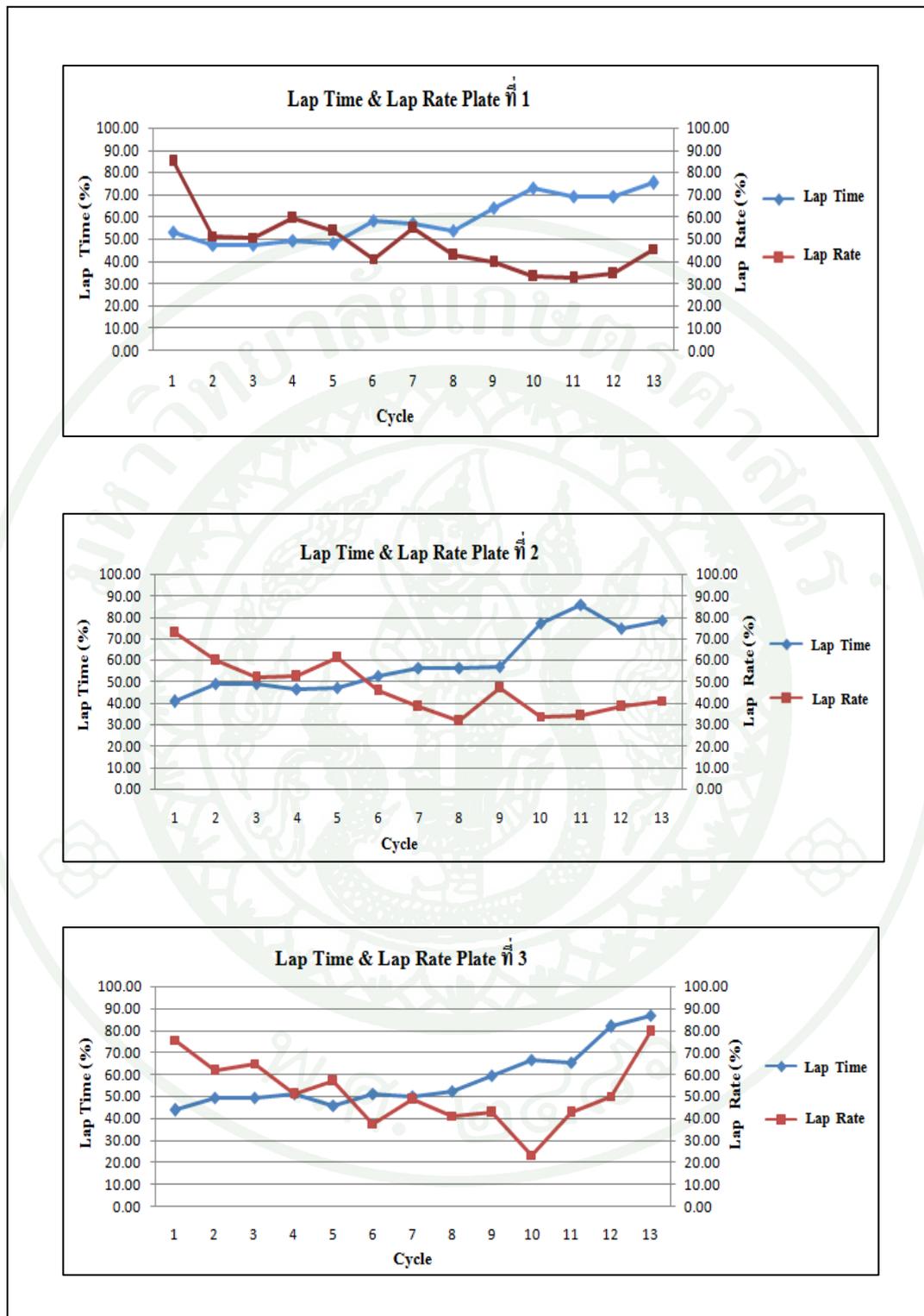


ภาพที่ 41 กราฟเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนและค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานในแต่ละรอบ

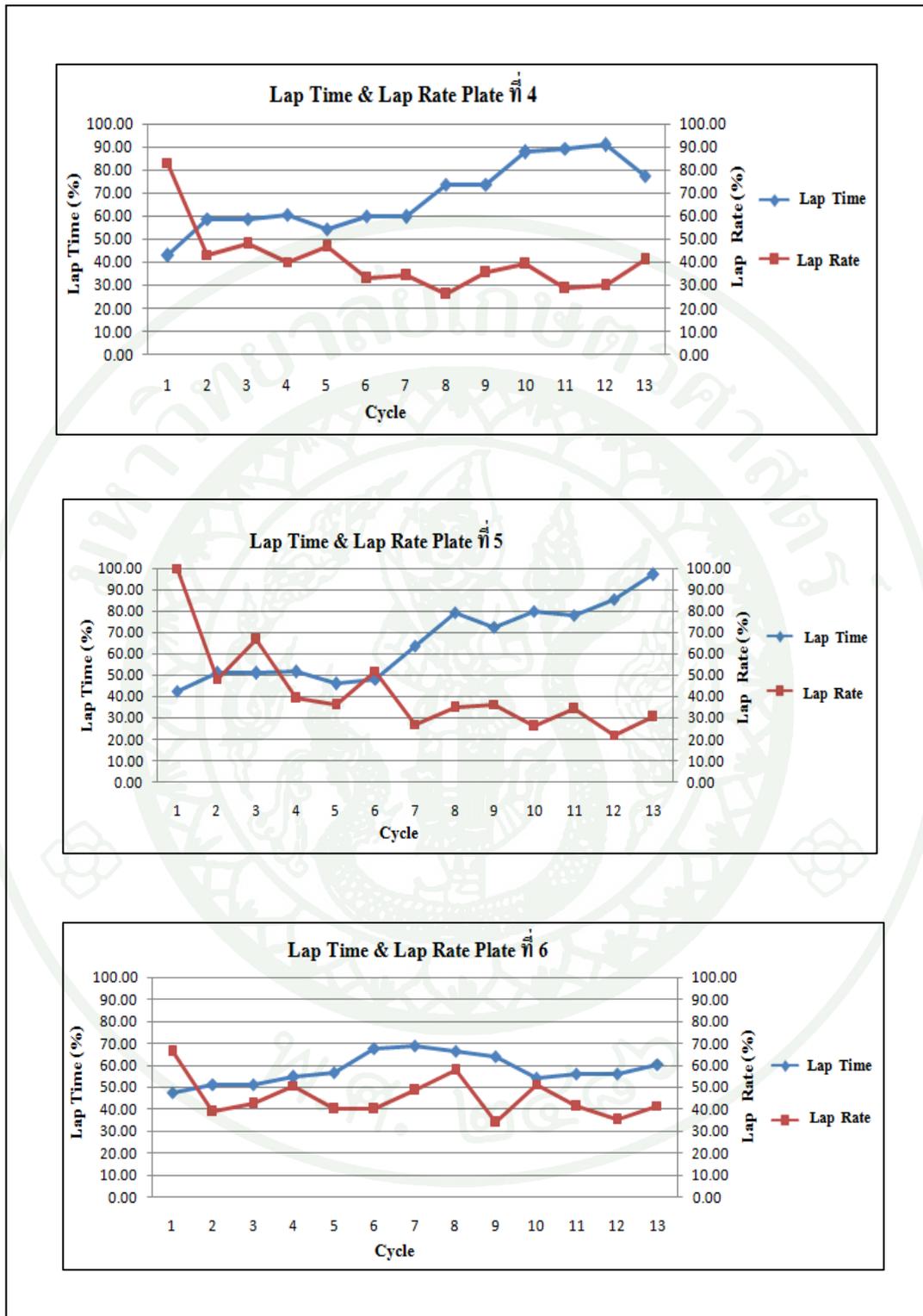
3.1.5 ผลต่างของค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานกับค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานเป้าหมาย
 ($\Delta SR = SR - SR_{target}$) เป็นปัจจัยนำเข้าเพื่อสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมรู้ถึงผลต่าง
 ระหว่างค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานที่ขัดได้จริงกับค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานเป้าหมาย ($SR_{target} =$
 12.5) เพื่อเป็นข้อมูลในการตัดสินใจในการกำหนดเวลารอบต่อไป

4. การรวบรวมและคัดแยกข้อมูล

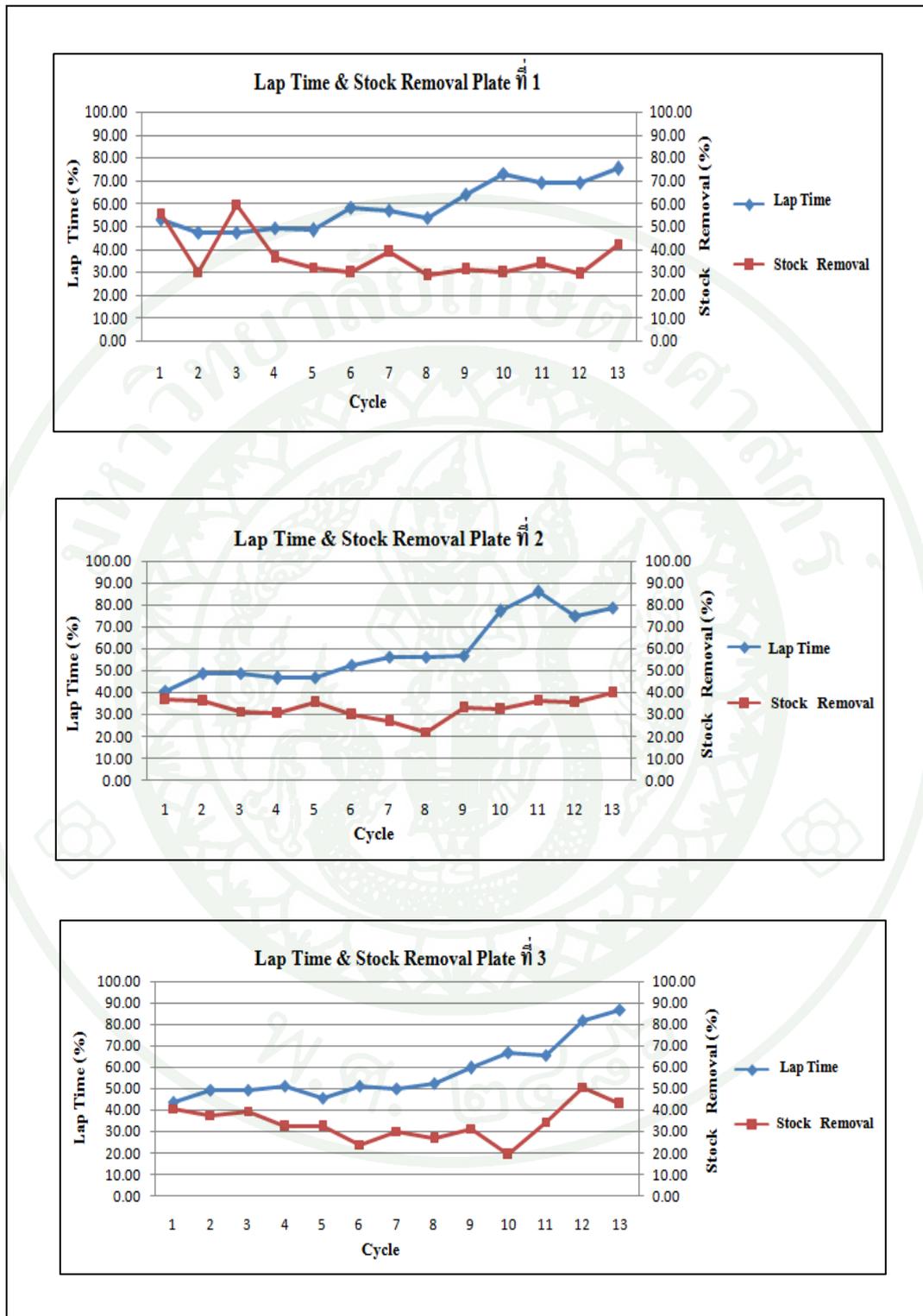
4.1 ศึกษาและวิเคราะห์ข้อมูลเกี่ยวกับเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนในอดีต และปัจจัยที่
 เกี่ยวข้องกับกระบวนการขัดแผ่นซิลิคอนและการทำงานของเครื่องขัดแผ่นซิลิคอน โดยทำการ
 ศึกษาที่ละล้อหินขัด (Plate) จากนั้นพล็อตกราฟค่าเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนกับค่าอัตราการ
 กินเนื้อชิ้นงาน (Lap Rate) และค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงาน (Stock Removal) ในแต่ละล้อหินขัดที่ผ่าน
 การคัดเลือก โดยล้อหินขัดที่ผ่านการคัดเลือกรับจะมีจำนวนรอบของการขัดชิ้นงานครบ 13 รอบ
 (ครบอายุการใช้งานของล้อหินขัด) และสังเกตความสัมพันธ์ของกราฟในแต่ละล้อหินขัด ดังแสดง
 ตัวอย่างกราฟในภาพที่ 42 – 45 (คิดในรูปเปอร์เซ็นต์)



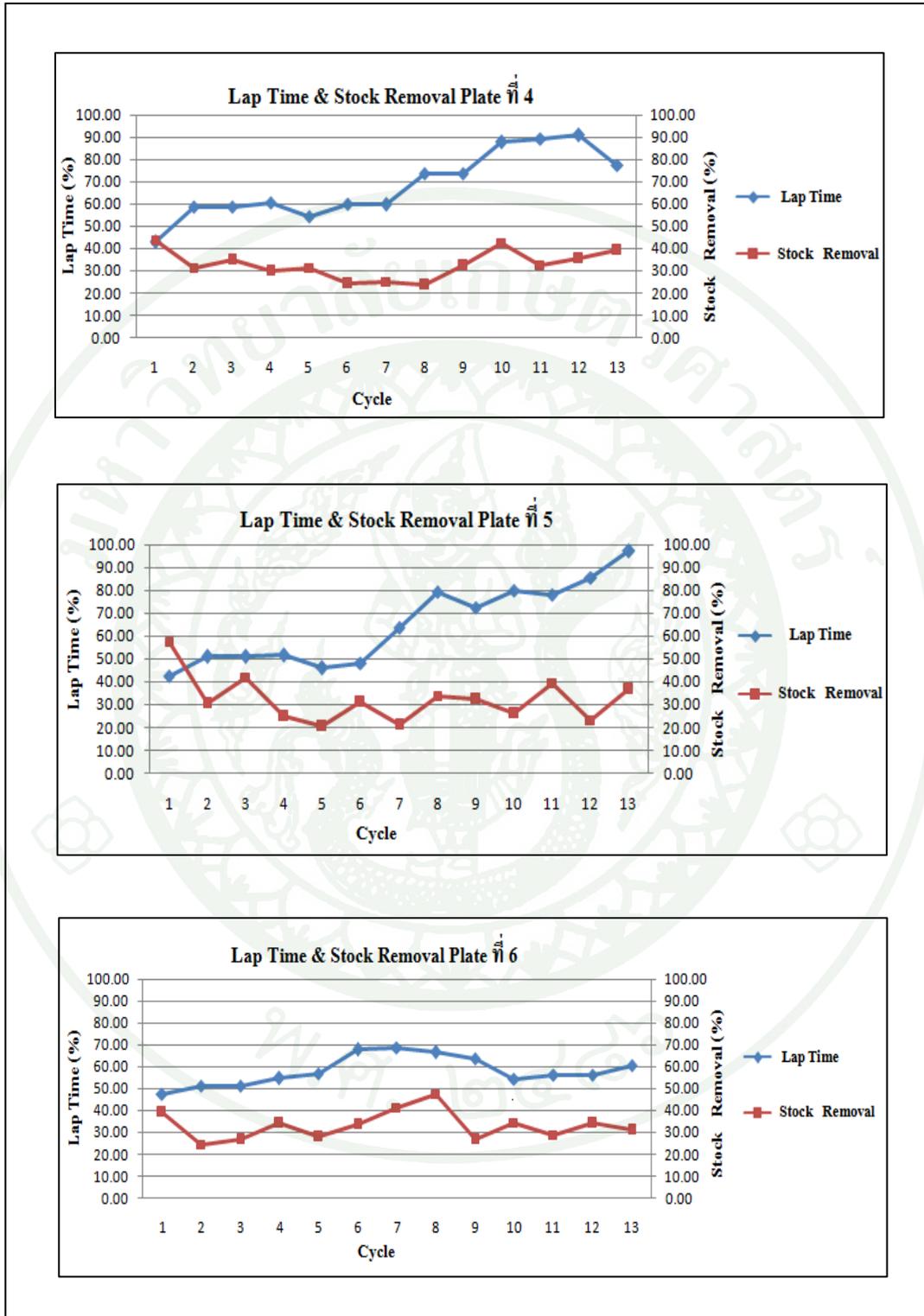
ภาพที่ 42 ตัวอย่างกราฟค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนและค่าอัตราการกินเนื้อชิ้นงานของ ล้อหินขัดที่ 1 – 3



ภาพที่ 43 ตัวอย่างกราฟค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนและค่าอัตราการกินเนื้อชิ้นงานของ ล้อหินขัดที่ 4 – 6



ภาพที่ 44 ตัวอย่างกราฟค่าเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนและค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานของ ล้อหินขัดที่ 1 – 3



ภาพที่ 45 ตัวอย่างกราฟค่าเวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนและค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานของ ล้อหินขัดที่ 4 – 6

จากภาพที่ 42 และ 43 แสดงตัวอย่างกราฟค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนและค่าอัตราการกินเนื้อชิ้นงานในแต่ละรอบ ซึ่งจากกราฟเมื่อจำนวนรอบในการจัดเพิ่มมากขึ้น เวลาที่ใช้ในการจัดก็มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นด้วย เนื่องจากล้อยินขัดเกิดการสึกหรือจึงทำให้ต้องเพิ่มเวลาในการจัดเพื่อชดเชยล้อยินขัดที่สึกหรือ ดังนั้นเมื่อล้อยินขัดเกิดการสึกหรือทำให้ค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานต่อหน่วยเวลามีแนวโน้มลดลง จึงส่งผลทำให้ค่าอัตราการกินเนื้อชิ้นงานมีแนวโน้มลดลงด้วย แต่ในบางกรณีเมื่อเวลากลับลดลงในรอบท้ายๆ ของการจัด ค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานกลับเพิ่มขึ้นดูจากภาพที่ 44 Lap Time & Stock Removal Plate ที่ 3 ในรอบที่ 11 เมื่อเวลาลดลงจากรอบที่ 10 ค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานก็เพิ่มขึ้น ทำให้อัตราการกินเนื้อชิ้นงานเพิ่มขึ้นด้วยซึ่งดูได้จากภาพที่ 42 Lap Time & Lap Rate Plate ที่ 3 ในรอบที่ 11

จากภาพที่ 44 และ 45 แสดงตัวอย่างกราฟค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนและค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงาน ซึ่งจากกราฟเมื่อจำนวนรอบในการจัดเพิ่มมากขึ้น เวลาที่ใช้ในการจัดก็มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นด้วย เนื่องจากล้อยินขัดเกิดการสึกหรือจึงทำให้ต้องเพิ่มเวลาในการจัดเพื่อชดเชยล้อยินขัดที่สึกหรือ และเพื่อให้ได้ค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานที่เหมาะสม แต่ในบางกรณีเมื่อเพิ่มเวลามากขึ้น ค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานก็ไม่เพิ่ม แต่กลับกินเนื้อชิ้นงานได้น้อยลง ดูจากภาพที่ 45 Lap Time & Stock Removal Plate ที่ 6 ในรอบที่ 2 เมื่อเพิ่มเวลาจากรอบที่ 1 ค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานในรอบที่ 2 กลับลดลงมากเมื่อเปรียบเทียบกับรอบที่ 1 หรืออาจจะเป็นอีกกรณีคือเมื่อลดเวลาลง ค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานก็ไม่ลดลง แต่กลับกินเนื้อชิ้นงานได้เพิ่มขึ้น ดูจากภาพที่ 45 Lap Time & Stock Removal Plate ที่ 4 ในรอบที่ 13 เมื่อลดเวลาที่ใช้ในการจัดจากรอบที่ 12 ค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานในรอบที่ 13 กลับเพิ่มขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับรอบที่ 12 ดังนั้นแสดงให้เห็นว่าข้อมูลป้อนเข้าหรือปัจจัยที่เกี่ยวข้องดังกล่าวมีความสัมพันธ์กันในลักษณะที่ไม่เป็นเชิงเส้น

4.2 ทำการคัดแยกชุดข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วนคือส่วนที่ 1 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม (Training Set) เพื่อใช้ในการสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ ส่วนที่ 2 เป็นชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม (Testing Set) เพื่อใช้ในการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนที่ 3 ชุดข้อมูลสำหรับการตรวจประเมิน (Validation Set) เพื่อช่วยในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งในการทดลองได้ทำการแบ่งชุดข้อมูลเป็นชุดข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ 70% และชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ 30% ส่วนชุดข้อมูลที่ใช้ในการตรวจประเมินนั้นจะเป็นส่วนหนึ่งของชุดข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้และการทดสอบ ซึ่งทำการแบ่งตามช่วงของชุดข้อมูลได้ดังนี้

ค่าของข้อมูลป้อนเข้าที่ใช้ในการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอน ตั้งแต่ Pattern 1 ถึง 936 สำหรับชุดข้อมูลของการเรียนรู้ (Training Set)

ค่าของข้อมูลป้อนเข้าที่ใช้ในการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอน ตั้งแต่ Pattern 601 ถึง 1,056 สำหรับชุดข้อมูลของการตรวจประเมิน (Validation Set)

ค่าของข้อมูลป้อนเข้าที่ใช้ในการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอน ตั้งแต่ Pattern 937 ถึง 1,344 สำหรับชุดข้อมูลของการทดสอบ (Testing Set)

ตารางที่ 4 ตัวอย่างชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ การตรวจประเมิน และการทดสอบ ของโครงข่ายประสาทเทียม

