ระบบจดจำเสียงพูดภาษาอังกฤษด้วยโครงข่ายประสาทเทียม แบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์

พิมพ์สุดา ไฉยากุล

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์
มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี
พ.ศ. 2549

ISBN 974-523-123-1

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

ENGLISH SPEECH RECOGNITION SYSTEM VIA BACK PROPAGATION NEURAL NETWORKS AND SOFT COMPUTING

PHIMSUDA CHAIYAKUL

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENTS

FOR THE DEGREE OF MASTER SCIENCE FACULTY OF SCIENCE

MAJOR IN INFORMATION TECHNOLOGY

FACULTY OF SCIENCES

UBON RAJATHANEE UNIVERSITY

YEAR 2006

ISBN 974-523-123-1

COPYRIGHT OF UBON RAJATHANEE UNIVERSITY

ใบรับรองวิทยานิพนธ์

มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

ปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์

เรื่อง ระบบจดจำเสียงพูดภาษาอังกฤษโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์

ผู้วิจัย นางสาวพิมพ์สุดา ไฉยากุล

ได้พิจารณาเห็นชอบโดย

..... อาจารย์ที่ปรึกษา

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อุทิศ อินทร์ประสิทธิ์)

..... กรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.วนิดา แก่นอากาศ)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จิรดา กันทรารักษ์)

..... คณบดี

(ดร.จันทร์เพ็ญ อินทรประเสริฐ)

มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี รับรองแล้ว

.....

(ศาสตราจารย์ ดร.ประกอบ วิโรจนกูฏ)

อธิการบดี มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

ปีการศึกษา 2549

กิตติกรรมประกาศ

ความสำเร็จของงานวิจัยฉบับนี้เกิดขึ้นไม่ได้ ถ้าหากไม่ได้รับความกรุณาอย่างยิ่งจาก ท่านอาจารย์ ดร.วนิดา แก่นอากาศ ประธานกรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ของผู้ทำวิจัย ที่ได้ให้ความช่วยเหลือสนับสนุน ให้คำปรึกษาและชี้แนะแนวทางในการวิจัย ตลอดจนช่วยแก้ไขเนื้อหาของวิทยานิพนธ์ให้มีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น ขอขอบพระคุณ อาจารย์ดร.อุทิศ อินทร์ประสิทธิ์ กรรมการที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่ให้คำปรึกษาในการปรับแก้ไขเอกสาร และ
อาจารย์ดร.จิรดา กันทรารักษ์ กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่ได้เสนอข้อคิดเห็นให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์ยิ่ง บุญคุณครั้งนี้ศิษย์ ขอระลึกถึงตลอดไป

ขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อพิภพ คุณแม่สมรักษ์ ที่คอยเป็นห่วงและให้กำลังใจลูกคนนี้มาโดยตลอด ขอขอบคุณ พี่อรรคพล พี่ภาณุพงษ์ และน้องกษมศต รวมถึงพี่ธวัชชัย ที่คอยให้การดูแล ชี้แนะทั้งยังให้ความช่วยเหลือในทุกๆ ด้าน จนทำให้ผู้วิจัยประสบความสำเร็จในการศึกษาครั้งนี้

(นางสาวพิมพ์สุดา ไฉยากุล)
ผู้วิจัย

บทคัดย่อ

ชื่อเรื่อง : ระบบจดจำเสียงพูดภาษาอังกฤษด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์

โดย : พิมพ์สุดา ไฉยากุล

ชื่อปริญญา : ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา : เทคโนโลยีสารสนเทศ [ISBN 974-523-123-1]

ประธานกรรมการที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อุทิศ อินทร์ประสิทธิ์

ศัพท์สำคัญ : โครงข่ายประสาทเทียม จดจำเสียง โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับการคำนวณแบบซอฟต์

งานวิทยานิพนธ์นี้ การคำนวณแบบซอฟต์ได้ถูกนำมาใช้ในการแก้ปัญหาในระบบการจดจำเสียงพูด ซึ่งระบบนี้ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในการจดจำข้อมูลเสียง จากหลักการดังกล่าวการคำนวณแบบซอฟต์ได้ลดอัตราความผิดพลาดไปร้อยละ 25.100 เวลาการสอนร้อยละ 99.991 เมื่อเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับแบบดั้งเดิมซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสำเร็จในการนำเอาการคำนวณแบบซอฟต์มาใช้ร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับในระบบการจดจำเสียงพูด การศึกษาค้นคว้าแสดงให้เห็นว่าการคำนวณแบบซอฟต์ทำให้ความสามารถการจดจำข้อมูลเสียงเพิ่มขึ้นอย่างเห็นได้ชัด

ABSTRACT

TITLE : ENGLISH SPEECH RECOGNITION SYSTEM VIA BACK PROPAGATION NEURAL NETWORKS AND SOFT COMPUTING.

BY : PHIMSUDA CHAIYAKUL

DEGREE : MASTER OF SCIENCE

MAJOR : INFORMATION TECHNOLOGY [ISBN 974-523-123-1]

CHAIR : ASST. PROF. UTITH INPRASIT, Ph.D.

KEYWORDS : NEURAL NETWORK / SPEECH RECOGNITION / BACK PROPAGATION NEURAL NETWORK / SOFT COMPUTING

In this thesis, soft computing is applied to the problem of speech recognition system. The system employs Back Propagation Neural Networks (BPNN) model for recognition of speech data. In this framework, the use of soft computing BPNN models decreased the error rate by 25.100%, the training time by 99.991% compared to a tradition BPNN. This is the successful application of soft computing BPNN to a speech recognition system. Investigation of the soft computing model indicates that the soft computing are obviously improved the recognition of the speech data.

สารบัญ

	หน้า
กิตติกรรมประกาศ	ก
บทคัดย่อภาษาไทย	ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ค
สารบัญ	ง
สารบัญตาราง	ฉ
สารบัญภาพ	ช
บทที่	
1. บทนำ	
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	2
1.3 สมมุติฐานของงานวิจัย	2
1.4 ขอบเขตของงานวิจัย	2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการวิจัย	2
1.6 วิธีดำเนินการงานวิจัย	3
2. เอกสารงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	
2.1 โครงข่ายประสาทเทียม	4
2.2 ประวัติการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม	7
2.3 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม	8
2.4 การเรียนรู้แบบแพร่กลับ	15
2.5 การคำนวณแบบซอฟต์	21
2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	23
3. วิธีดำเนินการวิจัย	
3.1 กระบวนการเตรียมข้อมูล	26
3.2 การออกแบบการทดลองการจดจำรูปแบบของข้อมูลเสียง	29
3.3 การแบ่งอัตราส่วนข้อมูลเสียง	33
3.4 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ให้กับโครงข่าย	33

สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
4. ผลการทดลองและอภิปรายผล	
4.1 ผลการทดลองวิธีที่หนึ่ง การทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back-propagation Neural Network) ในการจดจำข้อมูลเสียง	36
4.2 ผลการทดลองวิธีที่สอง การทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ (Back Propagation Neural Network and Soft Computing) ในการจดจำข้อมูลเสียง	49
4.3 ผลสรุปเปรียบเทียบการทดลอง	60
5. ผลสรุปและข้อเสนอแนะ	
5.1 สรุปผลการศึกษา	64
5.2 อุปสรรคและข้อเสนอแนะ	68
เอกสารอ้างอิง	**69**
ประวัติผู้วิจัย	**72**

สารบัญตาราง

ตารางที่		หน้า
1.1	แผนผังการทำงาน	3
3.1	ตัวอย่างตำแหน่งชุดข้อมูลเสียงพยัญชนะ 18 ตัว	26
3.2	อัตราส่วนข้อมูลเรียนรู้และข้อมูลทดสอบ	33
4.1	อัตราส่วนข้อมูลเรียนรู้และข้อมูลทดสอบ	36
4.2	ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ข้อมูลชุดที่ 1	37
4.3	ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ข้อมูลชุดที่ 2	39
4.4	ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ข้อมูลชุดที่ 3	41
4.5	ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ข้อมูลชุดที่ 4	43
4.6	ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ข้อมูลชุดที่ 5	45
4.7	สรุปผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ	47
4.8	อัตราส่วนข้อมูลเรียนรู้และข้อมูลทดสอบ	49
4.9	ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ ข้อมูลชุดที่ 1	50
4.10	ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ ข้อมูลชุดที่ 2	52
4.11	ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ ข้อมูลชุดที่ 3	54
4.12	ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ ข้อมูลชุดที่ 4	55
4.13	ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ ข้อมูลชุดที่ 5	57
4.14	สรุปผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์	58
4.15	สรุปผลการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพของทั้งสองวิธี	63

สารบัญภาพ

ภาพที่		หน้า
2.1	โครงสร้างของสมองมนุษย์และระบบประสาท	5
2.2	แสดงเซลล์ประสาทชีววิทยาและเซลล์ประสาทเทียม	6
2.3	แบบจำลองทางตรรกะซึ่งเสนอโดย McCulloch และ Pitts	8
2.4	แสดงโครงข่ายประสาทเทียมพื้นฐานทั่วไป	9
2.5	โครงข่ายประสาทเทียมชนิดเลเยอร์เดียว (Single Layer)	11
2.6	โครงข่ายประสาทเทียมชนิดมัลติเลเยอร์ (Multilayer Layer)	11
2.7	การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)	13
2.8	การเรียนรูปแบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)	14
2.9	ชนิดของทรานสเฟอร์ฟังก์ชัน	15
2.10	โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับที่มีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น	16
3.1	แสดงรูปแบบการกำหนดค่า Input Vector หนึ่งคนในการออกเสียง 18 พยัญชนะ	27
3.2	แสดงตำแหน่งข้อมูลโดยตำแหน่งที่ 1 ถึง 18 คือตำแหน่งของข้อมูล	28
3.3	แสดงการกำหนดตำแหน่งข้อมูล Input Vector ให้ตรงกับตำแหน่ง Target Vector	28
3.4	แสดงขั้นตอนการทำงานของฟังก์ชัน Back Propagation	30
3.5	แสดงขั้นตอนการทำงานของฟังก์ชัน Back Propagation และ Soft Computing	32
3.6	แสดงการกำหนดจำนวนโหนดในแต่ละชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม	34
4.1	การทดลองข้อมูลชุดที่ 1 ข้อมูลเรียนรู้ 50% ข้อมูลทดสอบ 50%	38
4.2	การทดลองข้อมูลชุดที่ 2 ข้อมูลเรียนรู้ 60% ข้อมูลทดสอบ 40%	40
4.3	การทดลองข้อมูลชุดที่ 3 ข้อมูลเรียนรู้ 70% ข้อมูลทดสอบ 30%	42
4.4	การทดลองข้อมูลชุดที่ 4 ข้อมูลเรียนรู้ 80% ข้อมูลทดสอบ 20%	44
4.5	การทดลองข้อมูลชุดที่ 5 ข้อมูลเรียนรู้ 90% ข้อมูลทดสอบ 10%	46
4.6	สรุปทดลองข้อมูล 5 ชุด โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ	48
4.7	การทดลองข้อมูลชุดที่ 1 ข้อมูลเรียนรู้ 50% ข้อมูลทดสอบ 50%	51
4.8	การทดลองข้อมูลชุดที่ 2 ข้อมูลเรียนรู้ 60% ข้อมูลทดสอบ 40%	53
4.9	การทดลองข้อมูลชุดที่ 3 ข้อมูลเรียนรู้ 70% ข้อมูลทดสอบ 30%	54
4.10	การทดลองข้อมูลชุดที่ 4 ข้อมูลเรียนรู้ 80% ข้อมูลทดสอบ 20%	56

สารบัญภาพ(ต่อ)

หน้า

ภาพที่

4.11 การทดลองข้อมูลชุดที่ 5 ข้อมูลเรียนรู้ 90% ข้อมูลทดสอบ 10% 57
4.12 สรุปทดลองข้อมูล 5 ชุด โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ และการคำนวณแบบซอฟต์ 59
4.13 เปรียบเทียบความแม่นยำเฉลี่ยจากชุดข้อมูล 50 : 50 (Train : Test) 60
4.14 เปรียบเทียบความแม่นยำเฉลี่ยจากชุดข้อมูล 60 : 40 (Train : Test) 61
4.15 เปรียบเทียบความแม่นยำเฉลี่ยจากชุดข้อมูล 70 : 30 (Train : Test) 61
4.16 เปรียบเทียบความแม่นยำเฉลี่ยจากชุดข้อมูล 80 : 20 (Train : Test) 62
4.17 เปรียบเทียบความแม่นยำเฉลี่ยจากชุดข้อมูล 90 : 10 (Train : Test) 62
4.18 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจดจำข้อมูลเสียง ทั้ง 5 ชุดการทดลองของทั้งสองวิธี 63

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันได้มีการพัฒนาความสามารถของอุปกรณ์ต่างๆ ด้านคอมพิวเตอร์ ให้มีการเรียนรู้ตามแบบอย่างของมนุษย์ ในด้านการจดจำเสียงพูด (Speech Recognition) ก็มีความก้าวหน้าไปมาก ได้มีการนำไปประยุกต์ใช้ในระบบสื่อสารโทรคมนาคม เช่น การสั่งโทรออกของโทรศัพท์มือถือโดยใช้เสียง จุดประสงค์หลักของการจดจำเสียงพูดคือการเพิ่มความสามารถให้อุปกรณ์ต่างๆ สามารถรับรู้และมีการโต้ตอบกับมนุษย์มากขึ้น ซึ่งการใช้เสียงพูดในการสื่อสารควบคุมสั่งการถือว่าเป็นวิธีที่มนุษย์ใช้อย่างเป็นธรรมชาติมากที่สุด

งานวิจัยนี้ได้พัฒนาเทคนิครูปแบบการจดจำเสียงพูด โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back Propagation Neural Network: BPNN) และคำนวณแบบซอฟต์ (Soft Computing: SC) ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับนี้มีอัลกอริทึมเพื่อใช้ในการปรับปรุงน้ำหนักของโครงข่าย (Network Weight) หลังจากทำการใส่รูปแบบข้อมูลสำหรับฝึกฝนให้แก่โครงข่ายแต่ละครั้ง ค่าผลลัพธ์ที่ได้จะนำไปเปรียบเทียบกับผลที่คาดหวังแล้วคำนวณค่าความผิดพลาดในการจดจำเสียง ซึ่งค่าความผิดพลาดนี้จะถูกส่งกลับเข้าสู่เครือข่ายเพื่อใช้แก้ไขค่าน้ำหนักต่อไป[1] ส่วนการคำนวณแบบซอฟต์ คือ การรวมกันของกระบวนวิธีที่มีจุดประสงค์ที่จะให้เป็นลักษณะเปิดกว้างกับงานที่มีความกำกวมไม่ชัดเจนและความไม่แน่นอน[2] ใช้แก้ปัญหาความไม่แน่ชัด (Imprecision) และความไม่แน่นอน (Uncertainty) ให้สามารถควบคุมได้ง่าย (Tractability) ระบุได้ (Robustness) ซึ่งนำไปใช้ในกระบวนการจดจำเสียงพูด เป็นภาษาอังกฤษที่มีลักษณะเป็นคำเพื่อให้มีประสิทธิภาพความแม่นยำมากขึ้นเมื่อใช้สองกระบวนการ รวมไปถึงเมื่อเปรียบเทียบกับเรื่องเวลาในการจดจำ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 5 บท คือ