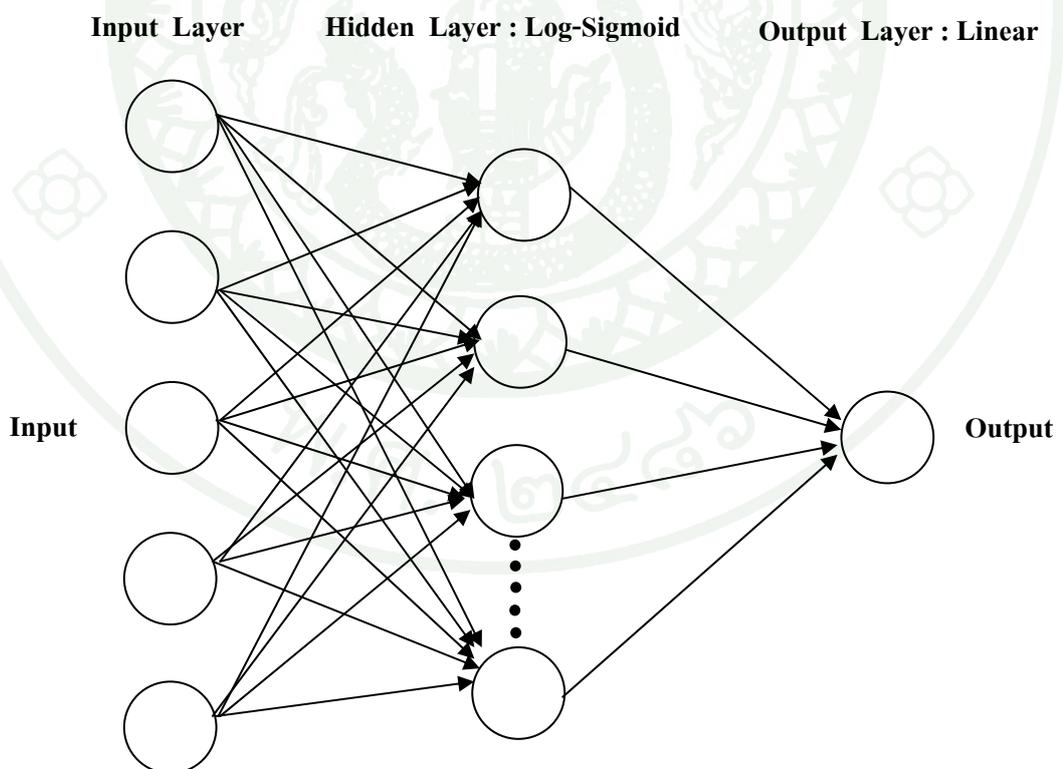
n(t)	Lap Rate (t)	Lap Time (t)	Stock Removal (t)	$\Delta SR(t)$	Lap Time (t+1)
1	84.78	53.09	55.68	24.43	47.45
2	51.22	47.45	30.09	-1.16	47.45
3	50.78	47.45	59.58	28.33	49.09
4	59.39	49.09	36.08	4.83	48.18
5	53.67	48.18	32.00	0.75	58.36
6	41.06	58.36	29.63	-1.63	57.09
7	54.78	57.09	38.70	7.45	53.82
8	42.89	53.82	28.51	-2.74	64.00
9	39.28	64.00	31.13	-0.13	73.09
10	33.06	73.09	29.90	-1.35	69.09
11	32.67	69.09	33.75	2.50	69.09
12	34.33	69.09	29.33	-1.93	75.09

หมายเหตุ จากข้อมูลตัวอย่างในตารางที่ 4 เป็นข้อมูลของล้อหินชุด 1 ล้อ (คิดในรูปเปอร์เซ็นต์)

4.3 ทำการ Normalize ข้อมูลทั้ง 3 ชุดที่เลือก เพื่อให้อยู่ระหว่างค่าขอบเขตที่กำหนดก่อนที่ จะนำไปเปลี่ยนเป็นข้อมูลป้อนเข้า (Input) ของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะปรับข้อมูลให้อยู่ ในช่วง [-1, 1]

5. การแบ่งรูปแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อทำการคัดเลือกข้อมูลป้อนเข้าในชั้นรับข้อมูลหรือชั้นอินพุต (Input Layer) ของโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว งานวิจัยนี้จึงได้แบ่งรูปแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมออกเป็น 20 รูปแบบ ซึ่งใช้จำนวนนิวรอนตั้งแต่ 5 นิวรอนจนกระทั่งถึง 100 นิวรอน โดยเพิ่มครั้งละ 5 นิวรอนในแต่ละรูปแบบ จากนั้นข้อมูลส่วนที่ใช้ในกระบวนการเรียนรู้ (Training Set) จะถูกนำมาป้อนให้กับสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 20 รูปแบบ เพื่อคำนวณหาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองที่ส่งผลกระทบต่อค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอน โดยค่าความสัมพันธ์นี้จะอยู่ในรูปของค่าน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) ดังที่กล่าวมาแล้วข้างต้น โดยทั้ง 20 รูปแบบมีฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อน (Hidden Layer) และฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นแสดงผล (Output Layer) ได้แก่ ล็อก-ซิกมอยด์ (Log-Sigmoid) และลิเนียร์ (Linear) ตามลำดับ แสดงดังภาพที่ 46 และแต่ละรูปแบบจะมีจำนวนนิวรอน (Neuron) ในชั้นซ่อน (Hidden Layer) ที่แตกต่างกันแสดงดังตารางที่ 5

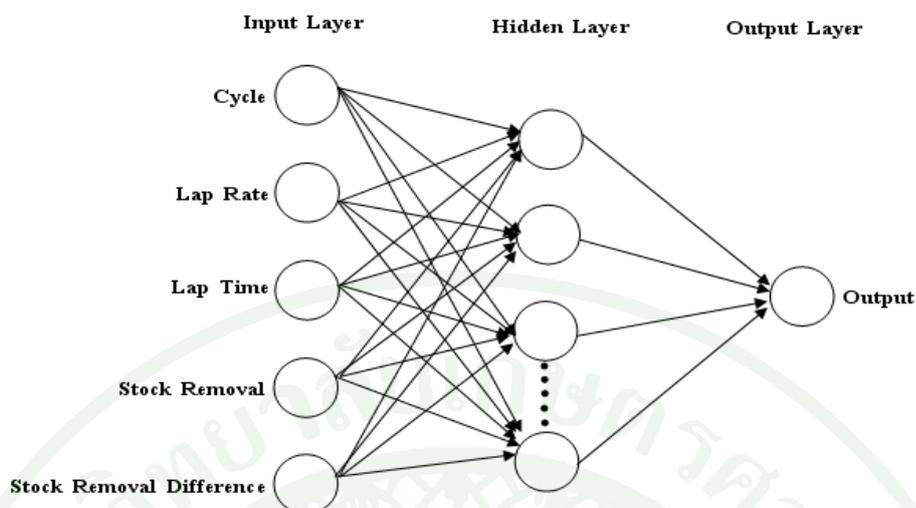


ภาพที่ 46 โครงสร้างสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

ตารางที่ 5 การออกแบบการทดลองเพื่อหาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่แตกต่างกันทั้ง 20 รูปแบบ

โครงสร้างของสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม				
ลักษณะโครงสร้าง (จำนวนนิวรอน)				
ชั้นรับข้อมูล - ชั้นซ่อน - ชั้นแสดงผล				
1.	5	-	5	- 1
2.	5	-	10	- 1
3.	5	-	15	- 1
4.	5	-	20	- 1
5.	5	-	25	- 1
6.	5	-	30	- 1
7.	5	-	35	- 1
8.	5	-	40	- 1
9.	5	-	45	- 1
10.	5	-	50	- 1
11.	5	-	55	- 1
12.	5	-	60	- 1
13.	5	-	65	- 1
14.	5	-	70	- 1
15.	5	-	75	- 1
16.	5	-	80	- 1
17.	5	-	85	- 1
18.	5	-	90	- 1
19.	5	-	95	- 1
20.	5	-	100	- 1

โดยข้อมูลป้อนเข้า (Input) ทั้งหมดได้แสดงเป็นโครงสร้างของสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับในการพยากรณ์ค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนแสดงดังภาพที่ 47 เพื่อหาสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม (Optimum model) ที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด



ภาพที่ 47 โครงสร้างสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพยากรณ์ค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีลิกอน

6. การพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีลิกอน

การพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีลิกอนโดยการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์แมทแลป ซึ่งขั้นตอนของการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับประกอบด้วย 2 ขั้นตอน คือขั้นตอนของกระบวนการเรียนรู้ (Training Process) และขั้นตอนของกระบวนการทดสอบ (Testing Process) โดยแสดงขั้นตอนของวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับดังภาพที่ 48

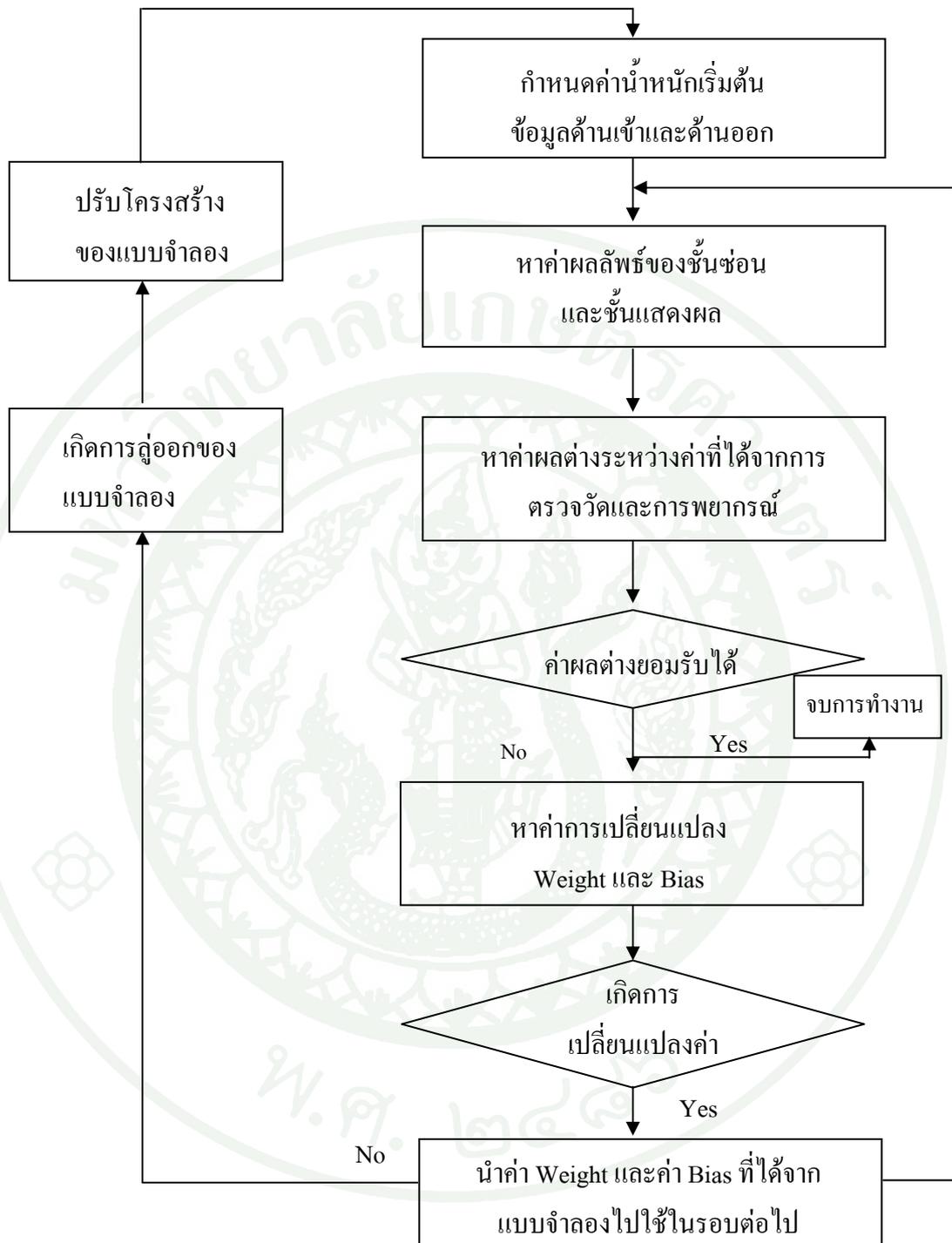
6.1 กระบวนการเรียนรู้ (Training Process)

ขั้นตอนของกระบวนการเรียนรู้แสดงได้ดังภาพที่ 49 ซึ่งเริ่มจากการกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Functions) จำนวนชั้น (Number of Network Layers) ของโครงข่ายประสาทเทียม จำนวนหน่วยรับข้อมูลหรือจำนวนข้อมูลป้อนเข้า (Number of Input Nodes) จำนวนนิวรอน (Hidden Layer Nodes) ของชั้นซ่อนแต่ละชั้นและกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ จากนั้นนำข้อมูลอินพุต และข้อมูลเอาต์พุต (ข้อมูลเป้าหมาย) ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลหรือปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีลิกอนที่ได้จากการวัดจริงที่ผ่านการคัดเลือกซึ่งจะถูกนำมาป้อนให้สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 20 รูปแบบ เพื่อที่จะคำนวณหาความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุต โดยค่าความสัมพันธ์นี้จะอยู่ในรูปของค่า

น้ำหนัก และค่าไบแอสหรือเรียกว่าการประมวณผล ซึ่งการประมวณผลนั้น โปรแกรมได้ทำการพยากรณ์ค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนและนำมาเปรียบเทียบกับค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่ได้จากการวัดจริง เพื่อคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนทั้งหมด (Total Error) ที่เกิดขึ้น ถ้าค่าความคลาดเคลื่อนทั้งหมดมากกว่าค่าที่กำหนด โปรแกรมจะทำการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบแอส แล้วคำนวณค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนและค่าความคลาดเคลื่อนใหม่ทั้งหมดอีกครั้ง เมื่อค่าความคลาดเคลื่อนทั้งหมดเท่ากับค่าที่กำหนดหรือน้อยกว่า โครงข่ายจะหยุดการฝึกสอนและทำการคำนวณค่าประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมและทำการบันทึกค่าน้ำหนักและค่าไบแอสเพื่อนำไปใช้ในกระบวนการทดสอบต่อไป

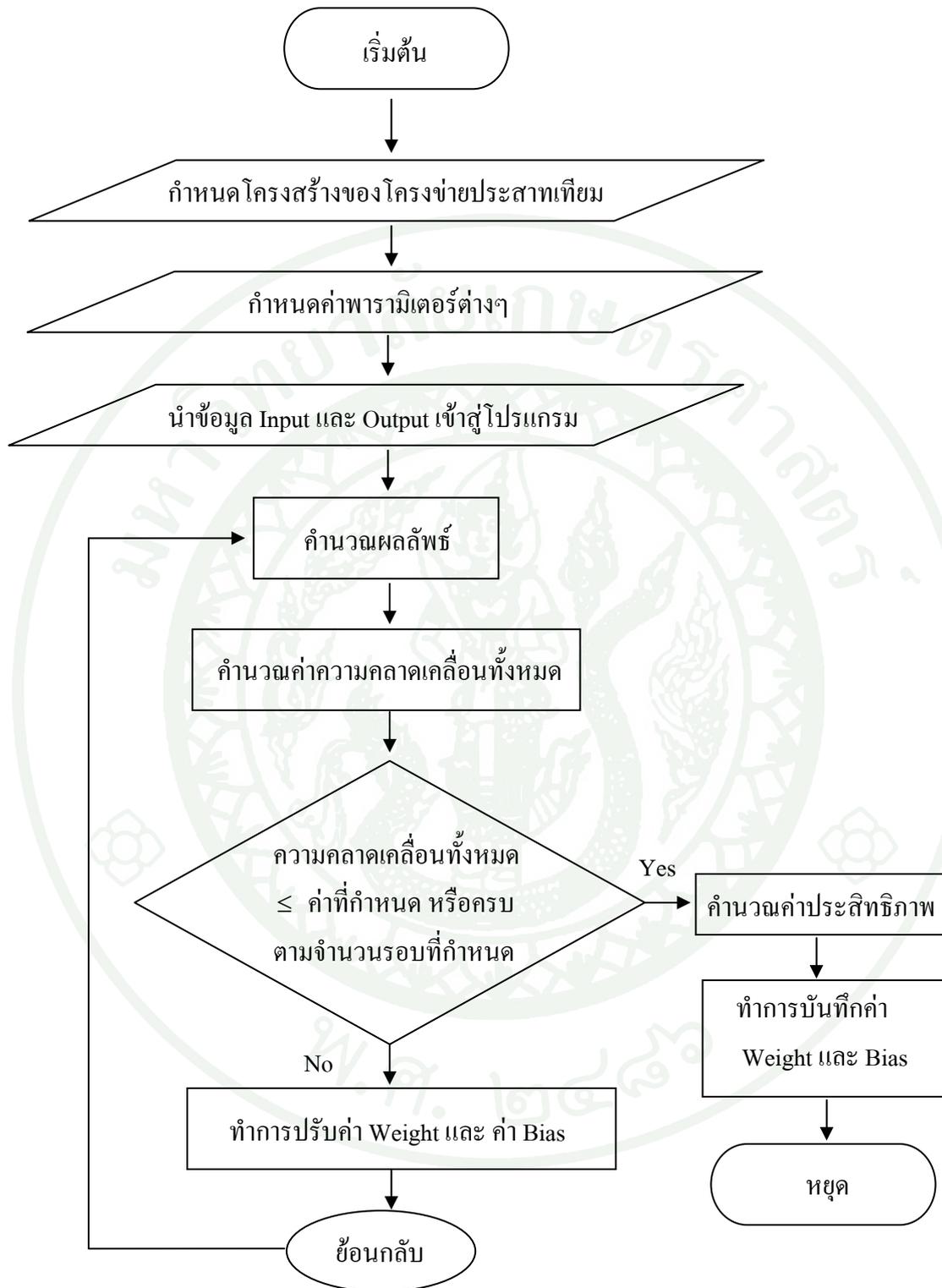
6.2 กระบวนการทดสอบ (Testing Process)

การนำค่าน้ำหนัก ค่าไบแอสและค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่สรุปได้จากกระบวนการเรียนรู้ ซึ่งจำเป็นต้องผ่านกระบวนการทดสอบ โดยเลือกใช้ชุดข้อมูลที่มีความแตกต่างกับชุดข้อมูลที่ใช้ในกระบวนการเรียนรู้ เพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมก่อนการนำไปใช้ในการพยากรณ์ค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนในงานจริง กระบวนการทดสอบเป็นการคำนวณไปข้างหน้าเพียงอย่างเดียว (Forward Computation) โดยไม่มีการคำนวณย้อนกลับ (Backward Computation) ไปเพื่อปรับค่าน้ำหนักและค่าไบแอส ขั้นตอนของกระบวนการทดสอบ แสดงได้ดังภาพที่ 50 โดยเริ่มจากการนำค่าน้ำหนัก ค่าไบแอสและค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่สรุปได้จากกระบวนการเรียนรู้มาใช้ในการคำนวณไปข้างหน้า ผลลัพธ์ที่ได้จากกระบวนการทดสอบคือค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนและค่าทางสถิติที่น่าสนใจ โดยการตัดสินความแม่นยำของแต่ละสถาปัตยกรรมจะใช้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error : MSE) และค่าดัชนีประสิทธิภาพ (Efficiency Index : EI) เป็นตัวเปรียบเทียบ



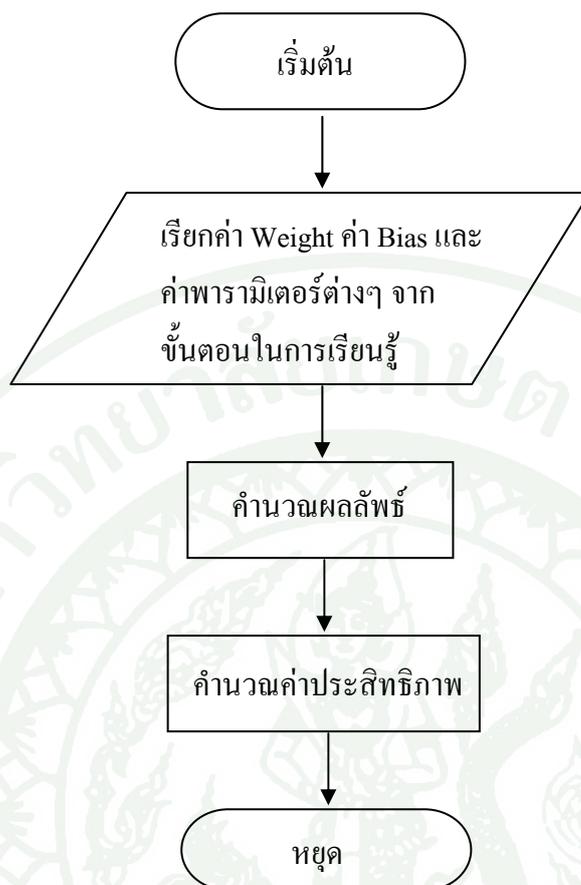
ภาพที่ 48 แผนภูมิแสดงขั้นตอนของวิธีการ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ

ที่มา: รสกร (2546)



ภาพที่ 49 แผนภูมิแสดงขั้นตอนกระบวนการเรียนรู้ (Training Procedure)

ที่มา: รศกร (2546)



ภาพที่ 50 แผนภูมิแสดงขั้นตอนกระบวนการทดสอบ (Testing Procedure)

ที่มา: รสกร (2546)

7. การวิเคราะห์ผลทางสถิติของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

7.1 นำผลลัพธ์ที่ผ่านการปรับค่าแล้วมาวิเคราะห์ผลทางสถิติเพื่อหาประสิทธิภาพหรือความแม่นยำของการพยากรณ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อเทียบกับค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนที่ได้จากการวัดจริง โดยใช้ค่าทางสถิติ 2 ค่าคือค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) และค่าดัชนีประสิทธิภาพ (Efficiency Index : EI) เป็นตัวเปรียบเทียบ

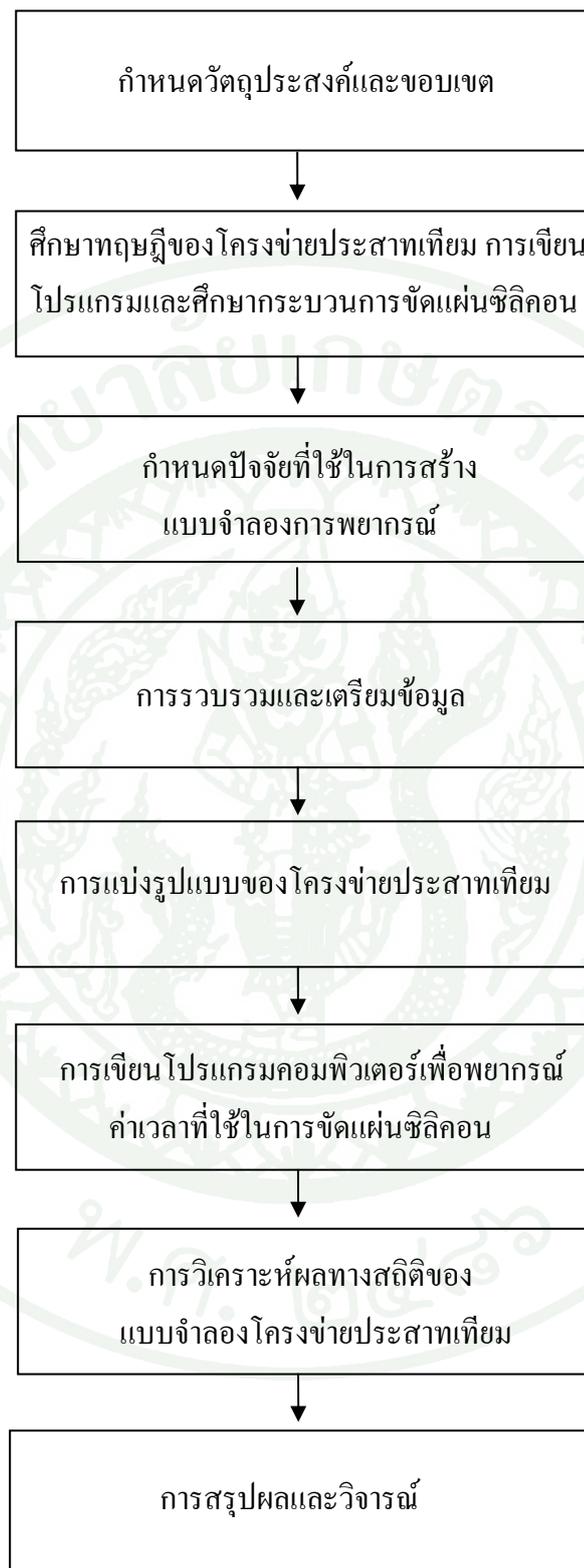
7.2 พิจารณาคัดเลือกสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่สุดที่ควรนำมาใช้ในการพยากรณ์ค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอน โดยเลือกจากสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (MSE) ต่ำที่สุดในขั้นตอนของ