บทที่ 1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ขอบเขตของงานวิจัย สถานที่ทำวิจัย ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับและแนวทางดำเนินการวิจัย

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ประกอบด้วยหลักการทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทมนุษย์ หลักการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ หลักการทำงานของการคำนวณแบบซอฟต์และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย ประกอบด้วยกระบวนการเตรียมข้อมูล กระบวนการเตรียมโครงข่าย การออกแบบโครงข่ายค่าพารามิเตอร์ต่างๆ และการออกแบบการทดลอง

บทที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง ชุดข้อมูลที่นำมาทดลอง การทดลองเปรียบเทียบสองวิธี คือวิธีแรกโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ วิธีที่สองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ และผลการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพทั้งสองวิธี

บทที่ 5 สรุปผล ประกอบด้วยบทสรุปของงานวิจัย อุปสรรคและข้อเสนอแนะ ซึ่งเป็นแนวทางในการทำงานวิจัยต่อไป

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อพัฒนางานวิจัยเทคนิครูปแบบการจดจำเสียงพูดให้มีประสิทธิภาพ โดยใช้การจดจำแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์

1.3 สมมติฐานของการวิจัย

สมมติฐานของงานวิจัยคือ การทดสอบประสิทธิภาพการจดจำเสียงพูดภาษาอังกฤษโดยการคำนวณของ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ จะมีความแม่นยำในการจดจำเสียง และเวลาในการฝึกโครงข่ายได้ดีกว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับอย่างเดียว

1.4 ขอบเขตของการวิจัย

ระบบจดจำเสียงพูดภาษาอังกฤษเป็นคำ ผลการทดสอบจะใช้เทคนิคการคำนวณเปอร์เซ็นต์ความแม่นยำ และเวลาในการคำนวณจดจำเสียงเทียบกับข้อมูลเสียง

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการวิจัย

1.5.1 ระบบจดจำเสียงพูดภาษาอังกฤษ ลักษณะเป็นคำ ที่มีประสิทธิภาพแม่นยำขึ้น

1.5.2 องค์ความรู้ใหม่ในการนำเอาเทคนิคการคำนวณแบบซอฟต์มาใช้ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

1.6 วิธีดำเนินการงานวิจัย

1.6.1 ขั้นตอนการดำเนินการงานวิจัย

1.6.1.1 ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1.6.1.2 ศึกษาระบบจดจำเสียงพูดภาษาอังกฤษเป็นคำ ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

1.6.1.3 ศึกษาการคำนวณแบบซอฟต์

1.6.1.4 ออกแบบอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ใช้ร่วมกับการคำนวณแบบซอฟต์

1.6.1.5 ออกแบบระบบจดจำเสียงพูดภาษาอังกฤษด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์

1.6.1.6 ทดสอบกับข้อมูลเสียงพูดภาษาอังกฤษเป็นคำ

1.6.1.7 วิเคราะห์ผลการทดลองกับข้อมูล และเปอร์เซ็นต์ความแม่นยำ

1.6.1.8 ทดสอบระบบใหม่ที่พัฒนาเปรียบเทียบผลกับระบบเดิม

1.6.1.9 สรุปผลการวิจัย

1.6.1.10 จัดทำเอกสารงานวิจัย

1.6.2 สถานที่ดำเนินงานวิจัย

ภาควิชาคณิตศาสตร์ สถิติและคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

1.6.3 แผนผังการดำเนินงาน

ตารางที่ 1.1 แผนผังการดำเนินงาน

ขั้นตอนการดำเนินงาน	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.
ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง									
ศึกษาระบบ BPNN, BPNN-SC									
ทดสอบระบบกับข้อมูล BPNN									
ออกแบบระบบ BPNN-SC									
ทดสอบระบบใหม่ที่พัฒนาเปรียบเทียบผลกับระบบเดิม									
วิเคราะห์ผลการทดลอง									
สรุปผลการวิจัย									
จัดทำเอกสารงานวิจัย									

บทที่ 2
เอกสารงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

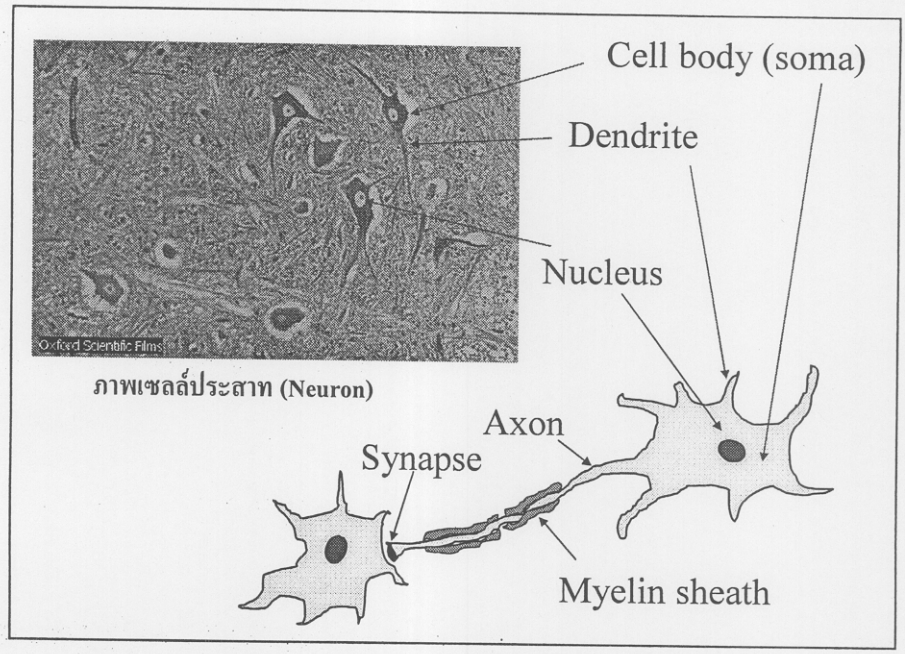
บทนี้ ประกอบด้วย 2 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 เป็นการศึกษาทฤษฎีและความรู้ที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ หลักการทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม ประวัติโครงข่ายประสาทเทียม สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม การเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back Propagation) ทฤษฎีการคำนวณแบบซอฟต์ (Soft Computing) และส่วนที่ 2 เป็นงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในการนำเอาทฤษฎีข้างต้นไปใช้ในด้านต่างๆ

2.1 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) หรือเรียกสั้นๆ ว่าข่ายประสาทเทียม (Neural Network) คือโมเดลทางคณิตศาสตร์ สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนคชันลิงค์ (Connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทเทียมในสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) และการอนุมานความรู้ (Knowledge Deduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานชีวภาพ (Bioelectric Network) ในสมองมนุษย์

2.1.1 โครงสร้างพื้นฐานและองค์ประกอบพื้นฐานของเซลล์ประสาทมนุษย์

โครงสร้างพื้นฐานและองค์ประกอบพื้นฐานของ เซลล์ประสาทมนุษย์สมองมนุษย์ ประกอบด้วยเซลล์ประสาทขนาดเล็กประมาณ 2×10^{10} เซลล์เชื่อมโยงกันเป็นโครงข่ายทำหน้าที่วิเคราะห์และสร้างสัญญาณกระตุ้นทางประสาท (Nerve Impulse) เพื่อควบคุมการทำงานส่วนต่างๆ ของร่างกาย โครงสร้างสำคัญของเซลล์ประสาทประกอบด้วย ตัวเซลล์หรือโซมา หรือเซลล์บอดิ (Cell body or Soma) แอ็กซอน (Axon) และเดนไดรต์ (Dendrite) ดังภาพที่ 2.1