กระบวนการเรียนรู้ ซึ่งแสดงถึงความสามารถในการหาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง (Input) กับเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอน (Output)

7.3 พล็อตกราฟเพื่อแสดงผลของประสิทธิภาพในการพยากรณ์ (ค่าทางสถิติที่สนใจ) ของโครงข่ายประสาทเทียม

7.4 พล็อตกราฟเพื่อแสดงผลของค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่พยากรณ์ได้จากสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม (Optimum Model) กับค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนจริง

8. การสรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ



ภาพที่ 51 แผนภูมิแสดงขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

ผลและวิจารณ์

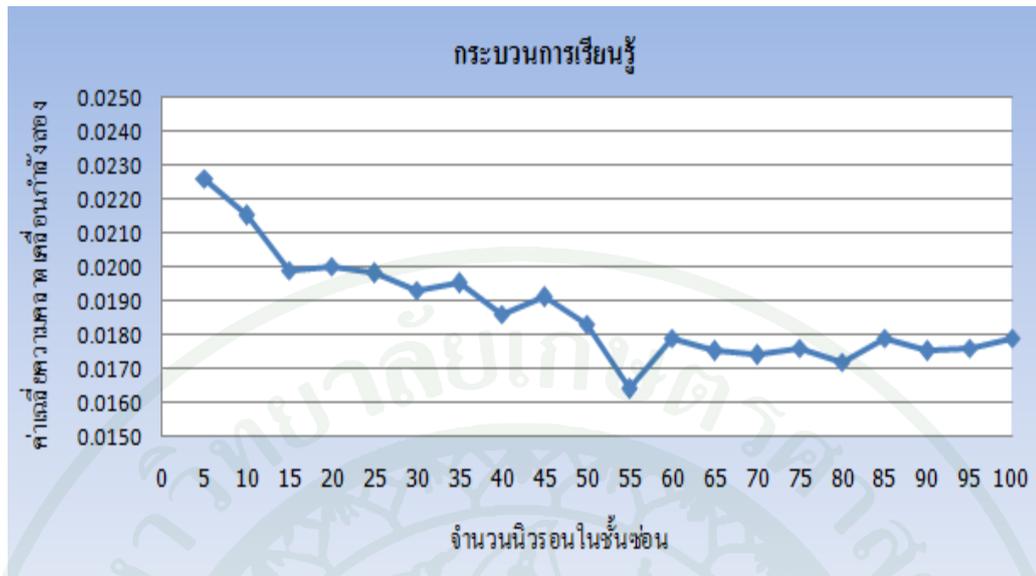
ผลการทดสอบการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอน

ผลการทดสอบการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network) ที่ได้จากการเขียนโปรแกรมแมทแลป (Matlab) เมื่อพิจารณาถึงความสัมพันธ์ของข้อมูลป้อนเข้า (Input) ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองแล้ว นำข้อมูลเหล่านี้มาทำการคัดเลือกเพื่อนำไปใช้ในขั้นตอนของกระบวนการเรียนรู้ (Training Process) และขั้นตอนของกระบวนการทดสอบ (Testing Process) โดยทำการแบ่งรูปแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมและกำหนดโครงสร้างแต่ละรูปแบบของสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นทำการทดลองหาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่แตกต่างกันของแต่ละรูปแบบและต่อมาทำการเปรียบเทียบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรูปแบบในขั้นตอนของกระบวนการเรียนรู้ให้มีความเหมาะสม ซึ่งพิจารณาได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองต่ำที่สุด เมื่อได้โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมจึงทำการบันทึกค่าน้ำหนักและค่าไบแอส และค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่สรุปได้จากขั้นตอนของกระบวนการเรียนรู้ จากนั้นนำค่าที่บันทึกได้เหล่านี้ไปสู่ขั้นตอนของกระบวนการทดสอบ โดยการตัดสินใจความแม่นยำของแต่ละรูปแบบของสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะใช้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error : MSE) และค่าดัชนีประสิทธิภาพ (Efficiency Index : EI) เป็นตัวเปรียบเทียบ

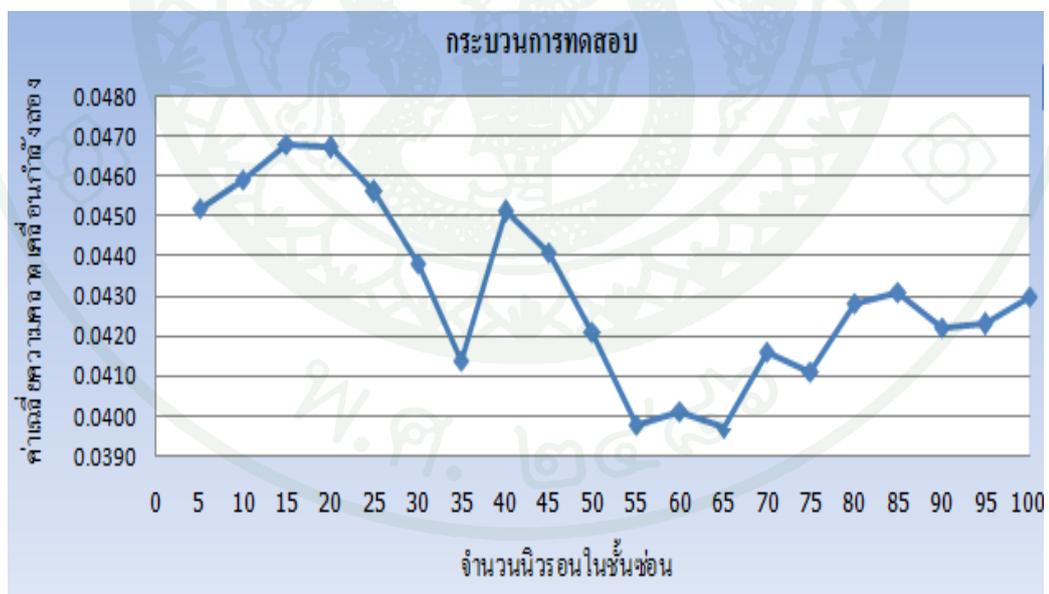
ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของกระบวนการเรียนรู้ และกระบวนการทดสอบ และค่าดัชนีประสิทธิภาพของกระบวนการทดสอบของแต่ละรูปแบบแสดงดังตารางที่ 6 โดยกราฟแสดงค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของกระบวนการเรียนรู้ และกระบวนการทดสอบของแต่ละรูปแบบแสดงดังภาพที่ 52-53 กราฟแสดงค่าดัชนีประสิทธิภาพในกระบวนการทดสอบของแต่ละรูปแบบแสดงดังภาพที่ 54 และกราฟแสดงค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่พยากรณ์ได้จากสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนจริงแสดงดังภาพที่ 56 โดยตารางที่ 8 แสดงค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่พยากรณ์ได้จากสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนจริง

ตารางที่ 6 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของกระบวนการเรียนรู้ และกระบวนการทดสอบ และค่าดัชนีประสิทธิภาพของกระบวนการทดสอบของแต่ละรูปแบบของสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

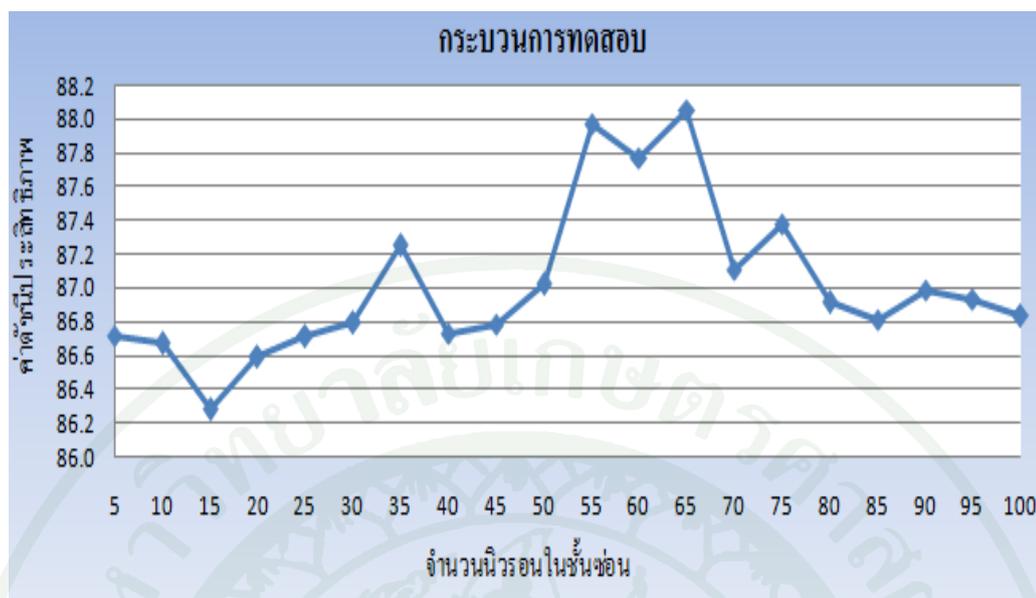
	ลักษณะโครงสร้าง (จำนวนนิวรอน)					MSE (Training)	MSE (Testing)	EI (%) (Testing)
	ชั้นรับข้อมูล	-	ชั้นซ่อนที่	-	ชั้นแสดงผล			
1.	5	-	5	-	1	0.0226	0.0452	86.72
2.	5	-	10	-	1	0.0215	0.0459	86.67
3.	5	-	15	-	1	0.0199	0.0468	86.28
4.	5	-	20	-	1	0.0200	0.0467	86.59
5.	5	-	25	-	1	0.0198	0.0456	86.71
6.	5	-	30	-	1	0.0193	0.0438	86.79
7.	5	-	35	-	1	0.0195	0.0414	87.25
8.	5	-	40	-	1	0.0186	0.0451	86.73
9.	5	-	45	-	1	0.0191	0.0441	86.78
10.	5	-	50	-	1	0.0183	0.0421	87.02
11.	5	-	55	-	1	0.0164	0.0398	87.97
12.	5	-	60	-	1	0.0179	0.0401	87.77
13.	5	-	65	-	1	0.0175	0.0397	88.05
14.	5	-	70	-	1	0.0174	0.0416	87.11
15.	5	-	75	-	1	0.0176	0.0411	87.38
16.	5	-	80	-	1	0.0172	0.0428	86.91
17.	5	-	85	-	1	0.0179	0.0431	86.81
18.	5	-	90	-	1	0.0175	0.0422	86.99
19.	5	-	95	-	1	0.0176	0.0423	86.93
20.	5	-	100	-	1	0.0179	0.0430	86.83



ภาพที่ 52 ผลการทดลองจากชุดข้อมูลที่ใช้ในกระบวนการเรียนรู้ โดยค่าคลาดเคลื่อนคำนวณในรูปของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (MSE) ของทั้ง 20 รูปแบบ



ภาพที่ 53 ผลการทดลองจากชุดข้อมูลที่ใช้ในกระบวนการทดสอบ โดยค่าคลาดเคลื่อนคำนวณในรูปของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (MSE) ของทั้ง 20 รูปแบบ



ภาพที่ 54 ค่าดัชนีประสิทธิภาพ (EI) จากผลการทดลองของชุดข้อมูลที่ใช้ในกระบวนการทดสอบของทั้ง 20 รูปแบบ

จากตารางที่ 6 พิจารณารูปแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 20 รูปแบบ เมื่อเพิ่มจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมากขึ้นเรื่อยๆ ตั้งแต่ 5 – 100 นิวรอน โดยเพิ่มจำนวนนิวรอนครั้งละ 5 นิวรอนจะส่งผลทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของกระบวนการเรียนรู้มีแนวโน้มลดลงเรื่อยๆ จนกระทั่งถึงรูปแบบที่ 11 คือใช้จำนวนนิวรอนเท่ากับ 55 นิวรอนและหลังจากรูปแบบนี้จะทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองมีแนวโน้มเพิ่มขึ้น และค่าที่ได้ค่อนข้างใกล้เคียงกัน จนถึงรูปแบบที่ 20 คือใช้จำนวนนิวรอนเท่ากับ 100 นิวรอน แสดงได้ดังภาพที่ 52 ซึ่งเป็นกราฟที่แสดงให้เห็นว่าหลังจากการเพิ่มจำนวนนิวรอนมากกว่า 55 นิวรอนแล้ว พบว่าไม่สามารถทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้ดีขึ้นมากกว่าเดิม

จากภาพที่ 53 แสดงค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองจากผลการทดลองของชุดข้อมูลที่ใช้ในกระบวนการทดสอบ ซึ่งจากกราฟแสดงให้เห็นว่าการเพิ่มจำนวนนิวรอนส่งผลทำให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของกระบวนการทดสอบมีแนวโน้มลดลงเรื่อยๆ เช่นกัน จนกระทั่งถึงรูปแบบที่ 13 คือใช้จำนวนนิวรอนเท่ากับ 65 นิวรอนและมีค่าเพิ่มขึ้นหลังจากใช้จำนวนนิวรอนมากกว่า 65 นิวรอน และจากภาพที่ 54 แสดงค่าดัชนีประสิทธิภาพจากผลการทดลองของชุดข้อมูลที่ใช้ในกระบวนการทดสอบของแต่ละรูปแบบของสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งค่าดัชนีประสิทธิภาพมีแนวโน้มค่อยๆ เพิ่มขึ้นและลดลงหลังจากใช้จำนวนนิวรอนมากกว่า 65 นิวรอน

เช่นกัน แสดงให้เห็นว่าการเพิ่มจำนวนนิวรอนหลังจากนี้แล้วจะไม่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแต่อย่างใด

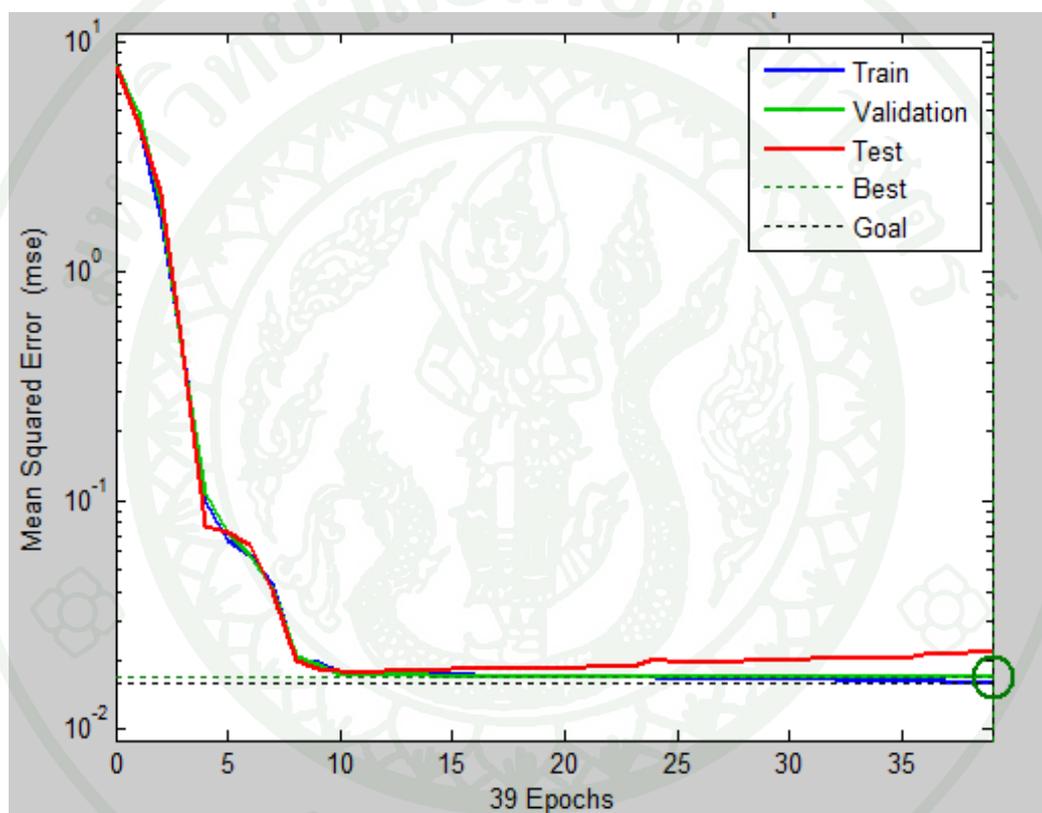
จากผลการทดลองของทั้ง 20 รูปแบบของสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมดังแสดงในตารางที่ 6 ข้างต้นพบว่า

1. ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของกระบวนการเรียนรู้ต่ำที่สุดคือ 0.0164 ของรูปแบบที่ 11 คือใช้จำนวนนิวรอนเท่ากับ 55 นิวรอน และสูงที่สุดคือ 0.0226 ของรูปแบบที่ 1 คือใช้จำนวนนิวรอนเท่ากับ 5 นิวรอน
2. ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของกระบวนการทดสอบต่ำที่สุดคือ 0.0397 ของรูปแบบที่ 13 คือใช้จำนวนนิวรอนเท่ากับ 65 นิวรอน และสูงที่สุดคือ 0.0468 ของรูปแบบที่ 3 คือใช้จำนวนนิวรอนเท่ากับ 15 นิวรอน
3. ค่าดัชนีประสิทธิภาพต่ำที่สุดคือ 86.28 % ของรูปแบบที่ 3 คือใช้จำนวนนิวรอนเท่ากับ 15 นิวรอน และสูงที่สุดคือ 88.05% ของรูปแบบที่ 13 คือใช้จำนวนนิวรอนเท่ากับ 65 นิวรอน

โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมพิจารณาจากค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของผลการทดลองจากชุดข้อมูลที่ใช้ในกระบวนการเรียนรู้ว่ารูปแบบไหนสามารถให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด ซึ่งแสดงถึงความสามารถในการเรียนรู้ถึงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลป้อนเข้ากับผลลัพธ์ได้เป็นอย่างดี ซึ่งพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมคือรูปแบบที่ 11 คือใช้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 55 นิวรอน

ถึงแม้ว่ารูปแบบที่ 11 นี้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองไม่ได้มีค่าต่ำที่สุด และค่าดัชนีประสิทธิภาพไม่ได้มีค่าสูงที่สุดในกระบวนการทดสอบ แต่ถือว่าค่าที่ได้นั้นไม่แตกต่างกันมากเมื่อเปรียบเทียบกับค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองที่ต่ำที่สุด และค่าดัชนีประสิทธิภาพสูงที่สุดในกระบวนการทดสอบ โดยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของกระบวนการทดสอบต่ำที่สุดคือ 0.0397 ส่วนรูปแบบที่ 11 มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของกระบวนการทดสอบคือ 0.0398 และค่าดัชนีประสิทธิภาพของกระบวนการทดสอบสูงที่สุดคือ 88.05% ส่วนรูปแบบที่ 11 มีค่าดัชนีประสิทธิภาพของกระบวนการทดสอบคือ 87.97 %

ดังนั้นโครงสร้างของสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมคือรูปแบบสถาปัตยกรรมที่ 11 ซึ่งประกอบด้วยจำนวนนิวรอนในชั้นรับข้อมูล จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน และจำนวนนิวรอนในชั้นแสดงผล ได้แก่ 5-55-1 ตามลำดับ โดยภาพที่ 55 แสดงกราฟกระบวนการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม (รูปแบบที่ 11) ที่ได้จากโปรแกรมแมทแลป (Matlab) และกราฟแสดงกระบวนการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทรูปแบบอื่นๆ แสดงดังภาพผนวกที่ ค1- ค20



ภาพที่ 55 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 11

เมื่อได้โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมคือรูปแบบที่ 11 ซึ่งใช้จำนวนนิวรอนเท่ากับ 55 นิวรอน จากนั้นจึงทำการบันทึกค่าน้ำหนัก ค่าไบแอสและค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่ได้จากขั้นตอนของกระบวนการเรียนรู้ของสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม ซึ่งค่าเหล่านี้จะถูกนำไปใช้ในขั้นตอนของกระบวนการทดสอบต่อไปเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่เหมาะสมแสดงดังตารางที่ 7-10

ตารางที่ 7 ค่าน้ำหนักของชั้นรับข้อมูลไปยังชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม

$IW_{j,i}$ = ค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อระหว่างอินพุต i ในชั้นรับข้อมูลไปยังนิวรอน j ในชั้นซ่อน

Neuron \ Input	i = 1	2	3	4	5
j = 1	-2.8306	4.4573	0.8550	0.6443	9.5004
2	1.9704	0.3081	3.9346	2.9975	-0.7388
3	0.1075	-4.1047	-8.9385	-1.6326	1.6234
4	-1.1127	0.2624	-0.0156	3.5137	5.3020
5	-4.9002	2.6614	-1.8138	-3.3543	-2.4707
6	-7.2602	0.3281	-2.9392	0.7148	3.2158
7	-0.8129	3.9493	-1.7331	-0.2394	-7.0247
8	2.3863	4.1380	-6.8486	-2.2339	-5.2054
9	-0.2037	1.4682	8.0438	3.2307	-1.2858
10	-6.1251	-1.1952	-3.6910	-2.2111	-4.3630
11	5.7612	0.9483	-3.3583	0.5718	6.0715
12	0.5535	3.8464	-3.7060	1.4848	4.6917
13	-3.5287	-6.5928	6.0930	1.3454	-6.7972
14	-0.4334	-6.8522	-1.7048	-0.0513	-6.4082
15	0.0168	4.1143	-1.7781	-5.4167	-1.4150
16	1.2305	-4.2281	10.2916	-4.6995	5.0322
17	1.1887	-2.6213	6.0267	1.7931	3.2071
18	-1.0705	-3.5949	0.1732	4.1530	0.7703
19	7.1825	0.3403	8.6716	3.0485	-4.9099
20	-4.4935	-0.6339	-3.6314	0.3921	2.6693
21	-3.4403	-2.7981	0.7744	-0.2795	12.4485
22	-2.2533	-1.0727	0.4839	5.1199	-3.1926
23	-3.7892	-0.2380	7.5093	0.4566	-8.1575
24	-6.8873	-3.6545	-4.0322	-5.5175	-0.1191
25	2.5440	1.7605	-6.2964	0.7858	-2.8800

ตารางที่ 7 (ต่อ)