ภาพที่ 2.1 โครงสร้างของสมองมนุษย์และระบบประสาท[3]

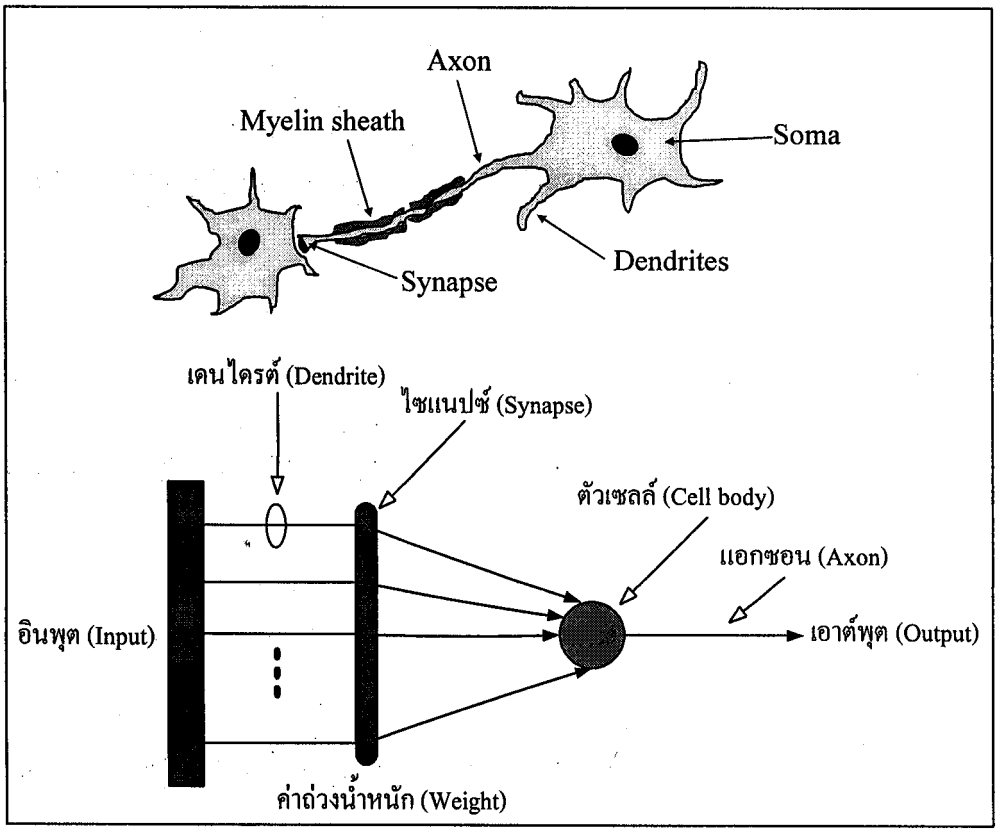
ตัวเซลล์มีนิวเคลียสอยู่ตรงกลางทำหน้าที่ประมวลผลสัญญาณกระตุ้นทางไฟฟ้า (Electrical Impulse) ที่ส่งเข้ามาทางเดนไดรต์ หากการประมวลผลภายในตัวเซลล์ต้องส่งสัญญาณกระตุ้นไปยังเซลล์อื่น ตัวเซลล์จะส่งสัญญาณกระตุ้นทางไฟฟ้ามีค่าระดับแรงดันประมาณ 50 มิลลิโวลท์ที่ช่วงเวลาประมาณ 2 มิลลิวินาที ผ่านส่วนของเซลล์ที่เรียกว่าแอ็กซอน การส่งสัญญาณเอาต์พุตจากแอ็กซอนเพื่อเป็นสัญญาณอินพุตของอีกเซลล์หนึ่งเป็นกระบวนการทางเคมีที่เกิดขึ้นในส่วนของเซลล์ที่เรียกว่าช่องว่างไซแนพส์ (Synaptic gap)

ทุกส่วนของเซลล์ประสาทมีสมบัติเป็นแหล่งกำเนิดของกระแสประสาท เมื่อได้รับการกระตุ้น สิ่งกระตุ้นส่วนใหญ่อยู่ในรูปของพลังงาน เช่น อุณหภูมิ สารเคมีต่างๆ หรือ แม้กระทั้งกระแสประสาท สิ่งกระตุ้นจะไปกระตุ้นเซลล์ประสาท และมีการถ่ายทอดกระแสประสาทไปตามใยประสาทต่างๆ

กระแสประสาทจะเกิดขึ้นเมื่อเซลล์ประสาทได้รับสิ่งกระตุ้น และหากแรงกระตุ้นมากกว่าระดับเธรชโฮลด์ (Threshold Level) เซลล์ประสาทก็จะส่งกระแสประสาทออกไปยังเซลล์ประสาทอื่นที่ต่ออยู่ผ่านทางแอ็กซอน การกระตุ้นด้วยสิ่งเร้ามากๆ ไม่สามารถทำให้กระแสประสาทเคลื่อนที่ได้เร็วขึ้น ทั้งนี้เพราะการเคลื่อนที่ของเซลล์ประสาทต้องอาศัยพลังงานจากกระบวนการเผาผลาญของร่ายกาย (Metabolism) ของเซลล์ประสาทเองโดยตรงไม่ได้อาศัยพลังงานจากสิ่งเร้า

2.1.2 เซลล์ประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม เป็นแบบจำลอง (Model) ทางคณิตศาสตร์ที่เลียนแบบโครงข่ายประสาททางชีววิทยา เพื่อแก้ปัญหาทางคณิตศาสตร์ และวิศวกรรม ดังนั้นโครงข่ายประสาทเทียมจึงประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทเทียม ซึ่งเป็นหน่วยที่เล็กที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียมที่ยังสามารถทำงานได้ เซลล์ประสาทเทียมจึงถูกจำลองให้มีลักษณะเฉพาะที่สำคัญเช่นเดียวกับเซลล์ประสาทดังภาพที่ 2.2



ภาพที่ 2.2 แสดงเซลล์ประสาทชีววิทยาและเซลล์ประสาทเทียม[3]

เมื่อพิจารณาภาพที่ 2.2 จะเห็นว่าเซลล์ประสาทเทียมมีโครงสร้างพื้นฐานคล้ายกับเซลล์ประสาทชีววิทยา แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมเกือบทั้งหมดใช้วิธีการนี้เป็นพื้นฐาน โดยอินพุตที่เป็นทางเข้าของสัญญาณ หรือข้อมูลที่นำมาประมวลผลถูกต่อด้วยกิ่งก้านของเดนไดรต์ ผ่านค่าถ่วงน้ำหนักที่สัมพันธ์กันซึ่งเป็นเปรียบเทียบเสมือนความแข็งแรงของไซแนปซ์ ค่าที่ได้จากการถ่วงน้ำหนักถูกส่งต่อเข้าตัวเซลล์เพื่อรวบรวมและกำหนดระดับของการกระตุ้นของเซลล์ประสาท ผลของกระบวนการถูกส่งออกไปยังเอาต์พุตที่เปรียบได้กับแอ็กซอน

2.2 ประวัติการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม

การพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมเกิดขึ้นเมื่อมีการศึกษาด้านประสาทวิทยา เมื่อมีการเสนอแบบจำลองทางตรรกะของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นครั้งแรกในปี ค.ศ. 1943 โดย Warren McCulloch และ Walter Pitts แนวคิดสำคัญคือ การคำนวณค่าสัญญาณเอาต์พุต โดยพิจารณาจากระดับกระตุ้นกล่าวคือ นิวรอนจะให้สัญญาณเอาต์พุตก็ต่อเมื่อ ผลรวมของสัญญาณอินพุตมีค่ามากกว่าระดับกระตุ้น ซึ่งแนวคิดนี้ยังคงเป็นส่วนสำคัญในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมจนทุกวันนี้

ในปี 1940 Dinal Hebb จากคณะฟิสิกส์ มหาวิทยาลัยแมคกริล ได้สร้างกฎการเรียนรู้ของโครงสร้างข่ายประสาทเทียมขึ้นเป็นครั้งแรก ทฤษฎีของ Hebb กล่าวว่าถ้านิวรอล 2 หน่วยทำงานพร้อมกันค่าน้ำหนักระหว่างสายการเชื่อมโยงของทั้งสองนิวรอลต้องลดลง

ในช่วงปี ค.ศ. 1950 ถึง 1960 ถือว่าเป็นช่วงที่มีการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมกันอย่างกว้างขวาง เมื่อ John van Neumann บิดาแห่งวงการคอมพิวเตอร์ยุคใหม่ได้นำเอาแบบจำลองของสมองที่เสนอโดยนักวิจัยที่ทำงานเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมไม่ว่าจะเป็น Warren McCulloch และคนอื่นๆ มาเป็นแนวทางในการพัฒนาเครื่องคอมพิวเตอร์ยุคต่อมา จนในปี ค.ศ. 1956 ก็ได้มีการสร้างแบบจำลองโดยใช้คอมพิวเตอร์ขึ้นสำเร็จ

ในปี ค.ศ. 1962 Frank Rosenblatt ได้เสนอทฤษฎีการเรียนรู้ของโครงข่ายที่เรียกว่า Perceptrons การเรียนรู้ใช้การปรับค่าน้ำหนักภายในโครงข่ายจนกระทั่งได้ค่าสัญญาณเอาต์พุตตรงกับสัญญาณเอาต์พุตตัวอย่าง

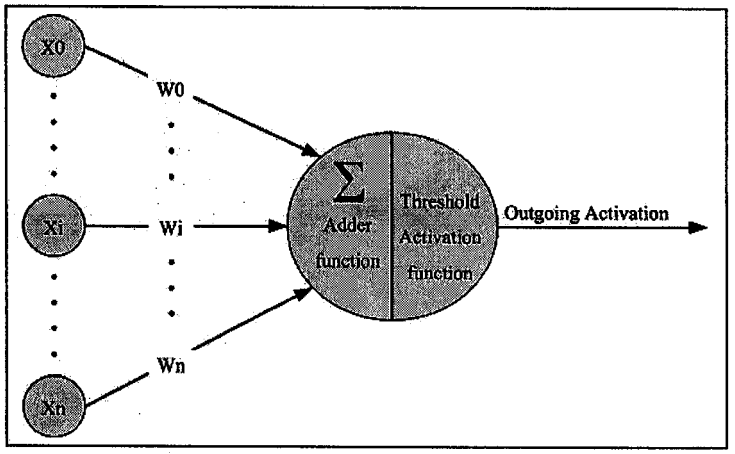
ในปี ค.ศ. 1972 Kohonen ได้พัฒนาการเรียนรู้ของโครงข่ายด้วยการแก้ไขค่าน้ำหนักแบบแมตริกซ์ โดยอาศัยพื้นฐานจากทฤษฎีของ Hebb และในปีเดียวกันก็ได้เสนอทฤษฎีการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Self-Anderson ก็ได้พัฒนาโครงข่ายแบบ Brain-State-in-a-box เพื่อใช้ในการวินิจฉัยโรคและเรียนรู้สูตรคูณต่างๆ

ในช่วงปี ค.ศ. 1985-1990 Carpenter และ Grossberg ได้เสนอทฤษฎี Adaptive resonance Theory (ART) สำหรับวิเคราะห์ข้อมูลแบบไบนารี่ (ART1) และข้อมูลอินพุตแบบต่อเนื่อง (ART2) David Parker ได้เสนอทฤษฎีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ ทฤษฎีการเรียนรู้ใช้การนำค่าผิดพลาดของสัญญาณเอาต์พุตที่คำนวณได้กับสัญญาณเอาต์พุตตัวอย่างกลับมาเป็นค่าแก้ไขน้ำหนัก[4]

2.3 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

2.3.1 แบบจำลองทางตรรกะของโครงข่ายประสาทเทียม

จากโครงสร้างเซลล์ประสาทที่กล่าวมาข้างต้น Warren McCulloch และ Walter Pitts ได้เสนอแบบจำลองทางตรรกะของเซลล์ประสาทเทียม ดังภาพที่ 2.3



ภาพที่ 2.3 แบบจำลองทางตรรกะซึ่งเสนอโดย McCulloch และ Pitts[5]

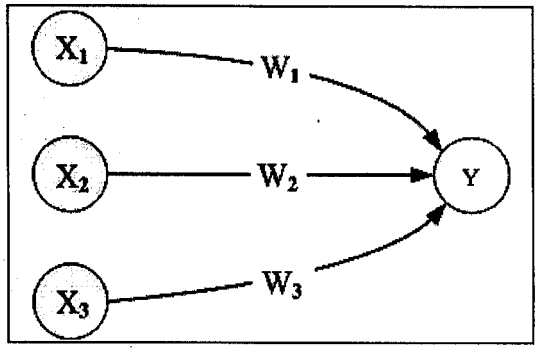
Σ Adder function: ฟังก์ชันรวมค่าสัญญาณอินพุตเทียบได้กับฟังก์ชันภายในตัวเซลล์

Threshold Activation: ฟังก์ชันพิจารณาผลรวมของระดับแรงดันกระตุ้นที่เข้ามาในโครงข่ายเทียบได้กับกระบวนการตัดสินใจว่าจะส่งสัญญาณกระตุ้นออกจากตัวเซลล์หรือไม่

Outgoing Activation: สัญญาณเอาต์พุตของโครงข่าย เทียบได้กับสัญญาณกระตุ้นที่ส่งออกมาจากตัวเซลล์ของเซลล์ประสาทเทียม

2.3.2 หลักการพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นระบบการประมวลผลข้อมูลที่พัฒนาขึ้นโดยอาศัยหลักการทำงานพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมทางชีวภาพที่กล่าวมาข้างต้น ภายในโครงข่ายประกอบด้วยหน่วยประมวลผลย่อยเรียกว่า นิวรอน (Neuron) นิวรอนแต่ละหน่วยเชื่อมโยงกันแบบส่งสัญญาณโดยตรง (Direct Communication) แต่ละสายการเชื่อมโยง (Connection link) มีค่าน้ำหนักเป็นตัวปรับระดับสัญญาณก่อนที่จะส่งเข้ามายังวงจรบวก ดังภาพที่ 2.4



ภาพที่ 2.4 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมพื้นฐานทั่วไป[4]

ภาพที่ 2.4 แสดงไดอะแกรมโครงข่ายประสาทเทียมพื้นฐานประกอบด้วยนิวรอน X_1 X_2 X_3 และ Y โดยมี X_1 X_2 และ X_3 เป็นสัญญาณอินพุตของโครงข่าย W_1 W_2 และ W_3 เป็นค่าน้ำหนักเชื่อมอยู่ระหว่างนิวรอน X_1 X_2 และ X_3 ไปยังนิวรอน Y ตามลำดับผลรวมของสัญญาณอินพุต (y_in) ที่เข้ามายังนิวรอน Y เท่ากับ

$$y_in = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 \qquad \ldots (2.1)$$

หลังจากนั้นนิวรอน Y จะนำค่า y_in คำนวณค่าสัญญาณเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม จากลักษณะพื้นฐานดังกล่าว สามารถสรุปขั้นตอนประมวลผลของโครงข่ายประสามเทียมเป็นข้อๆ ได้ดังนี้