Neuron	Input	i = 1	2	3	4	5
	j = 26		-0.0315	-9.5136	3.4275	0.3686
27		2.1870	3.5340	-2.9310	7.1835	-1.3219
28		-1.2109	-5.4109	5.8126	1.1680	-0.0481
29		0.9853	3.7495	-3.3975	6.7513	-2.8906
30		-3.0057	0.7765	-0.1006	-5.4763	-0.3279
31		10.0764	3.1579	2.1203	3.3248	0.5803
32		1.4390	6.0171	1.5962	2.2176	5.3681
33		4.8573	5.4396	-6.2296	-3.4724	-0.5717
34		3.0386	-4.5177	1.6756	-0.9924	3.9318
35		0.2034	1.6197	-1.1027	-5.8575	1.2998
36		-1.7725	4.3929	2.4106	5.4510	-0.0502
37		-3.8066	-2.3290	-3.6457	-2.2855	-3.8308
38		0.6068	0.3429	-6.2741	2.7743	-4.4069
39		-4.2606	-7.4434	1.6668	0.8093	-0.7501
40		3.5668	-3.4911	-2.1603	-4.6063	1.7965
41		-3.9282	-0.0444	-4.7183	2.7629	0.0605
42		2.9832	1.3881	1.2172	-4.8060	-4.0980
43		3.0696	-7.5593	0.6411	0.7117	-5.5534
44		-4.2121	-2.9695	1.7986	1.0396	0.2263
45		2.3497	3.7206	-0.9467	-1.8658	-4.7186
46		6.6347	-0.7598	0.8374	2.3847	5.5762
47		0.7369	6.4204	-0.5365	4.2159	0.0896
48		-0.1173	0.5950	5.3930	-2.2191	2.7712
49		1.4018	-2.9071	-1.3406	4.9096	-2.2250
50		3.4188	-1.4190	-3.3387	0.1100	-5.7088
51		-1.6531	2.5665	-0.8084	4.6452	2.3710
52		-4.9584	-2.1221	-0.4973	-0.3301	-0.0463

ตารางที่ 7 (ต่อ)

Input Neuron	i = 1	2	3	4	5
j = 53	4.0477	-2.9758	-3.2039	3.6824	-2.5861
54	1.6413	4.7614	-1.4697	0.6459	5.8474
55	2.3206	-1.9737	2.1672	-3.6521	-0.5173

ตารางที่ 8 ค่าน้ำหนักของชั้นซ่อนไปยังชั้นแสดงผลของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม

LW_{kj} = ค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อระหว่างนิวรอน j ในชั้นซ่อนไปยังนิวรอน k ในชั้น
แสดงผล

Output Neuron	k = 1
j = 1	1.7333
2	-0.1049
3	-2.4157
4	-5.5777
5	-0.0669
6	3.9680
7	-1.6155
8	-1.0014
9	-2.4714
10	-0.0320
11	0.4858
12	3.0734
13	1.1110
14	-0.7615
15	3.2148
16	0.3092
17	0.5819

ตารางที่ 8 (ต่อ)

Neuron	Output	k = 1
j = 18		0.3927
19		-0.9179
20		-3.6155
21		-0.4707
22		-3.1355
23		0.3190
24		-0.9427
25		-0.4467
26		-0.7279
27		-0.9657
28		-1.3164
29		-0.7914
30		-3.4501
31		-1.3499
32		-0.0894
33		-1.5355
34		-3.0897
35		1.5972
36		-1.3182
37		-1.0646
38		-2.0271
39		2.0037
40		1.5386
41		-2.1713
42		2.5320
43		1.9156
44		1.5251

ตารางที่ 8 (ต่อ)

Neuron	Output	k = 1
j = 45		1.5748
46		-1.2525
47		2.4537
48		-2.7013
49		6.1379
50		-5.0967
51		0.7759
52		4.2574
53		3.7583
54		0.6328
55		0.6582

ตารางที่ 9 ค่าไบแอสของชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม

b_j^1 = ค่าไบแอสของนิวรอน j ในชั้นซ่อน (ชั้นซ่อนคือชั้นที่ 1 ของโครงข่าย)

Neuron	ค่าไบแอส
j = 1	9.0489
2	-8.3293
3	-6.6757
4	7.6067
5	4.2757
6	1.5540
7	6.3255
8	-7.8864
9	6.1845
10	3.1429

ตารางที่ 9 (ต่อ)

Neuron	ค่าไบแอส
j = 11	-1.4152
12	-2.4136
13	3.0434
14	-4.1849
15	1.5311
16	-1.1196
17	-3.9493
18	5.7929
19	1.6849
20	0.2934
21	-1.1787
22	0.2427
23	1.1882
24	-1.4951
25	-2.6930
26	2.6295
27	-4.9441
28	-2.2411
29	0.9840
30	-2.0466
31	1.4366
32	0.0685
33	2.7499
34	2.8343
35	6.2954
37	-6.1844
38	-3.1901

ตารางที่ 9 (ต่อ)

Neuron	ค่าไบแอส
j = 39	-1.2017
40	6.0758
41	2.3577
42	5.3070
43	3.7208
44	-5.4889
45	5.1441
46	5.6766
47	2.6064
48	-7.3613
49	-1.0045
50	8.9083
51	-7.0650
52	-1.9731
53	7.8998
54	9.8261
55	7.2086

ตารางที่ 10 ค่าไบแอสของชั้นแสดงผลของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม

b_k^2 = ค่าไบแอสของนิวรอน k ในชั้นแสดงผล (ชั้นแสดงผลคือชั้นที่ 2 ของโครงข่าย)

Neuron	ค่าไบแอส
k = 1	1.2956

ผลจากการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่เหมาะสมของรูปแบบที่ 11 แสดงดังภาพที่ 56 และค่าที่ได้จากการพยากรณ์เทียบกับค่าจริงแสดงดังตารางที่ 11

ตารางที่ 11 ค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่ได้จากการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมที่
เหมาะสมกับค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนจริง

ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน	ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน
1	3.000	2.996	1.6×10^{-5}	26	2.990	2.864	0.0159
2	2.590	3.139	0.3014	27	3.000	3.205	0.0421
3	2.530	2.571	0.0017	28	3.270	3.135	0.0182
4	2.550	2.616	0.0043	29	3.380	3.482	0.0103
5	2.720	2.667	0.0028	30	3.470	3.457	0.0002
6	2.830	2.959	0.0166	31	3.720	3.436	0.0809
7	2.880	3.064	0.0337	32	3.220	3.667	0.1996
8	2.540	2.912	0.1380	33	3.590	3.526	0.0041
9	2.820	2.645	0.0305	34	3.660	3.597	0.0039
10	2.930	2.997	0.0046	35	3.720	3.860	0.0196
11	3.250	3.142	0.0117	36	3.750	3.847	0.0094
12	3.510	3.414	0.0092	37	3.050	2.470	0.3368
13	3.770	3.861	0.0082	38	3.050	3.126	0.0057
14	3.560	3.247	0.0979	39	3.250	2.944	0.0939
15	3.380	3.310	0.0049	40	3.440	3.486	0.0021
16	2.870	3.277	0.1657	41	3.670	3.689	0.0004
17	2.950	3.086	0.0184	42	3.760	3.539	0.0486
18	2.970	3.044	0.0054	43	3.290	3.635	0.1190
19	3.270	2.910	0.1293	44	3.530	3.547	0.0003
20	2.900	3.138	0.0566	45	3.680	3.787	0.0115
21	3.000	2.998	4.0×10^{-6}	46	4.330	3.974	0.1268
22	2.860	3.082	0.0491	47	4.150	4.407	0.0662
23	2.750	3.015	0.0705	48	4.270	4.415	0.0210
24	2.850	2.900	0.0025	49	3.420	3.650	0.0528
25	2.990	2.975	0.0002	50	3.420	3.222	0.0393

ตารางที่ 11 (ต่อ)

ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน	ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน
51	3.100	3.330	0.0531	76	3.520	3.679	0.0254
52	2.710	3.150	0.1939	77	3.160	3.568	0.1664
53	2.880	3.062	0.0330	78	3.040	3.275	0.0552
54	3.250	2.966	0.0807	79	3.410	3.296	0.0129
55	3.550	2.807	0.5526	80	3.360	3.540	0.0324
56	3.000	3.212	0.0448	81	3.760	3.628	0.0174
57	3.320	3.158	0.0262	82	3.990	3.950	0.0016
58	3.580	3.503	0.0060	83	3.690	4.069	0.1440
59	3.870	3.835	0.0012	84	3.600	3.728	0.0165
60	3.980	4.091	0.0124	85	3.190	3.303	0.0127
61	4.110	4.092	0.0003	86	3.190	3.103	0.0076
62	4.110	4.694	0.3414	87	3.580	3.246	0.1116
63	3.780	3.918	0.0190	88	3.600	3.513	0.0075
64	3.680	3.705	0.0006	89	3.530	3.603	0.0054
65	3.770	3.759	0.0001	90	3.520	3.410	0.0120
66	4.000	3.895	0.0111	91	3.250	3.522	0.0739
67	4.130	4.309	0.0320	92	3.110	3.396	0.0821
68	4.250	4.297	0.0022	93	3.580	3.391	0.0358
69	3.790	4.170	0.1445	94	3.770	3.820	0.0025
70	4.000	4.028	0.0008	95	4.000	3.956	0.0019
71	3.750	3.892	0.0203	96	4.100	3.700	0.1597
72	3.820	3.972	0.0232	97	2.810	2.857	0.0022
73	3.780	3.780	0.0000	98	2.610	2.676	0.0043
74	4.070	3.501	0.3243	99	2.440	2.499	0.0035
75	3.810	3.844	0.0011	100	2.230	2.469	0.0570

ตารางที่ 11 (ต่อ)

ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน	ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน
101	2.350	2.321	0.0008	126	3.000	3.225	0.0504
102	2.380	2.210	0.0288	127	3.240	3.241	1.0x10 ⁻⁶
103	2.320	2.473	0.0233	128	3.440	3.290	0.0224
104	2.580	2.455	0.0156	129	3.140	3.390	0.0625
105	2.770	2.680	0.0081	130	2.770	3.133	0.1317
106	2.970	2.957	0.0002	131	2.690	2.945	0.0651
107	3.000	3.089	0.0079	132	2.590	2.703	0.0127
108	3.120	3.105	0.0002	133	3.440	3.533	0.0086
109	2.900	3.086	0.0345	134	3.670	3.632	0.0015
110	2.900	2.821	0.0063	135	3.880	3.714	0.0276
111	3.250	3.037	0.0455	136	4.300	3.925	0.1410
112	3.430	3.333	0.0094	137	3.990	3.820	0.0288
113	3.780	3.784	1.6x10 ⁻⁵	138	3.780	3.767	0.0002
114	3.440	3.771	0.1098	139	3.240	3.549	0.0955
115	3.760	3.693	0.0045	140	3.760	3.503	0.0659
116	3.810	3.968	0.0248	141	3.890	3.989	0.0098
117	4.000	3.973	0.0007	142	4.100	4.129	0.0009
118	4.140	4.189	0.0024	143	4.350	4.349	1.0x10 ⁻⁶
119	4.000	4.228	0.0519	144	4.450	4.503	0.0028
120	4.200	3.927	0.0744	145	2.740	3.140	0.1600
121	2.830	3.018	0.0352	146	2.740	2.607	0.0177
122	2.980	2.616	0.1325	147	2.550	2.682	0.0174
123	2.350	2.897	0.2989	148	2.640	2.634	3.6x10 ⁻⁵
124	2.620	2.432	0.0355	149	3.000	2.997	9.0x10 ⁻⁶
125	2.970	2.807	0.0265	150	3.210	2.891	0.1016

ตารางที่ 11 (ต่อ)

ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน	ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน
151	2.990	3.144	0.0237	176	3.980	3.982	4.0×10^{-6}
152	3.310	3.214	0.0093	177	4.330	4.272	0.0033
153	3.350	3.577	0.0515	178	4.440	4.488	0.0023
154	3.150	3.514	0.1328	179	4.730	4.667	0.0040
155	3.170	3.339	0.0285	180	4.880	4.871	0.0001
156	3.330	3.231	0.0097	181	2.710	3.191	0.2317
157	2.740	3.138	0.1582	182	2.710	2.715	2.5×10^{-5}
158	2.740	2.587	0.0234	183	2.460	2.597	0.0186
159	2.410	2.683	0.0746	184	2.530	2.509	0.0004
160	2.770	2.517	0.0638	185	2.690	2.719	0.0008
161	2.890	2.830	0.0035	186	2.810	2.773	0.0014
162	3.000	3.101	0.0101	187	2.780	2.941	0.0258
163	3.420	3.276	0.0209	188	2.920	2.921	1.0×10^{-6}
164	3.680	3.598	0.0068	189	3.010	3.065	0.0030
165	3.780	3.966	0.0347	190	3.250	3.278	0.0008
166	3.970	3.954	0.0002	191	3.520	3.508	0.0002
167	4.000	4.120	0.0144	192	3.670	3.792	0.0148
168	4.210	4.044	0.0277	193	2.930	3.345	0.1720
169	3.550	3.789	0.0571	194	3.190	3.109	0.0066
170	3.550	3.554	1.6×10^{-5}	195	3.210	3.216	3.6×10^{-5}
171	3.540	3.517	0.0005	196	3.440	3.304	0.0184
172	3.610	3.608	4.0×10^{-6}	197	3.680	3.831	0.0229
173	3.700	3.771	0.0051	198	3.970	3.929	0.0017
174	3.320	3.614	0.0862	199	4.000	4.244	0.0594
175	3.590	3.626	0.0013	200	4.310	4.246	0.0041

ตารางที่ 11 (ต่อ)

ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน	ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน
201	4.490	4.461	0.0008	226	3.480	3.887	0.1653
202	4.870	4.643	0.0516	227	3.420	3.515	0.0089
203	4.990	4.882	0.0117	228	3.150	3.439	0.0836
204	5.210	5.015	0.0380	229	2.410	2.375	0.0013
205	2.460	2.752	0.0855	230	2.580	2.496	0.0070
206	2.370	2.271	0.0097	231	2.460	2.552	0.0084
207	2.250	2.308	0.0034	232	2.620	2.613	0.0001
208	2.000	2.228	0.0518	233	2.790	2.915	0.0157
209	2.120	2.216	0.0092	234	2.880	2.914	0.0012
210	2.440	2.266	0.0301	235	3.000	3.156	0.0244
211	2.680	2.690	0.0001	236	3.420	3.228	0.0368
212	2.870	2.935	0.0042	237	3.710	3.602	0.0116
213	2.970	3.071	0.0102	238	3.590	3.780	0.0359
214	2.450	3.060	0.3716	239	3.740	3.805	0.0042
215	2.790	2.635	0.0239	240	3.930	4.006	0.0057
216	2.940	2.996	0.0031	241	2.320	2.329	0.0001
217	3.340	3.385	0.0020	242	2.210	2.400	0.0361
218	3.340	3.147	0.0372	243	2.320	2.257	0.0040
219	3.200	3.300	0.0100	244	2.420	2.456	0.0013
220	3.510	3.363	0.0217	245	2.490	2.656	0.0276
221	3.770	3.706	0.0041	246	2.580	2.614	0.0012
222	3.960	3.935	0.0006	247	2.690	2.748	0.0034
223	4.000	4.036	0.0013	248	2.880	2.861	0.0003
224	3.920	4.207	0.0825	249	3.000	3.032	0.0010
225	3.830	3.779	0.0026	250	3.210	3.168	0.0017

ตารางที่ 11 (ต่อ)

ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน	ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน
251	3.110	3.412	0.0912	276	2.710	2.905	0.0380
252	3.560	3.383	0.0312	277	3.170	3.482	0.0971
253	2.780	3.074	0.0862	278	3.430	3.472	0.0018
254	2.780	2.956	0.0311	279	3.670	3.514	0.0243
255	2.630	2.896	0.0709	280	3.880	3.716	0.0270
256	3.040	2.723	0.1005	281	3.870	4.035	0.0272
257	3.140	3.217	0.0060	282	4.000	4.115	0.0133
258	2.920	3.442	0.2726	283	4.380	4.367	0.0002
259	3.020	3.102	0.0067	284	4.650	4.476	0.0302
260	3.250	3.169	0.0066	285	4.210	4.539	0.1084
261	3.350	3.527	0.0312	286	4.360	4.339	0.0004
262	3.710	3.615	0.0090	287	4.550	4.661	0.0124
263	4.120	3.961	0.0254	288	4.330	4.811	0.2311
264	4.230	4.234	1.6×10^{-5}	289	3.220	3.321	0.0103
265	2.130	2.583	0.2055	290	3.220	2.915	0.0929
266	2.130	2.289	0.0253	291	3.350	3.261	0.0079
267	2.140	2.136	1.6×10^{-5}	292	3.440	3.539	0.0098
268	2.160	2.253	0.0086	293	3.500	3.777	0.0765
269	2.030	2.331	0.0905	294	3.550	3.706	0.0243
270	2.340	2.259	0.0066	295	3.770	3.731	0.0015
271	2.480	2.541	0.0037	296	3.990	4.097	0.0115
272	2.510	2.658	0.0219	297	3.670	4.098	0.1828
273	2.540	2.683	0.0205	298	3.850	3.913	0.0040
274	2.580	2.724	0.0208	299	3.920	4.064	0.0209
275	2.640	2.864	0.0500	300	4.110	4.200	0.0081

ตารางที่ 11 (ต่อ)

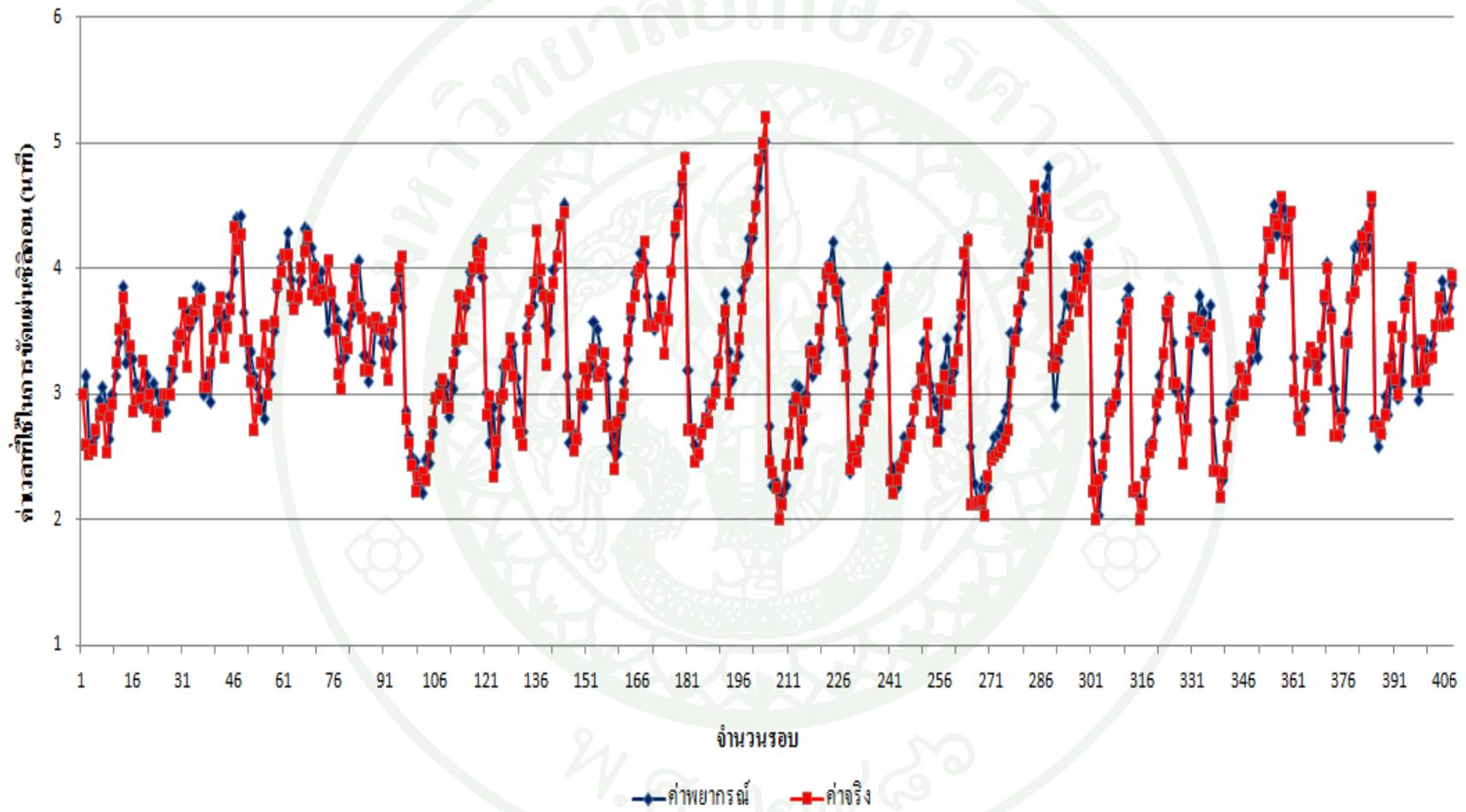
ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน	ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน
301	2.220	2.614	0.1556	326	3.080	3.031	0.0024
302	2.000	2.242	0.0587	327	2.900	3.059	0.0254
303	2.320	2.036	0.0805	328	2.450	2.895	0.1980
304	2.440	2.348	0.0085	329	2.710	2.709	1.0×10^{-6}
305	2.580	2.652	0.0052	330	3.410	3.027	0.1468
306	2.860	2.924	0.0041	331	3.600	3.528	0.0052
307	2.910	2.904	3.6×10^{-5}	332	3.540	3.503	0.0014
308	3.000	2.936	0.0041	333	3.570	3.775	0.0420
309	3.350	3.154	0.0384	334	3.450	3.653	0.0412
310	3.480	3.575	0.0091	335	3.490	3.351	0.0193
311	3.590	3.757	0.0280	336	3.550	3.713	0.0267
312	3.730	3.838	0.0118	337	2.390	2.796	0.1649
313	2.230	2.224	3.6×10^{-5}	338	2.390	2.410	0.0004
314	2.250	2.235	0.0002	339	2.180	2.356	0.0310
315	2.000	2.172	0.0296	340	2.370	2.316	0.0029
316	2.120	2.105	0.0002	341	2.580	2.590	0.0001
317	2.380	2.350	0.0009	342	2.840	2.919	0.0062
318	2.540	2.598	0.0033	343	2.860	2.991	0.0172
319	2.590	2.632	0.0018	344	2.990	3.028	0.0015
320	2.940	2.798	0.0201	345	3.210	3.224	0.0002
321	3.000	3.148	0.0220	346	3.000	3.162	0.0262
322	3.320	3.291	0.0008	347	3.120	3.110	0.0001
323	3.670	3.597	0.0053	348	3.360	3.261	0.0099
324	3.740	3.766	0.0007	349	3.580	3.585	2.5×10^{-5}
325	3.080	3.411	0.1095	350	3.580	3.289	0.0849

ตารางที่ 11 (ต่อ)

ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน	ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน
351	3.730	3.609	0.0146	376	3.410	2.866	0.2961
352	3.990	3.854	0.0185	377	3.410	3.487	0.0059
353	4.280	4.242	0.0015	378	3.760	3.751	0.0001
354	4.170	4.215	0.0020	379	3.810	4.160	0.1226
355	4.390	4.504	0.0130	380	3.990	4.176	0.0345
356	4.340	4.277	0.0039	381	4.250	4.191	0.0034
357	4.560	4.444	0.0134	382	4.030	4.305	0.0759
358	3.960	4.485	0.2759	383	4.330	4.174	0.0243
359	4.320	4.261	0.0035	384	4.570	4.511	0.0034
360	4.450	4.422	0.0008	385	2.750	2.811	0.0038
361	3.020	3.293	0.0743	386	2.750	2.590	0.0257
362	2.820	2.776	0.0019	387	2.680	2.691	0.0001
363	2.710	2.771	0.0037	388	2.830	2.984	0.0236
364	2.980	2.882	0.0096	389	3.210	2.840	0.1366
365	3.250	3.237	0.0002	390	3.530	3.311	0.0482
366	3.360	3.343	0.0003	391	3.110	3.071	0.0015
367	3.320	3.222	0.0096	392	3.000	2.967	0.0011
368	3.110	3.214	0.0107	393	3.460	3.098	0.1311
369	3.460	3.306	0.0239	394	3.690	3.756	0.0044
370	3.780	3.731	0.0024	395	3.830	3.966	0.0186
371	4.000	4.028	0.0008	396	4.000	4.008	0.0001
372	3.600	3.669	0.0047	397	3.100	3.382	0.0796
373	2.670	3.035	0.1333	398	3.100	2.956	0.0206
374	2.670	2.843	0.0300	399	3.420	3.135	0.0814
375	2.800	2.665	0.0181	400	3.120	3.416	0.0877

ตารางที่ 11 (ต่อ)

ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน	ข้อมูล ที่	ค่า จริง	ค่า พยากรณ์	ค่า คลาดเคลื่อน
401	3.280	3.263	0.0003	405	3.550	3.900	0.1223
402	3.290	3.402	0.0125	406	3.540	3.684	0.0206
403	3.540	3.550	0.0001	407	3.560	3.697	0.0187
404	3.760	3.733	0.0007	408	3.940	3.864	0.0057



ภาพที่ 56 กราฟเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่พยากรณ์ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนจริง

สรุปและข้อเสนอแนะ

สรุป

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการประยุกต์ใช้หลักการและทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนในกระบวนการจัดแผ่นซิลิคอน เพื่อหารูปแบบในการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนให้กับเครื่องจัดแผ่นซิลิคอน ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมนี้มีข้อมูลป้อนเข้า 5 ตัวแปร และมีผลลัพธ์ 1 ตัวแปร โดยใช้หลักการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับร่วมกับวิธีการฝึกสอนโครงข่ายคือวิธีเลเวนเบิร์ก-มาร์ควอร์ทและมีการเรียนรู้แบบชี้แนะเพื่อทำการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนัก และค่าไบแอสของโครงข่ายประสาทเทียมและเพื่อปรับผลลัพธ์ของแบบจำลองให้ใกล้เคียงกับค่าความจริงมากที่สุด โดยทำการแบ่งรูปแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมออกเป็นทั้งหมด 20 รูปแบบ และทดลองหาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนในรูปแบบที่แตกต่างกันเพื่อออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำที่สุด ซึ่งขั้นตอนของการพยากรณ์สามารถแบ่งออกเป็น 2 กระบวนการคือ ขั้นตอนของกระบวนการเรียนรู้และขั้นตอนของกระบวนการทดสอบ และใช้การเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์แมทแลป (Matlab) ในการดำเนินงาน ซึ่งผลที่ได้สามารถสรุปได้ดังนี้

1. ปัจจัยที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

1.1 ปัจจัยนำเข้า (Input) ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

- 1.1.1 Cycle คือ จำนวนรอบในการจัดแผ่นซิลิคอนที่เวลา t
- 1.1.2 Lap Rate คือ อัตราการกินเนื้อชิ้นงานที่เวลา t
- 1.1.3 Lap Time คือ เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนที่เวลา t
- 1.1.4 Stock Removal คือ ค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานที่เวลา t
- 1.1.5 Stock Removal Difference คือ ผลต่างของค่าเพื่อการกินเนื้อชิ้นงานที่เวลา t

1.2 ผลลัพธ์ (Output)

- 1.2.1 Lap Time คือ เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนที่เวลา $t + 1$

2. โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม (Optimum model) สำหรับการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนคือโครงข่ายที่ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองในขั้นตอนของ

กระบวนการเรียนรู้ต่ำที่สุด ได้แก่รูปแบบสถาปัตยกรรมที่ 11 คือใช้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 55 นิวรอน โดยมีฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนและฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นแสดงผลได้แก่ ล็อก-ซิกมอยด์และลิเนียร์ตามลำดับ ดังนั้น โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยจำนวนนิวรอนในชั้นอินพุต จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน และจำนวนนิวรอนในชั้นแสดงผลได้แก่ 5-55-1 ตามลำดับ ซึ่งแสดงถึงความสามารถในการเรียนรู้ถึงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลป้อนเข้า (Input) กับผลลัพธ์ (Output) ได้เป็นอย่างดี และสามารถพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนได้แม่นยำ ซึ่งค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับค่าเวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอนจริงแสดงดังตารางที่ 11 และภาพที่ 56 ตามที่ได้กล่าวมาแล้ว และผลการทดลองพบว่าค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของกระบวนการเรียนรู้ (MSE) คือ 0.0164 และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของกระบวนการทดสอบคือ 0.0398 นอกจากนี้ค่าดัชนีประสิทธิภาพของกระบวนการทดสอบคือ 87.97% แสดงดังตารางที่ 6

3. การทดสอบโดยการเปลี่ยนแปลงจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่แตกต่างกันนั้นแสดงให้เห็นว่าไม่สามารถระบุเป็นที่แน่นอนได้ว่าควรจะใช้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่าใดที่จะทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนของโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าลดลง หรือค่าประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเพิ่มขึ้น แต่อาจจะขึ้นอยู่กับความสัมพันธ์ของข้อมูลป้อนเข้ากับผลลัพธ์และค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ ซึ่งจากผลการทดลองพบว่าเมื่อเพิ่มจำนวนนิวรอนมากขึ้นเรื่อยๆ ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองมีแนวโน้มค่อยๆ ลดลงจนกระทั่งมีค่าค่อนข้างคงที่หรือมีค่าใกล้เคียงกัน และโดยส่วนใหญ่เมื่อเพิ่มจำนวนนิวรอนแล้วจะทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนลดลงแต่ก็ใช้เวลาในการคำนวณนานขึ้น

ข้อเสนอแนะ

1. วิธีการหาโครงข่ายที่ดีที่สุดยังคงใช้วิธีการลองผิดลองถูกในการกำหนดค่าเริ่มต้นและการปรับค่าน้ำหนัก ค่าไบแอสและค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ จนถึงจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน จึงควรศึกษาพัฒนาวิธีการในการหาค่าที่เหมาะสมเพื่อให้มีการลู่เข้าหาคำตอบเร็วขึ้นและมีความคลาดเคลื่อนทั้งหมดน้อยลง

2. ควรมีการศึกษาเพิ่มเติมในส่วนของชั้นแสดงผล (Output) ซึ่งอาจเพิ่มจำนวนนิวรอนในชั้นแสดงผล อาจจะเป็น 2 หรือมากกว่าก็ได้ แล้วทดสอบดูว่าสามารถหาคำตอบได้ถูกต้องมากน้อยเพียงใด เมื่อต้องการพยากรณ์ที่มากกว่า 1 ค่า

3. งานวิจัยครั้งนี้ได้ทำการศึกษาเฉพาะเครื่องขัดแผ่นซิลิคอน KL23 เท่านั้น ซึ่งในกระบวนการผลิตจริงนั้น ยังมีอีกหลายเครื่องที่ใช้ขัดแผ่นซิลิคอน ดังนั้นจึงสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับเครื่องจักรอื่นๆ ได้

4. สามารถนำองค์ความรู้เกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้ในอุตสาหกรรมอื่นๆ ได้เพื่อพัฒนาคุณภาพของผลิตภัณฑ์ที่ได้ให้ตรงตามข้อกำหนด



เอกสารและสิ่งอ้างอิง

- กรีซชนะ คันธนู และ คณัณพงษ์ เศรษฐโชติศักดิ์. 2550. การหาจำนวนยูนิตช่อนที่เหมาะสมของ
โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ผลผลิตภาพการผลิตของกระบวนการผลิตฮาร์ดดิสก์
ไดรฟ์. วารสารวิจัย มข 7 (4): 39-45.
- เกรียงศักดิ์ แสนสำโรง และ สิริวิษณุ เตชะเจษฎารังษี. 2551. การวิเคราะห์ผลกระทบของอุปกรณ์จับ
ยึดสไลด์เดิร์ฟบาร์ในกระบวนการจัดเปิดผิวหน้า. วารสารวิจัย มข 13 (8): 981-922.
- คณะวิศวกรรมเครื่องกล มหาวิทยาลัยสุรนารี. 2551. **Measurement and Test requirements.**
HDD Failure and Handling. แหล่งที่มา: <http://www.sut.ac.th>, 9 กุมภาพันธ์ 2552.
- ชูพีย์ ดายะ. 2551. เอกสารประกอบการเรียนวิชา **Seminar in Computer Engineering.**
คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยรังสิต, กรุงเทพมหานคร.
- ชลวิทย์ พุทธิพงษ์. 2549. การศึกษาในเชิงการทดลอง โดยนำระบบโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการ
การทำนายและแสดงค่า เพื่อใช้ในการควบคุมการหาความสมดุลแบบไดนามิกของชิ้นงาน
จักรกล. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- เดอะพีซีไกด์. 2547. **Hard Disk Read/Write Head Technologies.** Hard Disk Drive. แหล่งที่มา:
<http://www.pcguides.com/ref/hdd/op/over.htm>, 15 กุมภาพันธ์ 2552.
- ชฤดี บุญยายน. 2549. การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นมากโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.
วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- ธานี บางแก้ว. 2546. รู้ลึกรู้จริง **HARDDISK.** สำนักพิมพ์สวัสดิ์ ไอที, กรุงเทพฯ.
- นวกัก เอื้ออนันต์. 2546. เอกสารประกอบการเรียนวิชาวงจรโครงข่ายนิวรอลเทียม.
คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น, ขอนแก่น.

นฤมล ซึ่งเถียรตระกูล และ สมชาติ จิริวิภากร. 2549. การพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ 16(2).

เน็กส์โปรเจ็คคอตเน็ต. 2547. มีอะไรอยู่ในฮาร์ดดิสก์นอกจากแผ่นโลหะกลมๆ. อื่นๆ เกี่ยวกับไอที. แหล่งที่มา: <http://www.nextproject.net/contents/default.aspx>, 15 กุมภาพันธ์ 2552.

ประเสริฐ รุ่งทรัพย์พาณิชย์. 2544. เทคนิคแก้ไขปัญหาฮาร์ดดิสก์และกู้ข้อมูล. บริษัทซีเอ็ดยูเคชั่น จำกัด (มหาชน), กรุงเทพฯ.

พร้อมเลิศ หล่อวิจิตร. 2545. ฝา HARD DISK. บริษัทโปรวิชั่น จำกัด, กรุงเทพฯ.

รศกร ด้านกุล. 2546. การใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Backpropagation ในการพยากรณ์อัตราการใช้ไฟรายวัน: กรณีศึกษาแม่น้ำปราจีนบุรี. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

สุประภาพร พัฒน์สิงห์เสนีย์. 2547. การเปรียบเทียบความสามารถของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และแบบจำลองทางอุทกพลศาสตร์ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่วมในลุ่มแม่น้ำปิงตอนบน. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

สถาบันนวัตกรรมและพัฒนากระบวนการเรียนรู้ มหาวิทยาลัยมหิดล. 2547. ฮาร์ดดิสก์. คอมพิวเตอร์น่ารู้. แหล่งที่มา: <http://www.il.mahidol.ac.th/e-media/computer/system/harddisk.htm>, 22 กุมภาพันธ์ 2552.

สมยศ ตั้งเจริญจิตกุล. 2547. การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายระดับน้ำแม่น้ำปิง ณ อำเภอเมือง จังหวัดเชียงใหม่. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

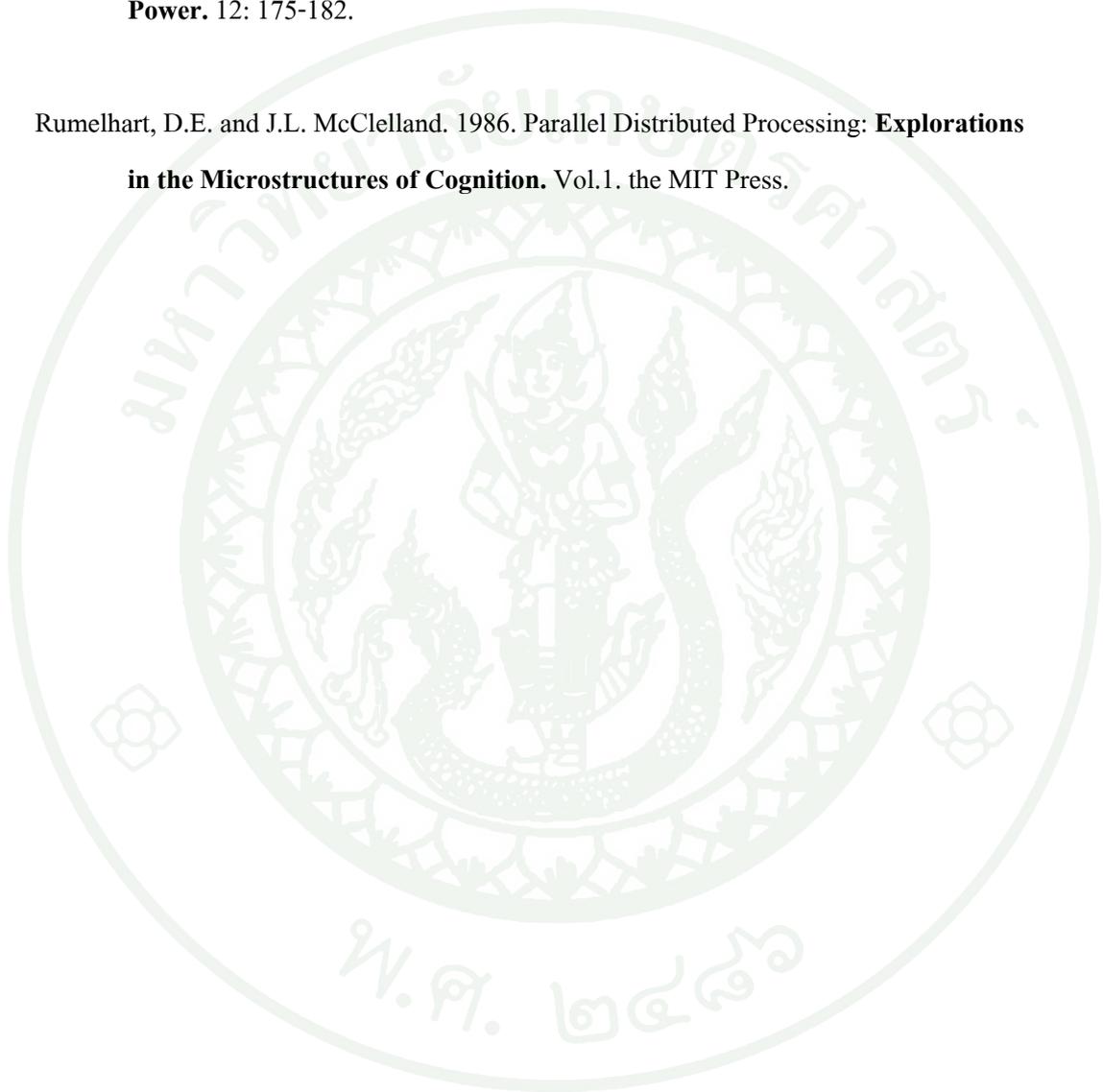
อานาจ แก้วสามัคคี. 2548. Lapping and Polishing ปรับคุณภาพผิวงานชิ้นสำเร็จในงานแม่พิมพ์. ส่งเสริมเทคโนโลยี 32 (180): 141-145.

- Coulibaly, P., F. Anctil and B. Bobee. 2000. Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach. **Journal of Hydrology**. Vol. 230: 244-257.
- Elazouni A.M., I.A. Nosair, Y.A. Mohieldin and A.G. Mohamed. 1997. Estimating Resource Requirements at Conceptual Design Stage Using Neural Networks. **ASCE Journal of Computing in Civil Engineering**. 11 (4): 217-223.
- Esen, H. and M. Inalli. 2009. Modelling of a vertical ground coupled heat pump system by using artificial neural networks. **Expert Systems with Application** 36: 10229-10238.
- Fadare, D.A. 2009. Modelling of solar energy potential in Nigeria using an artificial neural networks. **Applied Energy**. 86: 1410-1422.
- Hagan, M.T., H.B. Demuth and M. Beale. 1996. **Neural Networks Design**. PWS Publishing Co. Ltd., New York.
- Kazanasma, T., M. Gunaydin. and S. Binol. 2009. Artificial neural networks to predict daylight illuminance in office buildings. **Building and Environment**. 44: 1757-1757.
- Kurt, H. and M. Kayfeci. 2009. Prediction of thermal conductivity of ethylene glycol–water solutions by using artificial neural networks. **Applied Energy**. 86:2244-2248.
- Lauren, F. 1994. **Fundamentals of Neural Networks**. Prentice Hall International, Inc., London.
- Mohanraj, M., S. Jayaraj. and C. Muraleedharan. 2009. Performance prediction of a direct expansion solar assisted heat pump using artificial neural networks. **Applied Energy**. 86: 1442-1449.

Patterson, D.W. 1996. **Artificial Neural Networks: Theory and Applications**. Prentice Hall
Simon & Schuster (Asia) Pte Ltd., Singapore.

Pham, K.D. 1995. Load Forecasting Using Artificial Neural Networks, **In Rural Electric
Power**. 12: 175-182.

Rumelhart, D.E. and J.L. McClelland. 1986. Parallel Distributed Processing: **Explorations
in the Microstructures of Cognition**. Vol.1. the MIT Press.





ภาคผนวก



ภาคผนวก ก

โปรแกรมแมทแลป (Matlab) ที่ใช้ในการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซีดีคอน
และการใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรมแมทแลป

โปรแกรมแมทแลป (Matlab) ที่ใช้ในการพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการจัดแผ่นซิลิคอนโดยอาศัยหลักการและทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับประกอบด้วย 2 ขั้นตอนคือขั้นตอนกระบวนการเรียนรู้ และขั้นตอนของกระบวนการทดสอบ

1. ขั้นตอนกระบวนการเรียนรู้

```
% Training Process
load Suthida.mat

%Data is Normalized
[PN,PS]=mapminmax(TrainingInput);
[TN,TS]=mapminmax(TrainingOutput);

%Data of Training
TrainingIp=PN(:,1:936);
TrainingTgt=TN(:,1:936);

%Data of Validation (Validation method can enhance network performance)
Val.P=PN(:,601:936);
Val.T=TN(:,601:936);
Test.P=PN(:,853:1056);
Test.T=TN(:,853:1056);

%Create Network of Artificial Neural Network feed-forward backpropagation network.
net=newff(minmax(TrainingIp),[55 1],{'logsig','purelin'},'trainlm');

% Setting parameter
net.trainParam.showCommandLine=true
net.trainParam.show=1;
net.trainParam.epochs=5000;
net.trainParam.goal=0.02;
```

```

% Setting parameter is default
net.trainParam.min_grad = 1e-10;
net.trainParam.mu = 1e-3;
net.trainParam.max_fail = 5;

% Training Process
net=init(net);
[net tr]=train(net,TrainingIp,TrainingTgt,[ ],[ ],Val,Test);

% Call Input weight, Layer Weight and Bias
net.IW{1,1};
netiw11=net.IW{1,1};
net.LW{2,1};
netlw21=net.LW{2,1};
net.b{1};
netb1=net.b{1};
net.b{2};
netb2=net.b{2};

```

2. ขั้นตอนกระบวนการทดสอบ

```

% Testing Process
PN_Test=mapminmax('apply',TestingIP,PS);
TN_Test=sim(net,PN_Test);

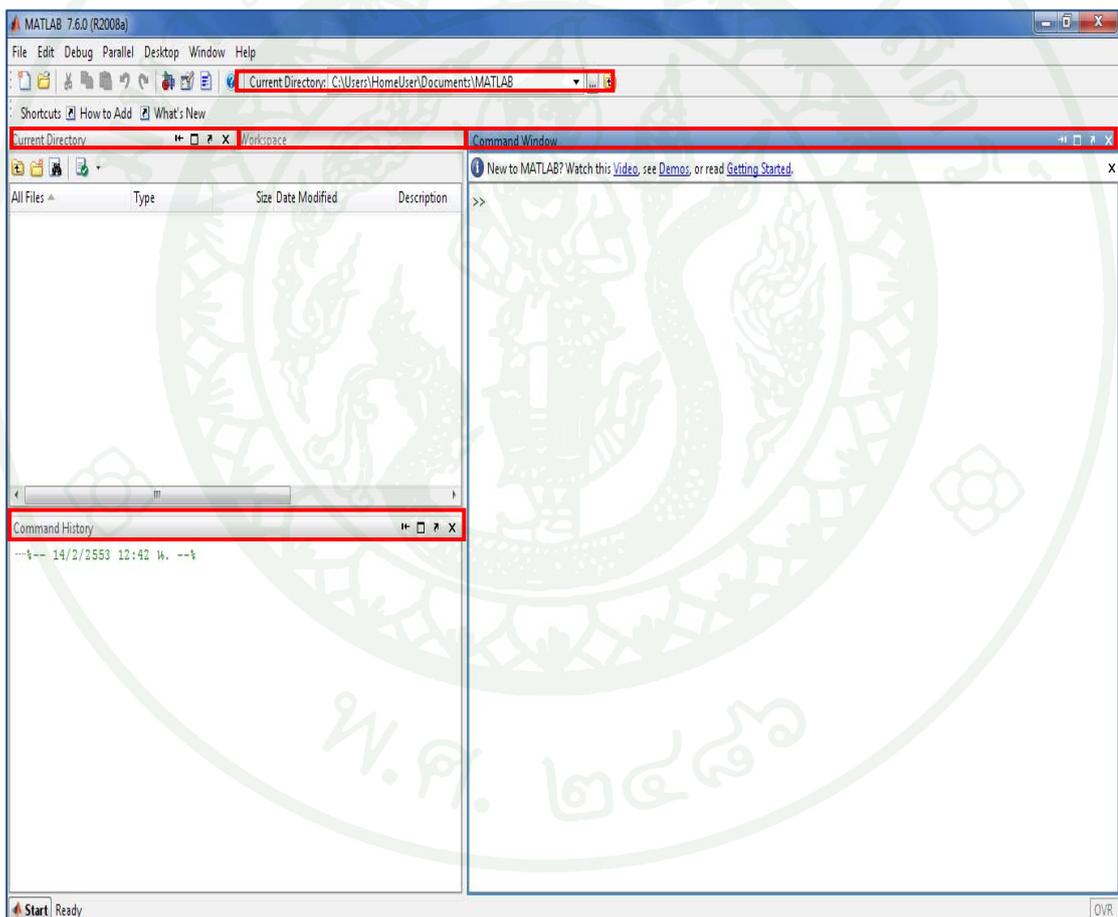
% Plot graph Actual vs predicted data
predictedOutput=mapminmax('reverse',TN_Test,TS);
predictedData=reshape(predictedOutput,1,408);
actualData=reshape(TestingOP,1,408);
plot(actualData,'*g'),hold on;
plot(predictedData,'*r-');

```

การใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ในโปรแกรมแมทแลป (Matlab)

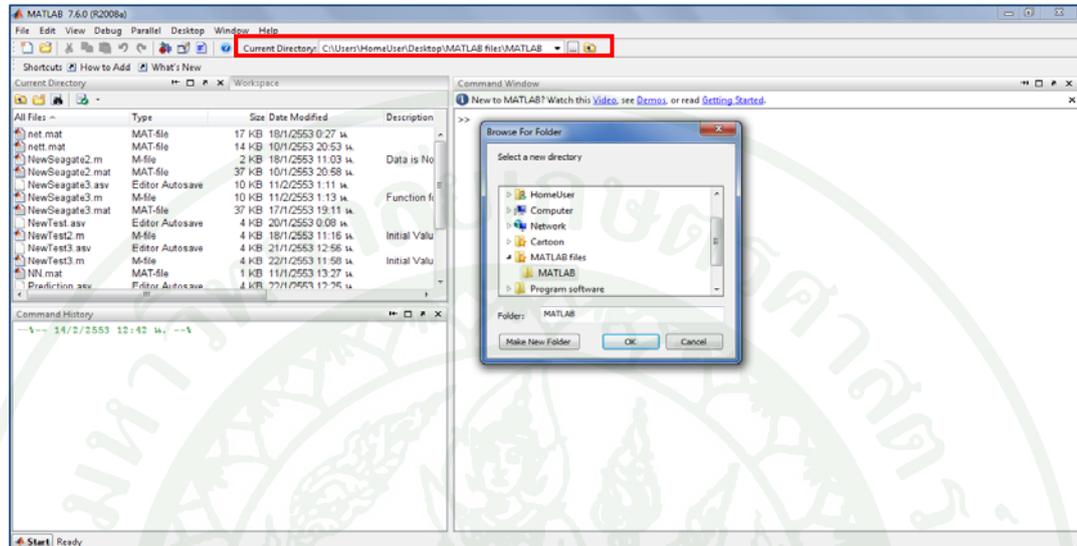
การใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมใน โปรแกรมแมทแลปประกอบด้วยขั้นตอนการทำงาน 9 ขั้นตอน มีรายละเอียดแสดง ได้ดังนี้

1. การใช้งานโปรแกรมแมทแลป โดยเริ่มจากการเปิดหน้าต่างหลักของตัวโปรแกรม ดังแสดงในภาพผนวกที่ ก1 ซึ่งประกอบด้วยหน้าต่างของ Current Directory , Workspace, Command History และ Command Window



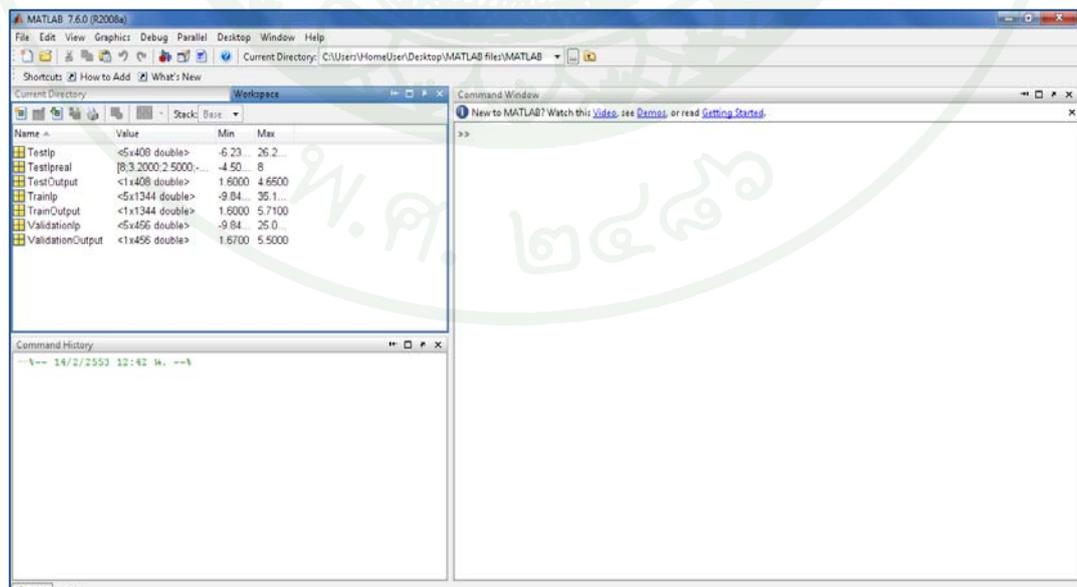
ภาพผนวกที่ ก1 หน้าต่างหลักของตัวโปรแกรมแมทแลป

2. ทำการเรียกไฟล์โปรแกรมที่เขียนไว้แล้วใน Current Directory ในรูปของ .m file และ .mat file ดังแสดงในภาพผนวกที่ ก2



ภาพผนวกที่ ก2 หน้าต่างของการเรียกไฟล์โปรแกรมใน Current Directory

3. ทำการเปิดไฟล์ข้อมูลที่ได้เตรียมไว้ในรูป .mat files จาก Current Directory โดยข้อมูลทั้งหมดจะถูกแสดงใน Workspace ดังแสดงในภาพผนวกที่ ก3



ภาพผนวกที่ ก3 หน้าต่างของข้อมูลใน Workspace

4. ทำการเปิดไฟล์โปรแกรมที่ได้เตรียมไว้ในรูป .m files จาก Current Directory โดยหน้าต่างของโปรแกรมแสดงดังภาพผนวกที่ ก4

```

1  %% Function for newff
2  function net = newff(varargin)
3  %NEWFF Create a feed-forward backpropagation network.
58
59  if nargin < 2, error('NET:Arguments','Not enough input arguments'), end
60
61  v1 = varargin(1);
62  if isa(v1,'cell'), v1 = cell2mat(v1); end
63  v2 = varargin(2);
64  if nargin > 2, v3 = varargin(3); end
65
66  if (nargin<= 6) && (size(v1,2)==2) && (~iscell(v2)) && (size(v2,1)==1) && ((nargin<3)||iscell(v3))
67  nntobsu(mfilename,[' See help for ' upper(mfilename) ' to update calls to the new argument list.']);
68  net = new_5p0(varargin{:});
69  else
70  net = new_5p1(varargin{:});
71  end
72
73  %=====
74  function net = new_5p1(p,t,s,tf,btf,bif,pf,ipf,tpf,ddf)
75
76  if nargin < 2, error('NET:Arguments','Not enough input arguments'), end
77
78  % Defaults
79  if (nargin < 3), s = []; end
80  if (nargin < 4), tf = {}; end
81  if (nargin < 5), btf = 'trainlm'; end
82  if (nargin < 6), bif = 'learnqdm'; end
83  if (nargin < 7), pf = 'mse'; end
84  if (nargin < 8), ipf = {'fixunknowns','removeconstantrows','mapminmax'}; end
85  if (nargin < 9), tpf = {'removeconstantrows','mapminmax'}; end
86  if (nargin < 10), ddf = 'dividerand'; end
87

```

ภาพผนวกที่ ก4 หน้าต่างของโปรแกรม

5. ทำการเลือกค่า Inputs และ Outputs จากไฟล์ใน Workspace และออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ลงใน โปรแกรมเช่น จำนวนชั้น จำนวนนิวรอน ฟังก์ชันการถ่ายโอน และค่าความคลาดเคลื่อนเป็นต้น ดังแสดงในภาพผนวกที่ ก5 จากนั้นทำการฝึกสอน (Training) โครงข่ายประสาทเทียมดังแสดงในภาพผนวกที่ ก6

```

197 %Data is Normalized
198 %scale or adjust data set to the same range
199 [PN,PS]=mapminmax(TrainingInput);
200 [TN,TS]=mapminmax(TrainingOutput);
201
202 %Data of Training
203 TrainingIp=PN(:,1:936);
204 TrainingTgt=TN(:,1:936);
205
206 %Data of Validation (Validation method can enhance network performance)
207 Val.P=PN(:,601:1056);
208 Val.T=TN(:,601:1056);
209 Test.P=PN(:,937:1344);
210 Test.T=TN(:,937:1344);
211
212 %Create Network of Artificial Neural Network feed-forward backpropagation network.
213 net=newff(minmax(TrainingIp),[55 1],{'logsig','purelin'},'trainlm');
214
215 % Setting parameter
216 net.trainParam.showCommandLine=true;
217 net.trainParam.show=1;
218 net.trainParam.epochs=5000;
219 net.trainParam.goal=0.02;
220
221 % Setting parameter is default
222 net.trainParam.min_grad = 1e-10;
223 net.trainParam.mu = 1e-3;
224 net.trainParam.max_fail = 20;
225
226 %Training Process
227 net=init(net);
228 [net,tr]=train(net,TrainingIp,TrainingTgt,[],[],Val,Test);
    
```

Input and Target

การออกแบบ

การกำหนดค่าพารามิเตอร์

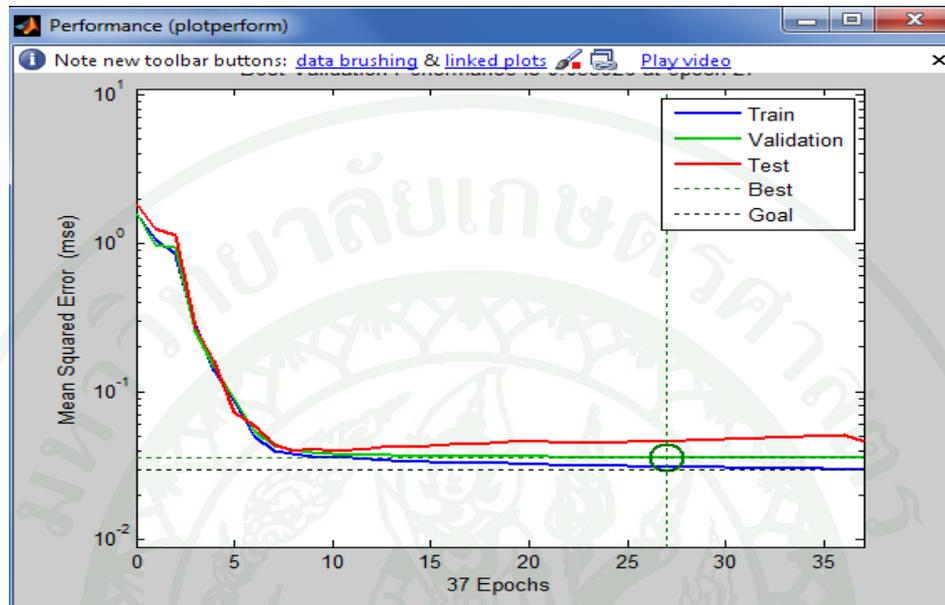
ภาพผนวกที่ ก5 หน้าต่างการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม และการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ

The screenshot shows the 'Neural Network Training (ntraintool)' window. It displays a neural network diagram with an input layer, two hidden layers, and an output layer. The training progress table is as follows:

Epoch	0	9 iterations	5000
Time		0:00:01	
Performance	2.72	0.0181	0.0200
Gradient	1.00	0.0772	1.00e-10
Mu	0.00100	0.0100	1.00e+10
Validation Checks	0	0	20

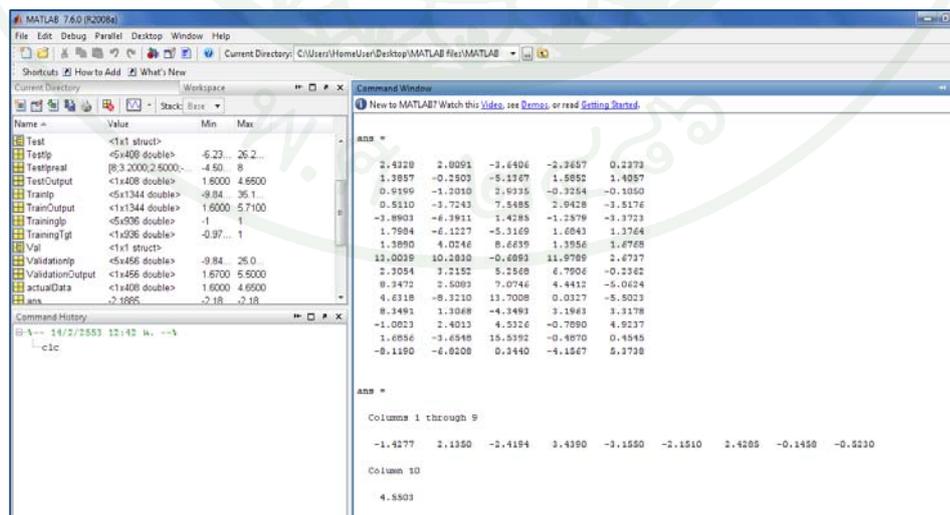
ภาพผนวกที่ ก6 หน้าต่างการฝึกสอน (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียม

6. เมื่อการฝึกสอน (Training) โครงข่ายเสร็จจะปรากฏกราฟแสดงค่า MSE และจำนวนรอบที่ใช้ในการคำนวณเพื่อบอกผลของการฝึกสอนในโครงข่าย แสดงดังภาพผนวกที่ ก7



ภาพผนวกที่ ก7 กราฟแสดงผลการฝึกสอน (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียม

7. เมื่อได้โครงข่ายที่เหมาะสมก็ทำการบันทึกค่าน้ำหนัก (Weight) และ ค่าไบแอส (Bias) ที่เกิดขึ้นในโครงข่ายดังแสดงในภาพผนวกที่ ก8



ภาพผนวกที่ ก8 ค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่เกิดขึ้นในโครงข่ายประสาทเทียม



ตารางผนวกที่ ข1 ตัวอย่างชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ การตรวจประเมิน และการทดสอบ
ของโครงข่ายประสาทเทียม

n(t)	Lap Rate (t)	Lap Time (t)	Stock Removal (t)	Δ SR(t)	Lap Time (t+1)
1	84.78	53.09	55.68	24.43	47.45
2	51.22	47.45	30.09	-1.16	47.45
3	50.78	47.45	59.58	28.33	49.09
4	59.39	49.09	36.08	4.83	48.18
5	53.67	48.18	32.00	0.75	58.36
6	41.06	58.36	29.63	-1.63	57.09
7	54.78	57.09	38.70	7.45	53.82
8	42.89	53.82	28.51	-2.74	64.00
9	39.28	64.00	31.13	-0.13	73.09
10	33.06	73.09	29.90	-1.35	69.09
11	32.67	69.09	33.75	2.50	69.09
12	34.33	69.09	29.33	-1.93	75.09
1	72.78	40.73	36.68	5.43	48.91
2	59.72	48.91	36.16	4.91	48.91
3	51.83	48.91	31.38	0.13	46.55
4	52.56	46.55	30.28	-0.98	46.91
5	61.00	46.91	35.40	4.15	52.55
6	45.61	52.55	29.64	-1.61	56.36
7	38.33	56.36	26.73	-4.53	56.36
8	31.50	56.36	21.94	-9.31	56.91
9	46.89	56.91	33.04	1.79	77.09
10	33.72	77.09	32.18	0.92	85.82
11	34.00	85.82	36.14	4.89	74.73
12	38.11	74.73	35.23	3.98	78.55

ตารางผนวกที่ ข1 (ต่อ)

n(t)	Lap Rate (t)	Lap Time (t)	Stock Removal (t)	$\Delta SR(t)$	Lap Time (t+1)
1	75.56	43.64	40.80	9.55	49.27
2	61.67	49.27	37.60	6.35	49.27
3	64.83	49.27	39.53	8.28	51.09
4	50.89	51.09	32.19	0.94	45.64
5	56.94	45.64	32.16	0.91	51.27
6	37.50	51.27	23.78	-7.48	50.00
7	48.50	50.00	30.00	-1.25	52.36
8	41.22	52.36	26.70	-4.55	59.64
9	42.44	59.64	31.34	0.09	66.73
10	23.33	66.73	19.26	-11.99	65.45
11	42.50	65.45	34.43	3.18	81.82
12	50.11	81.82	50.70	19.45	86.91
1	83.06	42.73	43.89	12.64	58.73
2	43.17	58.73	31.39	0.14	58.73
3	47.78	58.73	34.73	3.48	60.36
4	40.00	60.36	29.91	-1.34	54.36
5	46.67	54.36	31.39	0.14	60.00
6	32.78	60.00	24.35	-6.90	59.64
7	34.06	59.64	25.13	-6.13	73.45
8	25.94	73.45	23.58	-7.68	73.64
9	35.33	73.64	32.18	0.92	87.64
10	39.22	87.64	42.50	11.25	89.09
11	28.61	89.09	32.60	1.35	90.91
12	29.94	90.91	35.36	4.11	77.27

ตารางผนวกที่ ข1 (ต่อ)

n(t)	Lap Rate (t)	Lap Time (t)	Stock Removal (t)	Δ SR(t)	Lap Time (t+1)
1	100.00	42.55	57.55	26.30	50.91
2	48.11	50.91	30.33	-0.93	50.91
3	66.44	50.91	41.86	10.61	51.45
4	38.94	51.45	24.81	-6.44	46.00
5	36.11	46.00	20.54	-10.71	48.00
6	51.94	48.00	31.01	-0.24	63.64
7	26.94	63.64	21.20	-10.05	79.09
8	34.61	79.09	33.88	2.63	72.36
9	36.28	72.36	32.46	1.21	80.00
10	26.17	80.00	25.94	-5.31	78.18
11	34.28	78.18	39.45	8.20	85.45
12	21.89	85.45	23.15	-8.10	87.27
1	66.22	47.64	39.03	7.78	51.09
2	38.72	51.09	24.49	-6.76	51.09
3	42.28	51.09	26.75	-4.50	54.55
4	50.72	54.55	34.24	2.99	56.73
5	40.00	56.73	28.10	-3.15	67.64
6	39.89	67.64	33.38	2.13	68.73
7	48.50	68.73	41.28	10.03	66.55
8	57.78	66.55	47.60	16.35	63.82
9	34.00	63.82	26.85	-4.40	54.18
10	51.33	54.18	34.44	3.19	56.18
11	41.39	56.18	28.78	-2.48	56.00
12	35.33	56.00	34.23	2.98	60.36

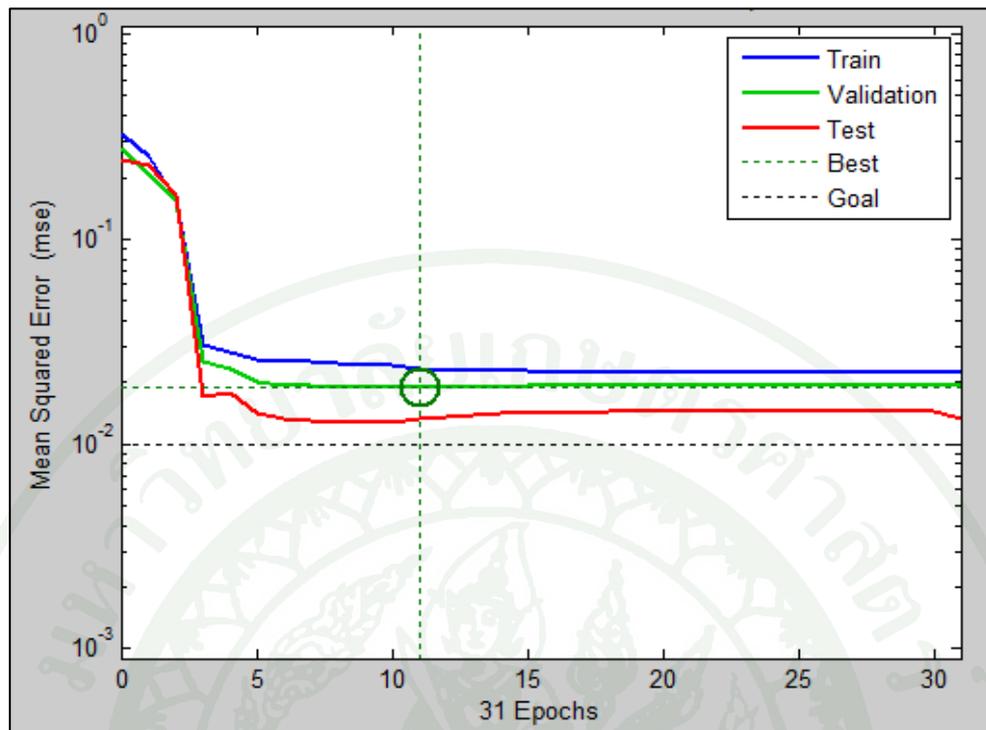
ตารางผนวกที่ ข1 (ต่อ)

n(t)	Lap Rate (t)	Lap Time (t)	Stock Removal (t)	Δ SR(t)	Lap Time (t+1)
1	77.56	45.82	43.98	12.73	50.00
2	70.83	50.00	43.85	12.60	50.00
3	66.72	50.00	41.26	10.01	47.45
4	45.17	47.45	26.53	-4.73	42.36
5	37.39	42.36	19.59	-11.66	49.82
6	45.61	49.82	28.15	-3.10	60.91
7	40.72	60.91	30.66	-0.59	73.27
8	28.78	73.27	26.08	-5.18	72.91
9	37.11	72.91	33.53	2.28	79.09
10	25.89	79.09	25.35	-5.90	87.09
11	24.39	87.09	26.28	-4.98	92.18
12	40.78	92.18	46.48	15.23	94.73
1	94.00	44.00	51.15	19.90	42.55
2	71.61	42.55	37.71	6.46	42.55
3	49.00	42.55	25.79	-5.46	38.91
4	53.28	38.91	25.66	-5.59	38.18
5	63.17	38.18	29.88	-1.38	47.27
6	39.33	47.27	23.01	-8.24	58.91
7	51.39	58.91	37.46	6.21	58.55
8	41.94	58.55	30.39	-0.86	64.73
9	57.17	64.73	45.80	14.55	56.91
10	28.50	56.91	20.08	-11.18	50.91
11	48.22	50.91	30.38	-0.88	62.91
12	28.89	62.91	22.45	-8.80	66.00