(1) การประมวลผลข้อมูลจะเกิดขึ้นในทุกนิวรอนที่ประกอบกันเป็นโครงข่ายประสาทเทียม

(2) การส่งสัญญาณระหว่างนิวรอนกระทำผ่านสายการเชื่อมโยง

(3) ในแต่ละสายการเชื่อมโยงมีน้ำหนักเป็นวัตถุคูณกับสัญญาณอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียม

(4) นิวรอนทุกหน่วยภายในโครงข่ายประสาทเทียมจะให้ฟังก์ชันคำนวณค่าสัญญาณเอาต์พุตเดียวกัน

2.3.3 คุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียม

จากแบบจำลองทางตรรกะของโครงข่ายประสาทเทียม จะเห็นได้ว่าคุณลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกกำหนดโดย[6]

(1) รูปแบบของการเชื่อมต่อ (Connection) ระหว่างนิวรอน เรียกว่าสถาปัตยกรรมโครงข่าย (Net Architecture)

(2) วิธีกำหนดค่าน้ำหนักบนการเชื่อมต่อ เรียกว่าการเรียนรู้ (Training, Learning หรือ Algorithm)

(3) ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function)

โดยปกติโครงสร้างของนิวรอนจะจัดอยู่ในรูปของชั้น นิวรอนที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะมีองค์ประกอบ (Factor) ต่างๆ เหมือนกัน องค์ประกอบเหล่านี้ได้แก่ฟังก์ชันการกระตุ้น รูปแบบของค่าน้ำหนัก (Pattern of Weight) และรูปแบบของการเชื่อมต่อ (Pattern Connections) ไปยังนิวรอนอื่นๆ

จำนวนชั้นในโครงข่าย จะคิดจากจำนวนของค่าน้ำหนักที่เชื่อมต่อระหว่างนิวรอน เช่น ภาพที่ 2.4 จะได้ว่ามีจำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้น

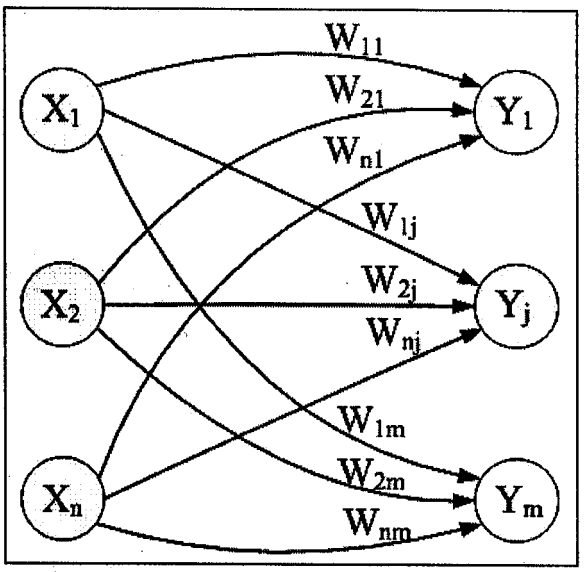
สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกได้ตามจำนวนกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม และลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

2.3.3.1 จำแนกตามลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

หลักการและเหตุผลในการสร้างเซลล์ประสาทเทียมเพียง 1 เซลล์ โดยใช้แนวความคิดจากเซลล์ประสาทชีวภาพ การนำเซลล์ประสาทเทียมมาใช้งานได้นั้น ต้องใช้เซลล์ประสาทเทียมที่มีคุณลักษณะต่างๆ กัน (ค่าน้ำหนัก จะทำให้คุณสมบัติของเซลล์ประสาทเทียมแต่ละเซลล์มีคุณลักษณะเปลี่ยนไป) มาเชื่อมโยงเป็นโครงข่าย ในลักษณะเดียวกับเซลล์สมองชีวภาพเสียก่อน ซึ่งลักษณะการเชื่อมโยงมีสองลักษณะดังนี้ [4]

1) โครงข่ายประสาทเทียมชนิดเลเยอร์เดียว (Single Layer)

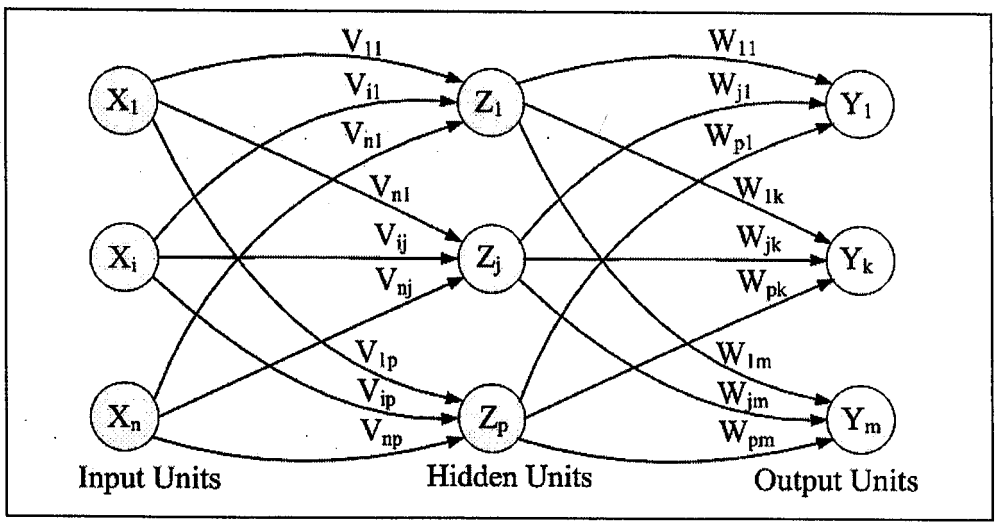
สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ประกอบด้วยอินพุตนิวรอล (X_1, X_2, ..., X_n) เชื่อมต่ออยู่กับเอาต์พุตนิวรอล (Y_1, Y_2, ..., Y_n) โดยมีค่าน้ำหนัก (W_{11}, ..., W_{1j}, ...,W_{nm}) เป็นตัวปรับระดับสัญญาณอินพุต ดังภาพที่ 2.5 ส่วนค่าสัญญาณที่คำนวณได้จากหน่วยเอาต์พุต ถือเป็นคำตอบของโครงข่าย จะสังเกตเห็นว่าโครงข่ายชนิดเลเยอร์เดียวนี้มีค่าน้ำหนักเชื่อมอยู่ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตยูนิตเพียงเลเยอร์เดียว ค่าน้ำหนักแต่ละค่าจะเป็นอิสระต่อกันไม่ส่งผลกระทบต่อการปรับค่าน้ำหนักตัวอื่น จึงมักใช้กับการประมวลผลข้อมูลที่ไม่ซับซ้อนมากนัก



ภาพที่ 2.5 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดเลเยอร์เดียว (Single Layer)[5]

2) โครงข่ายประสาทเทียมชนิดมัลติเลเยอร์ (Multi Layer)

สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ประกอบด้วยค่าน้ำหนักมากกว่า 1 เลเยอร์ขึ้นไปดังภาพที่ 2.6 โครงข่ายประเภทนี้มีนิวรอนชั้นซ่อน (Hidden Neural) เป็นตัวเชื่อมระหว่างอินพุตและเอาต์พุตนิวรอน โครงข่ายประเภทนี้สามารถใช้วิเคราะห์ปัญหาที่มีความซับซ้อนได้ดีกว่าแบบเลเยอร์เดียว แต่กระบวนการเรียนรู้ก็จะยุ่งยากมากกว่า