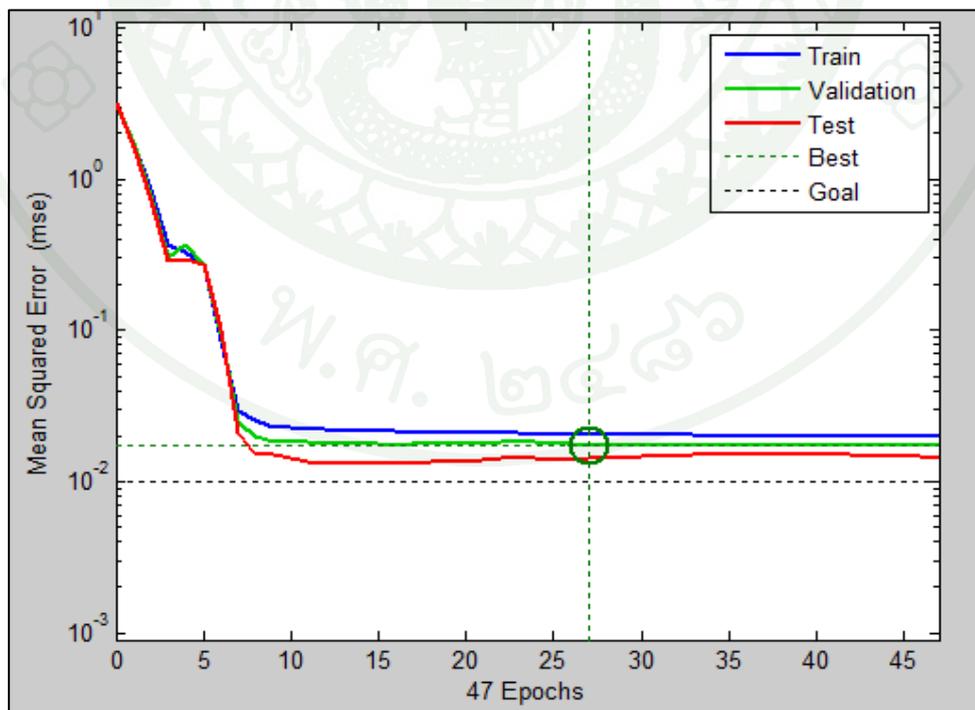
ตารางผนวกที่ ข1 (ต่อ)

n(t)	Lap Rate (t)	Lap Time (t)	Stock Removal (t)	Δ SR(t)	Lap Time (t+1)
1	69.33	53.09	45.53	14.28	51.27
2	74.17	51.27	47.09	15.84	51.27
3	51.56	51.27	34.51	3.26	45.09
4	83.56	45.09	46.65	15.40	43.64
5	69.89	43.64	37.75	6.50	43.64
6	42.56	43.64	23.00	-8.25	45.82
7	60.56	45.82	34.33	3.08	48.00
8	59.00	48.00	35.04	3.79	55.82
9	60.11	55.82	41.50	10.25	60.73
10	44.94	60.73	33.79	2.54	60.91
11	38.32	60.91	28.89	-2.36	63.82
12	36.97	63.82	29.20	-2.05	66.18
1	93.56	48.18	55.78	24.53	43.09
2	55.72	43.09	29.73	-1.53	43.09
3	48.89	43.09	26.08	-5.18	45.82
4	40.44	45.82	22.93	-8.33	43.82
5	54.06	43.82	29.30	-1.95	56.00
6	35.72	56.00	24.74	-6.51	60.91
7	42.89	60.91	32.35	1.10	62.73
8	28.33	62.73	21.98	-9.28	72.18
9	39.67	72.18	35.41	4.16	85.09
10	25.00	85.09	26.35	-4.90	85.27
11	37.44	85.27	39.55	8.30	94.55
12	41.11	94.55	48.14	16.89	90.55

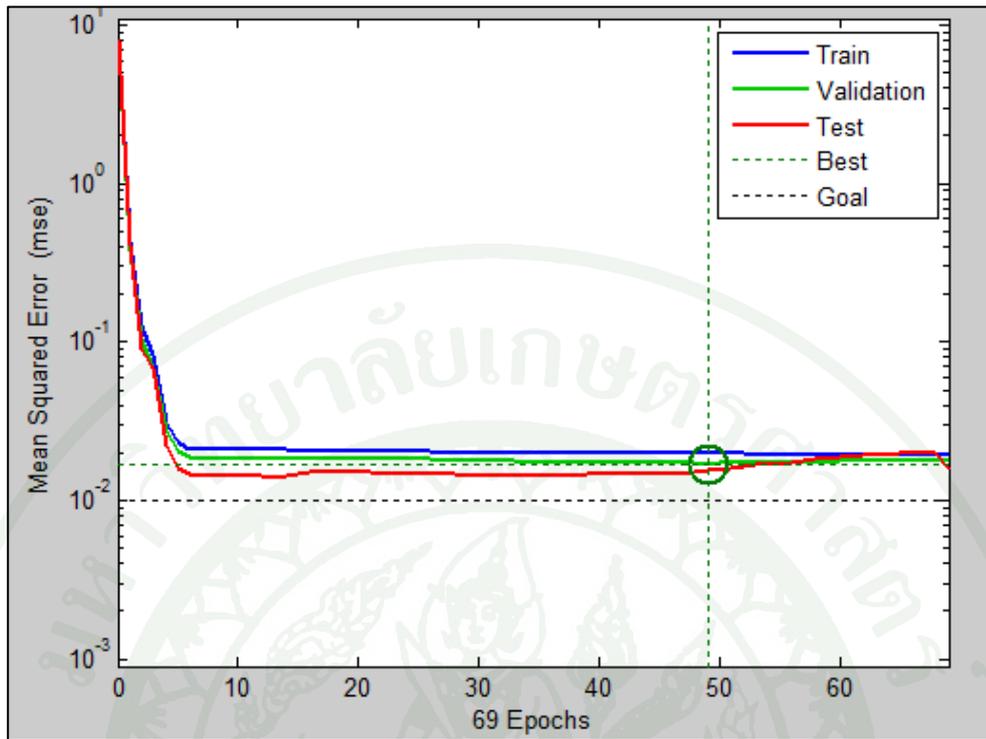




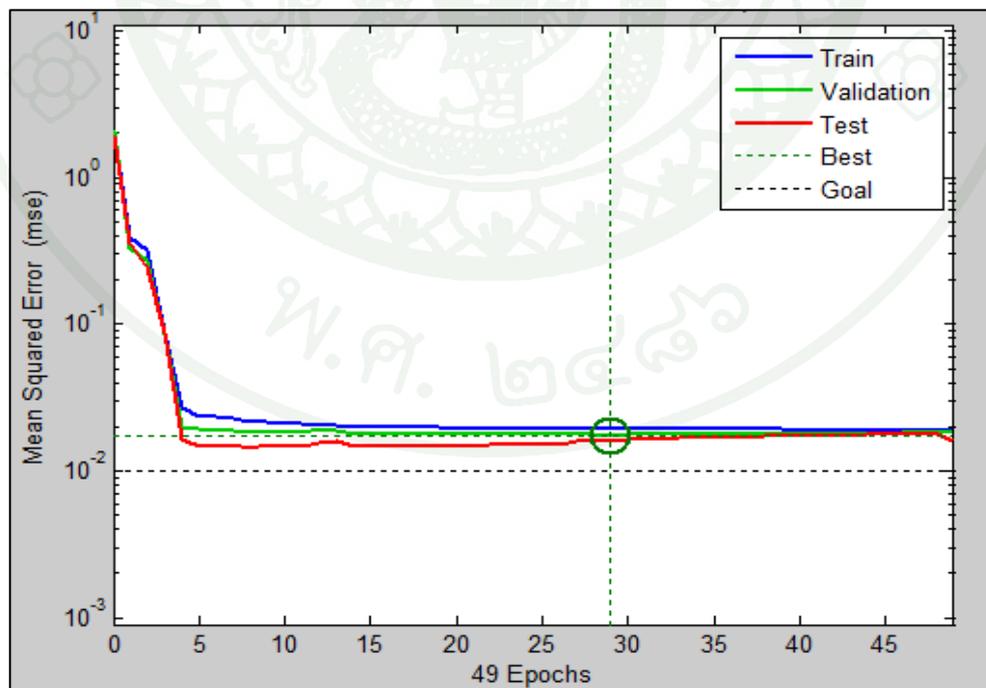
ภาพผนวกที่ ค1 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 1



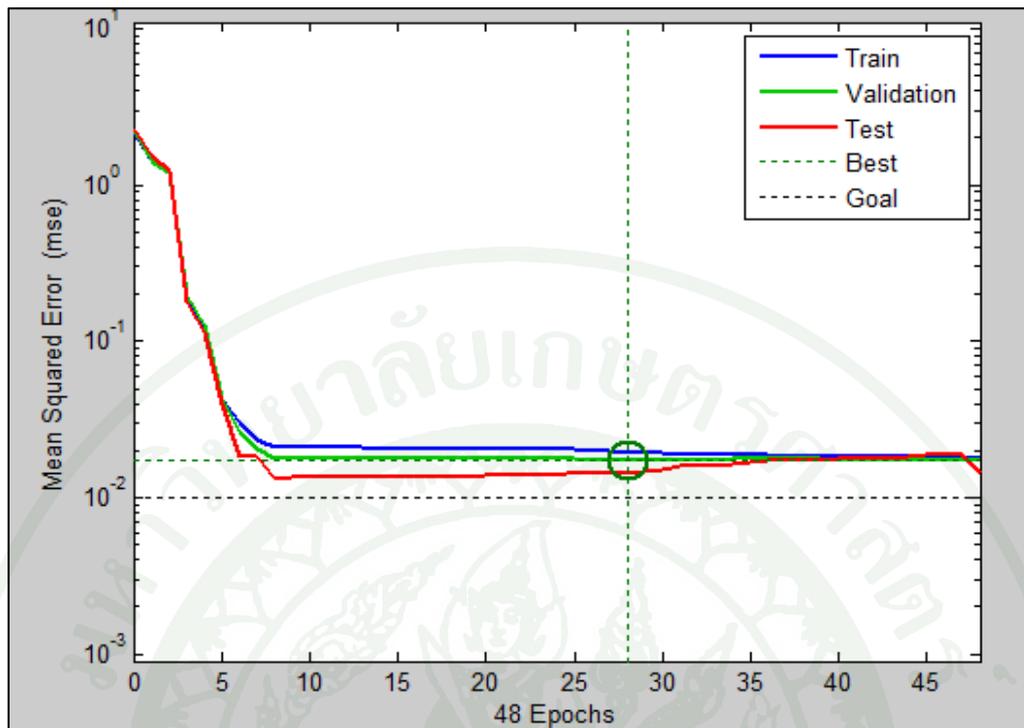
ภาพผนวกที่ ค2 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 2



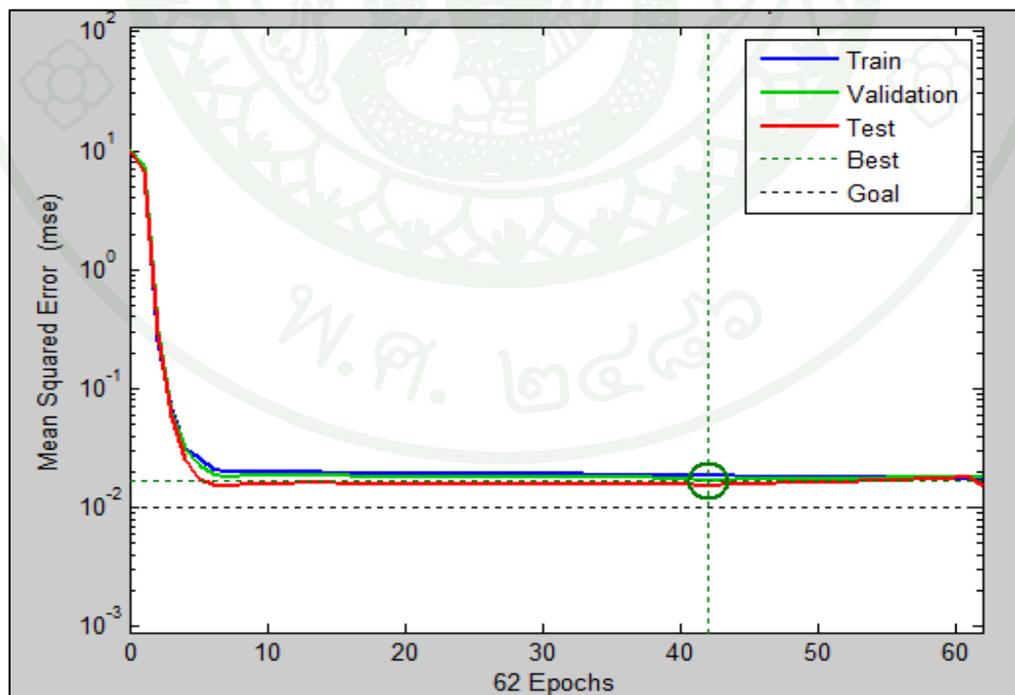
ภาพผนวกที่ ค3 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 3



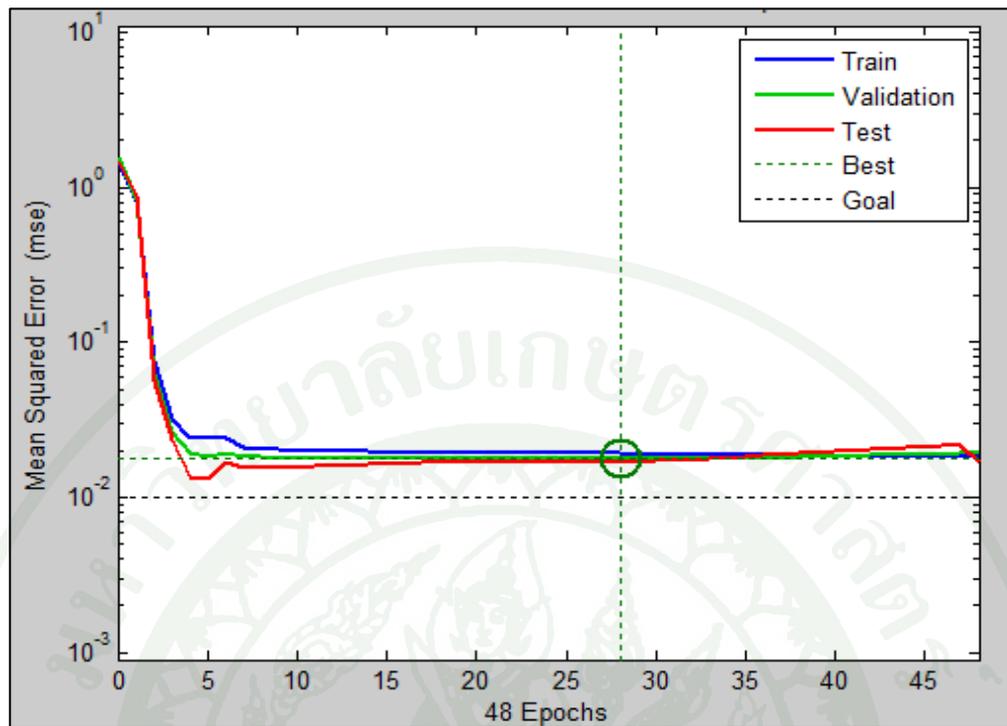
ภาพผนวกที่ ค4 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 4



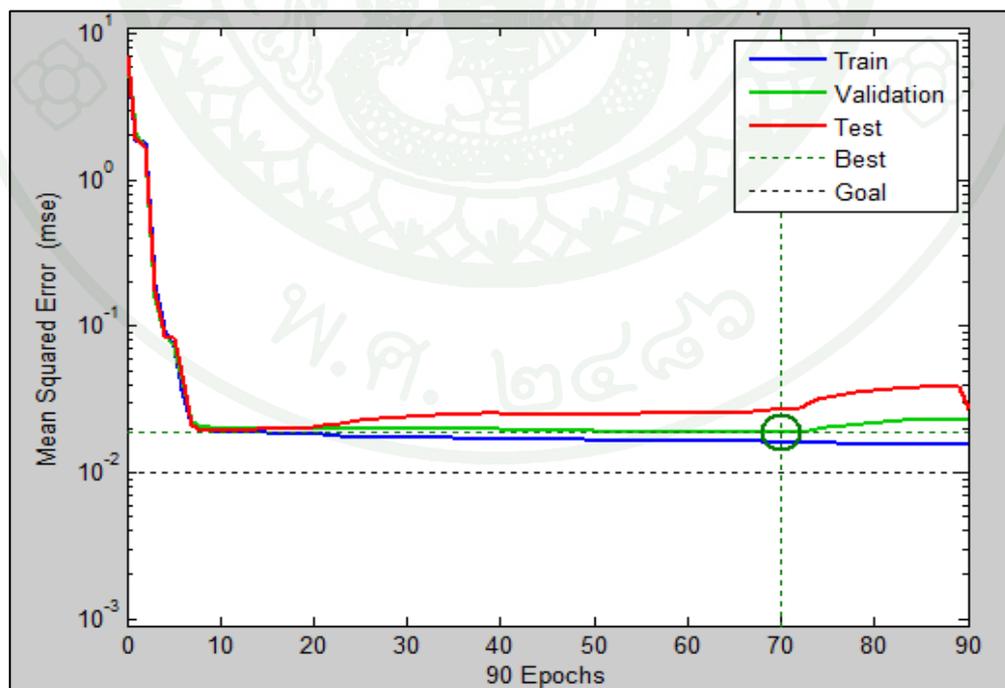
ภาพผนวกที่ ค5 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 5



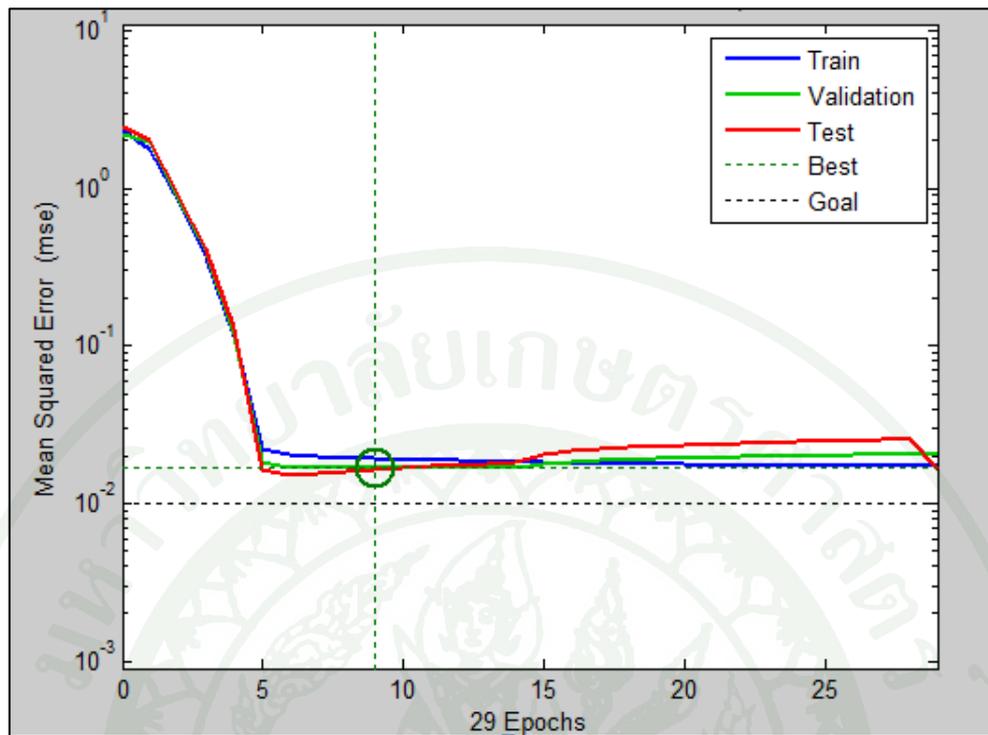
ภาพผนวกที่ ค6 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 6



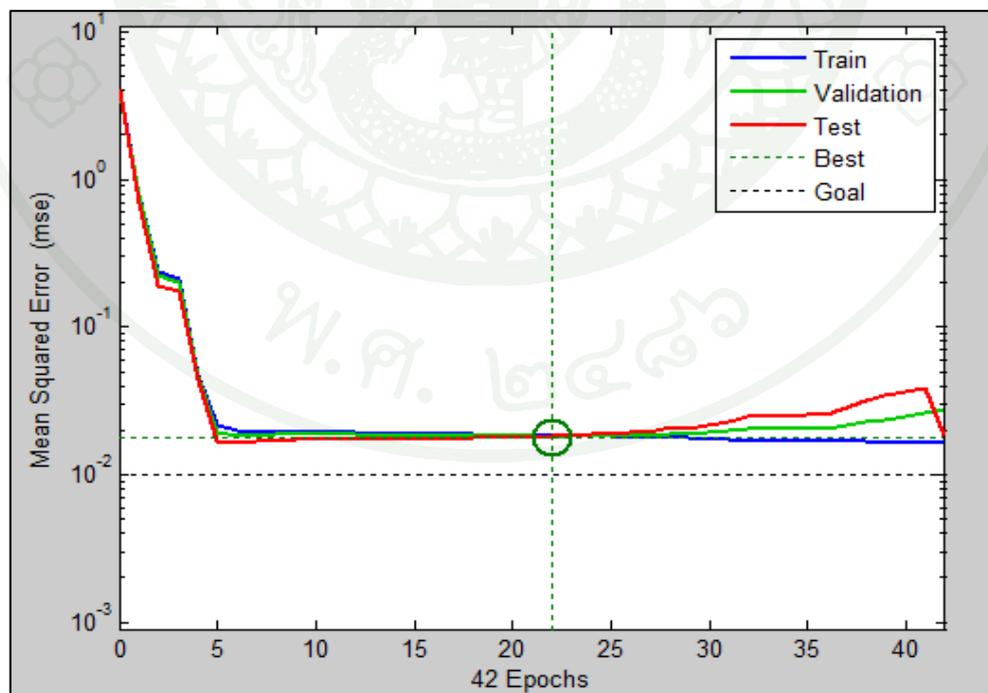
ภาพผนวกที่ ค7 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 7



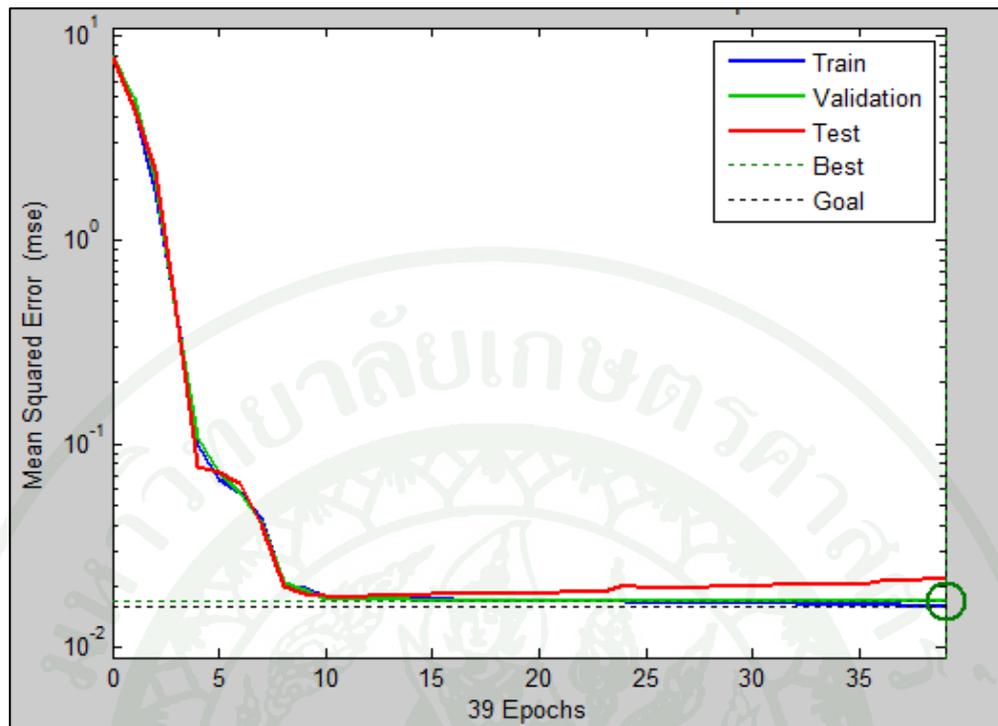
ภาพผนวกที่ ค8 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 8