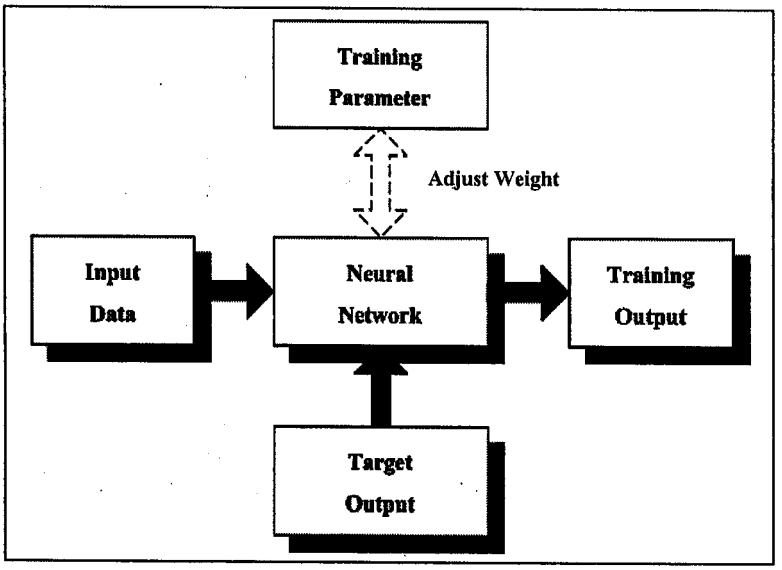
ภาพที่ 2.6 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดมัลติเลเยอร์ (Multilayer Layer)[5]

2.3.3.2 จำแนกตามลักษณะการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

ในกระบวนการสร้างการเรียนรู้ (Learning) หรือ ฝึกฝน (Training) อันดับแรกต้องมีความเข้าใจในสภาพการทำงานที่จะนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้งาน การที่โครงข่ายประสาทเทียมจะมีประสิทธิภาพเพียงใดนั้น ขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักของโครงข่าย ซึ่งการสอนโครงข่าย ก็คือ การหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมให้แก่โครงข่ายนั้นๆ เราสามารถสอนโครงข่ายประสาทเทียมให้เกิด "กระบวนการการเรียนรู้ (Learning Process)" ได้โดยการป้อนชุดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตตัวอย่างที่ถูกต้องให้กับเซลล์ประสาทเทียมแต่ละเซลล์ โดยเซลล์ประสาทเทียมจะมีกระบวนการปรับค่าน้ำหนัก และค่าพิกัดภายในระบบให้สอดคล้องกับกลุ่มตัวอย่างของชุดข้อมูลอินพุต และเอาต์พุตที่ป้อนเข้าสู่ระบบในช่วงจังหวะของการเรียนรู้ กล่าวคือน้ำหนักของจุดเชื่อมโยงจะถูกปรับแต่ง เปลี่ยนแปลง จนฟังก์ชันการทำงานของทั้งระบบเป็นไปตามลักษณะพิเศษของกลุ่มตัวอย่างที่ป้อนไว้

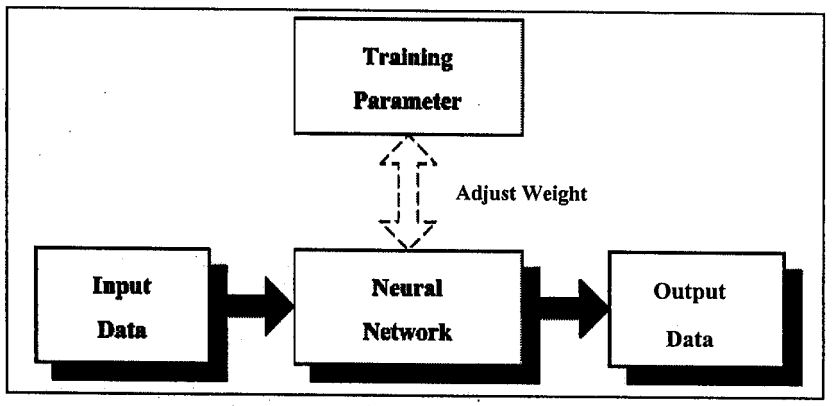
กระบวนการการเรียนจดจำแนกออกเป็น 3 ลักษณะคือ [1]

(1) การเรียนแบบมีผู้สอน (Supervised Learning) เป็นเทคนิคหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่องซึ่งสร้างฟังก์ชันจากข้อมูลสอน (Training Data) ข้อมูลสอนประกอบด้วยวัตถุเข้า และผลที่ต้องการ การเรียนรู้แบบมีผู้สอนนั้นคือ ต้องมีการกำหนดค่าผลลัพธ์ในการตอบของข้อมูลที่นำเข้าแต่ละตัว น้ำหนักก็จะถูกปรับจนกระทั้งโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบผลลัพธ์ใกล้เคียงกับคำตอบจริงมากที่สุด ผลจากการเรียนรู้จะเป็นฟังก์ชันที่อาจจะให้ค่าต่อเนื่อง จะเรียกว่าการถดถอย (Regression) หรือ ใช้ทำนายประเภทของวัตถุ เรียกว่า การแบ่งประเภท (Classification) ภารกิจของเครื่องเรียนรู้แบบมีผู้สอนคือ การทำนายค่าของฟังก์ชันจากวัตถุเข้าที่ถูกต้องโดยใช้ตัวอย่างสอนจำนวนน้อย (Training Examples) โดยเครื่องคอมพิวเตอร์ในการเรียนรู้จะต้องสามารถกระทำได้โดยทั่วไป (Generalize) จากข้อมูลที่มีอยู่ไปยังกรณีที่ไม่เคยพบอย่างมีเหตุผล



ภาพที่ 2.7 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)[7]

(2) การเรียนแบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning) เป็นเทคนิคหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่อง โดยการสร้างโมเดลที่เหมาะสมกับข้อมูล การเรียนรู้แบบนี้แตกต่างจากการเรียนรู้แบบมีผู้สอน คือ จะไม่มีการระบุผลที่ต้องการหรือประเภทไว้ก่อน การเรียนรู้แบบนี้จะพิจารณาวัตถุเป็นเซตของตัวแปรสุ่ม แล้วจึงสร้างโมเดลความหนาแน่นร่วมของชุดข้อมูล การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนสามารถนำไปใช้ร่วมกับการอนุมานแบบเบย์ เพื่อหาความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไขของตัวแปรสุ่มโดย กำหนดตัวแปรที่เกี่ยวข้องให้นอกจากนี้ยังสามารถนำไปใช้ในการบีบอัดข้อมูล ซึ่งโดยพื้นฐานแล้ว ขั้นตอนวิธีการบีบอัดข้อมูลจะขึ้นอยู่กับ การแจกแจงความน่าจะเป็นของข้อมูลไม่อย่างชัดแจ้งก็โดยปริยาย การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนในอีกรูปแบบหนึ่งคือ การแบ่งกลุ่ม โดยจะไม่เกี่ยวข้องกับความน่าจะเป็น



ภาพที่ 2.8 การเรียนรูปแบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)[7]

(3) การเรียนรู้แบบผสมผสาน (Hybrid Learning) ส่วนการเรียนรู้แบบผสมผสาน จะเป็นการผสมผสานระหว่างแบบเรียนมีผู้สอนและแบบไม่มีผู้สอน ต้องพิจารณา 3 ปัจจัยที่สำคัญคือ