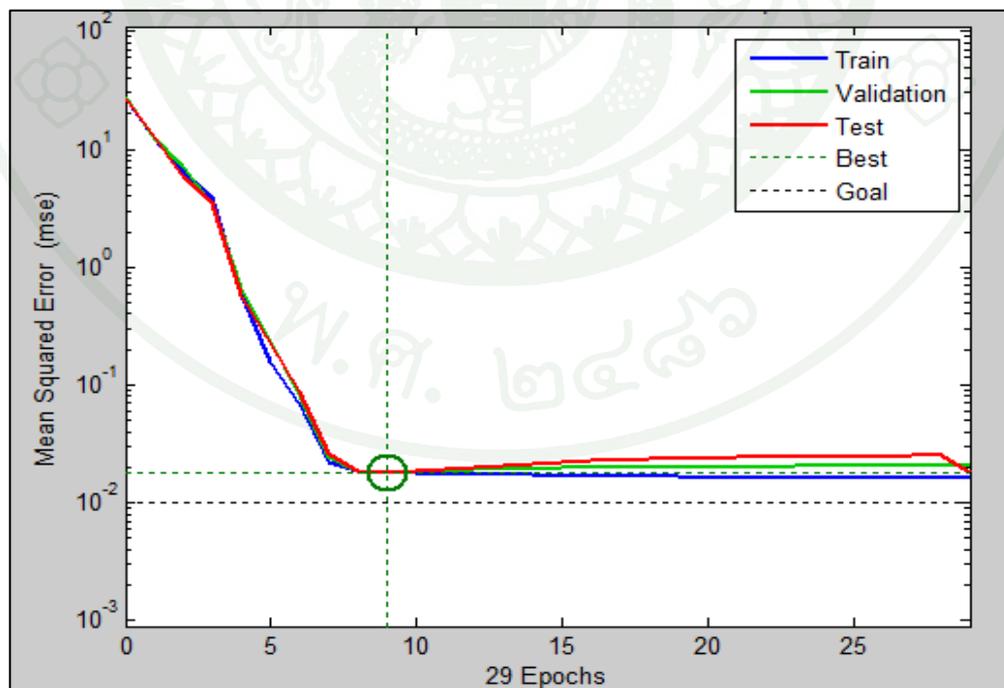
ภาพผนวกที่ ค9 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 9



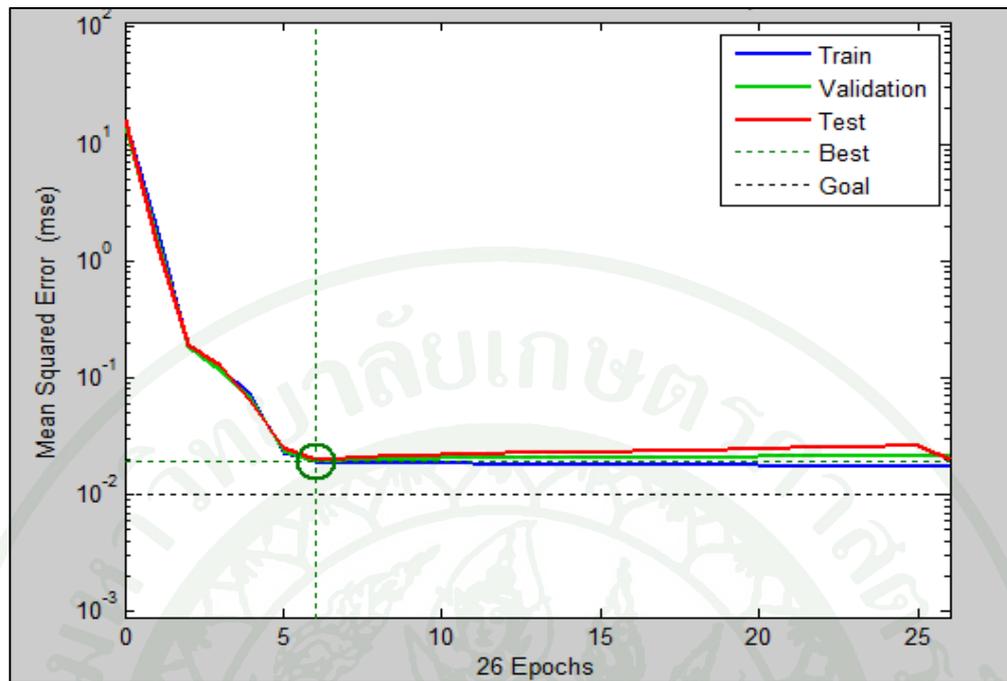
ภาพผนวกที่ ค10 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 10



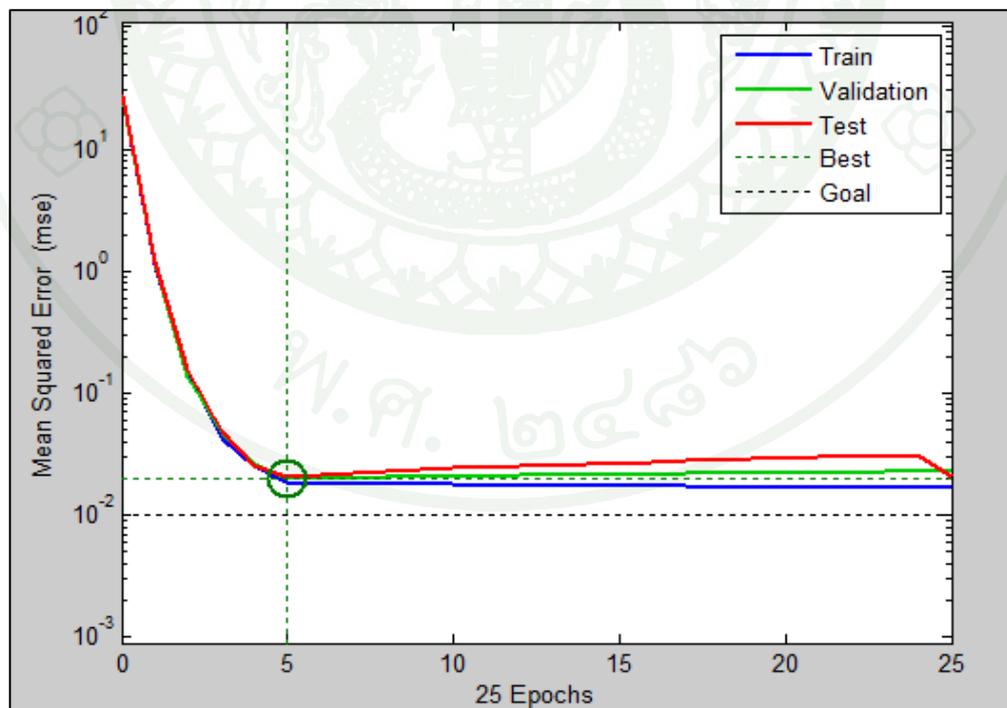
ภาพผนวกที่ ค11 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 11



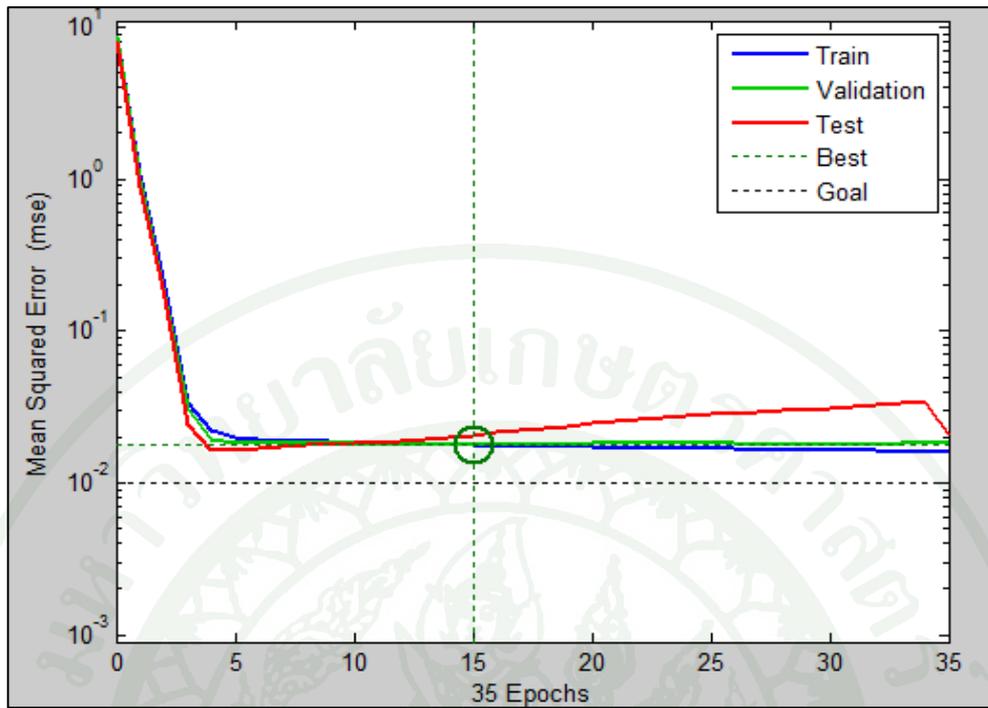
ภาพผนวกที่ ค12 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 12



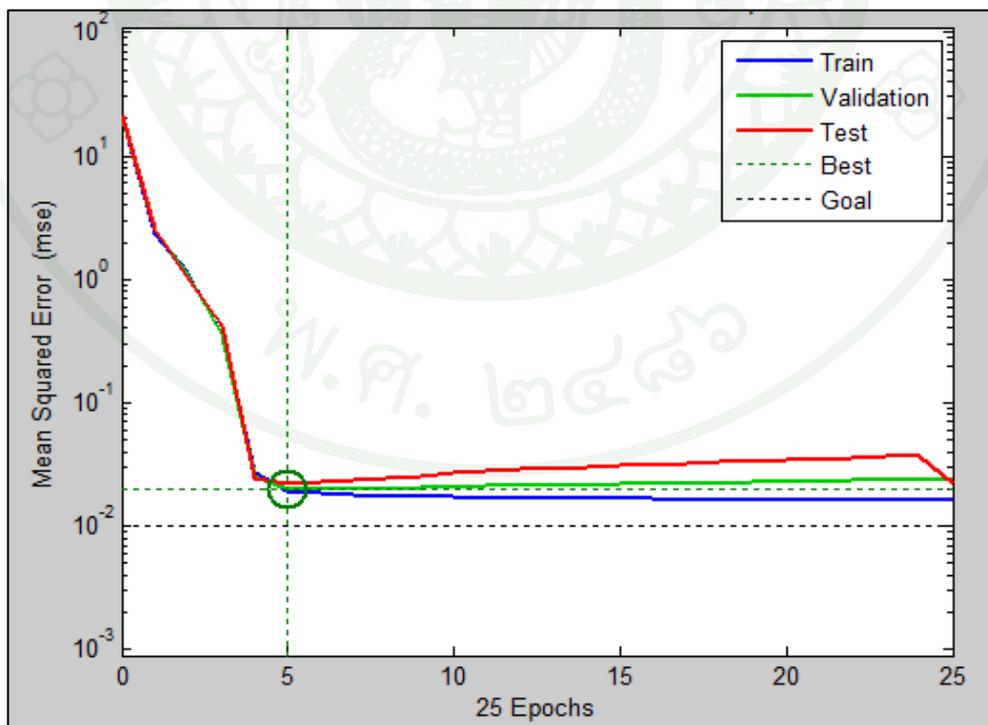
ภาพผนวกที่ ค13 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 13



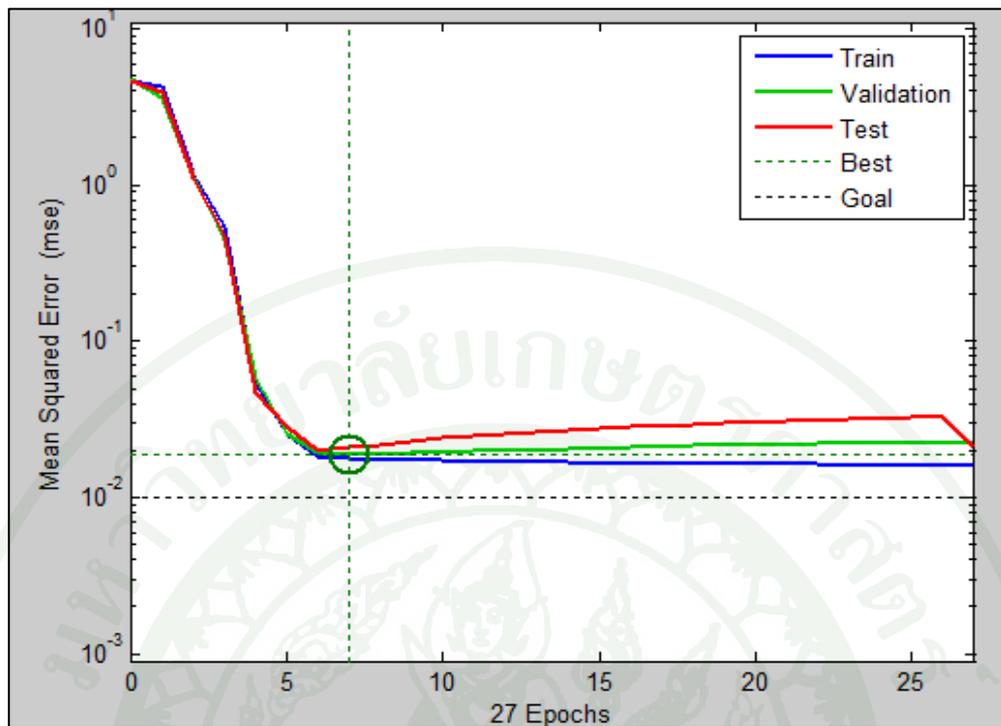
ภาพผนวกที่ ค14 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 14



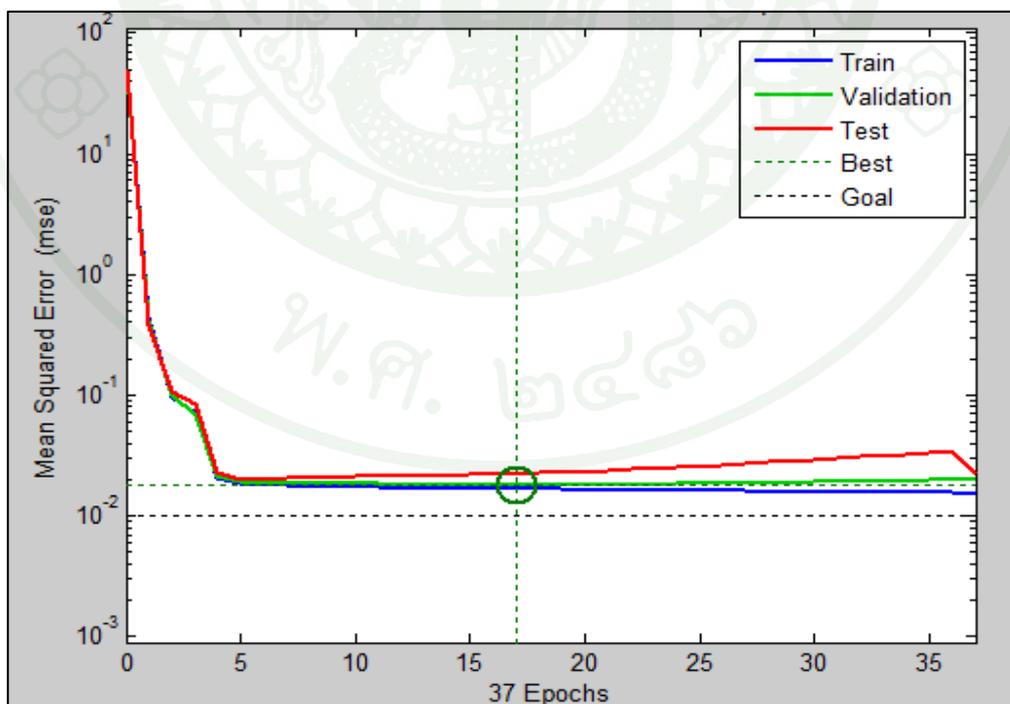
ภาพผนวกที่ ค15 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 15



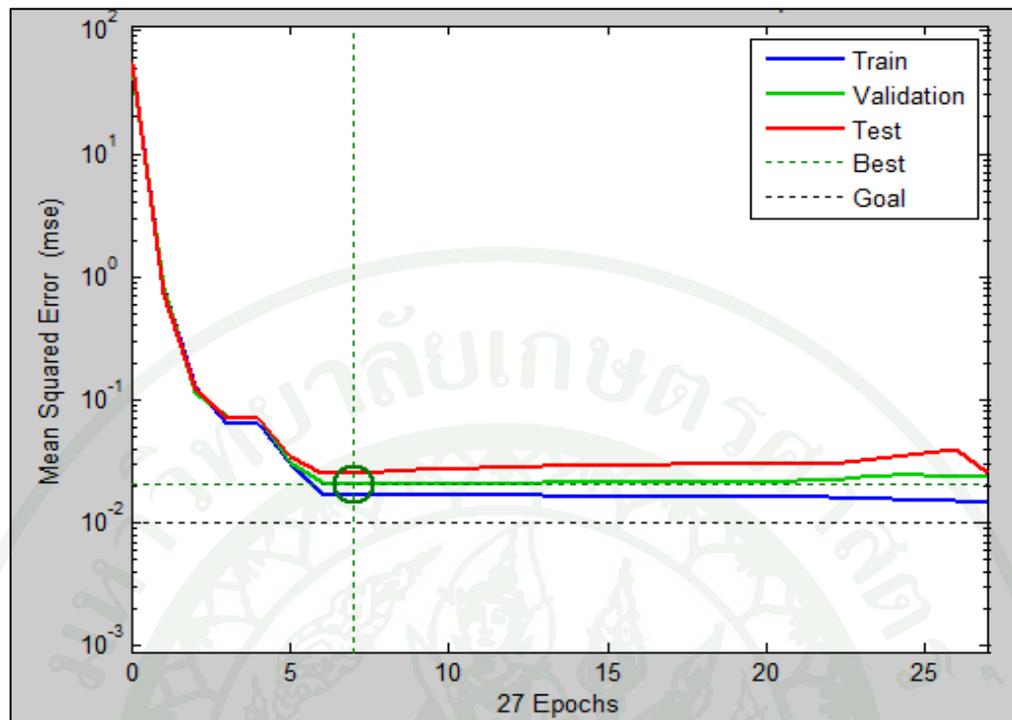
ภาพผนวกที่ ค16 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 16



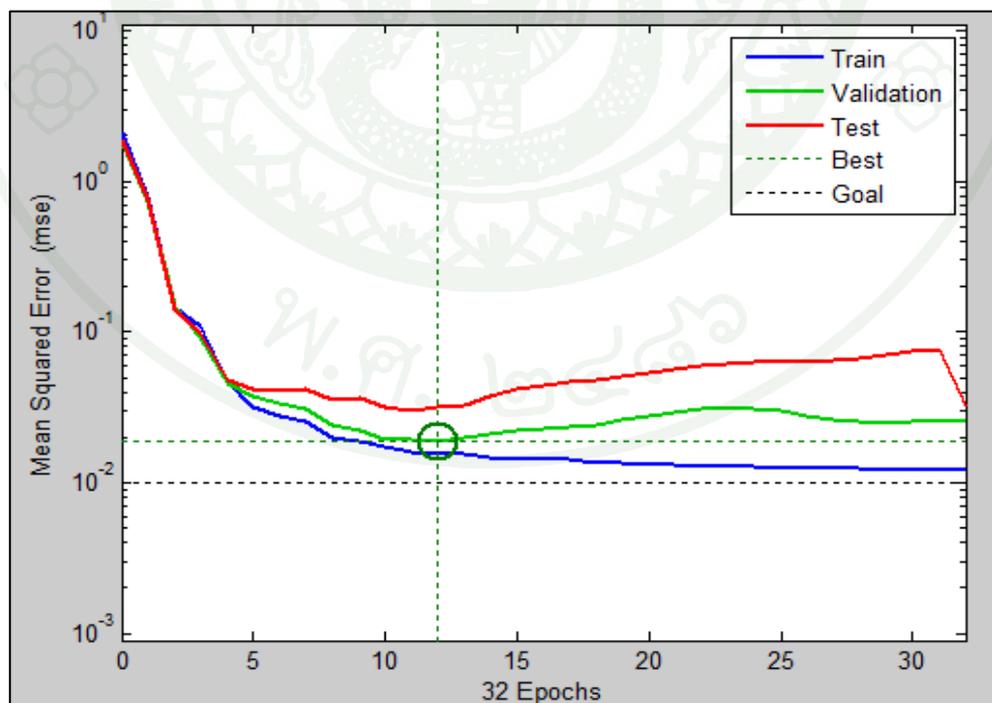
ภาพผนวกที่ ค17 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 17



ภาพผนวกที่ ค18 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 18



ภาพผนวกที่ ค19 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 19



ภาพผนวกที่ ค20 กราฟแสดงการเรียนรู้ (Training) ของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 20

ประวัติการศึกษา และการทำงาน

ชื่อ	นางสาวสุริดา ปรีชาเดช
เกิดวันที่	22 ตุลาคม 2527
สถานที่เกิด	กรุงเทพมหานคร
ประวัติการศึกษา	วศ.บ. (วิศวกรรมการผลิต) สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ตำแหน่งปัจจุบัน	—
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	—
ผลงานดีเด่นและ/หรือรางวัลทางวิชาการ	—
ทุนการศึกษาที่ได้รับ	<ul style="list-style-type: none"> - ได้รับทุนสนับสนุนจากศูนย์วิจัยร่วมเฉพาะทางด้านการผลิตขั้นสูงในอุตสาหกรรมฮาร์ดดิสก์ไดรฟ์และศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ สำนักงานพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ ปีการศึกษา 2551 - ได้รับทุนผู้ช่วยสอนจากบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ (พ.ศ. 2552)