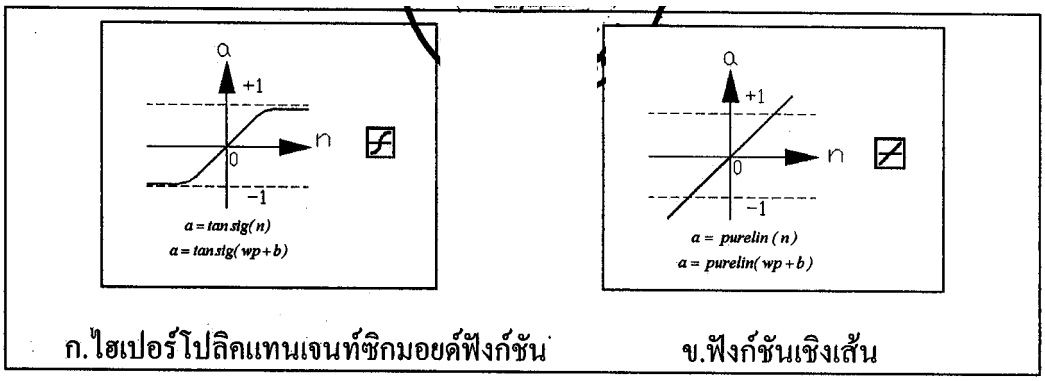
(3.1) ขนาดข้อมูล (Sample Capacity) คือจำนวนของชุดข้อมูลที่ต้องจัดเก็บ และฟังก์ชันอะไรที่เหมาะสมของการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมกับข้อมูลนั้น ๆ

(3.2) ความซับซ้อนของข้อมูล (Sample Complexity) คือจำนวนข้อมูลที่ต้องใช้ในการสอนเพื่อให้เกิดความรู้ หากใช้ข้อมูลน้อยเกินไปอาจจะเกิดเหตุการณ์ที่โครงข่ายประสาทเทียมทำงานได้ดีกับข้อมูลที่นำมาสอน แต่ไม่สามารถทำงานได้ดีกับข้อมูลที่นำมาทดสอบที่เป็นข้อมูลที่แตกต่างจากข้อมูลที่นำมาสอนเพียงเล็กน้อย (Over Fitting)

(3.3) ความซับซ้อนของการคำนวณ (Computation Complexity) คือเวลาที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ในการหาคำตอบ

2.3.4 ทรานสเฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย

ทรานสเฟอร์ฟังก์ชันที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมมีหลากหลายชนิดทั้งแบบที่เป็นเชิงเส้น และไม่เป็นเชิงเส้น ทั้งนี้การเลือกชนิดของทรานสเฟอร์ฟังก์ชันจะขึ้นกับลักษณะของปัญหาที่นำไปใช้งาน สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นป้อนไปข้างหน้า ที่มีกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับซึ่งในการศึกษาครั้งนี้จะใช้ทรานสเฟอร์ฟังก์ชันในชั้นซ่อน เป็นแบบซิกมอยด์ฟังก์ชัน และทรานสเฟอร์ฟังก์ชันในชั้นเอาต์พุตเป็นฟังก์ชันเชิงเส้น ซึ่งเป็นรูปแบบที่ใช้กับงานด้านการทำนายความสัมพันธ์ โดยมีรายละเอียดของทรานสเฟอร์ฟังก์ชันแบบซิกมอยด์ฟังก์ชัน และทรานสเฟอร์ฟังก์ชันแบบเชิงเส้น ดังต่อไปนี้



ก.ไฮเปอร์โปลิคแทนเจนท์ซิกมอยด์ฟังก์ชัน ข.ฟังก์ชันเชิงเส้น

ภาพที่ 2.9 ชนิดของทรานสเฟอร์ฟังก์ชัน[7]

2.3.4.1 ไฮเปอร์โบลิคแทนเจนท์ซิกมอยด์ทรานสเฟอร์ฟังก์ชัน(Hyperbolic tangent sigmoid transfer function)

ฟังก์ชันนี้จะนำค่าตัวแปรนำเข้าซึ่งอาจมีค่าตั้งแต่ลบอนันต์ถึงอนันต์ แปลงไปเป็นตัวแปรนำออกที่มีค่าอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 ดังภาพที่ 2.9 ก สำหรับสมการในการแปลงค่าตัวแปรนำเข้าของไฮเปอร์โปลิคแทนเจนท์ซิกมอยด์ทรานสเฟอร์ฟังก์ชัน เป็นดังนี้

$$a = \frac{e^{n} - e^{-n}}{e^{n} + e^{-n}} \qquad \ldots(2.2)$$

2.3.4.2 ทรานสเฟอร์ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear transfer function)

ทรานสเฟอร์ฟังก์ชันเชิงเส้น มีค่าตัวแปรนำออกเท่ากับค่าตัวแปรนำเข้า ดังแสดงในภาพที่ 2.9 ข และสมการในการแปลงค่าตัวแปรนำเข้าของ ทรานสเฟอร์ฟังก์ชันเชิงเส้น เป็นดังนี้

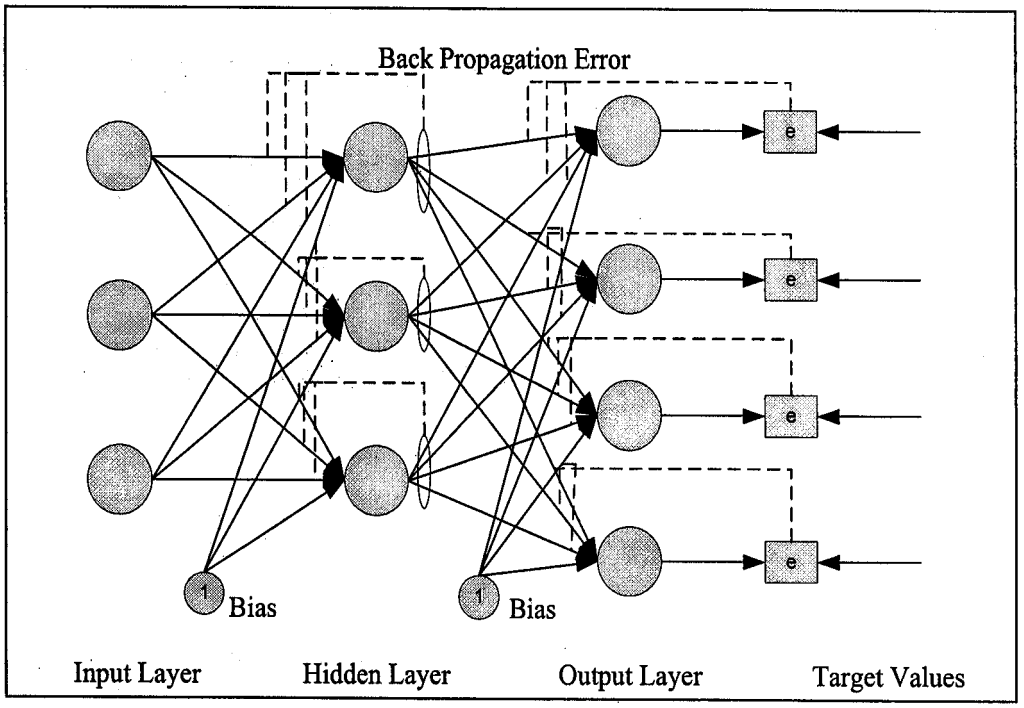
$$a = n \qquad \ldots(2.3)$$

2.4 การเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back Propagation Learning)

วิธีการนำค่าผิดพลาด (Error) ที่หน่วยเอาต์พุตให้ย้อนกลับ มายังชั้นซ่อน หรือที่เรียกว่า Back Propagation of Error กระบวนการสำคัญของการเรียนรู้แบบแพร่กลับคือ การ Feed forward ของรูปแบบอินพุต (Input Pattern) การคำนวณและส่งค่าผิดพลาดกลับคืน(Back Propagation of Error) และการปรับค่าน้ำหนักให้เหมาะสม[8]

2.4.1 สถาปัตยกรรมโครงข่ายของกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ

สถาปัตยกรรมโครงข่ายของกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ ประกอบด้วยเซลล์นิวรอนที่เรียงกันอย่างน้อย สามชั้น เพื่อทำให้โครงข่ายสามารถจำแนกรูปแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non Linear Separable) โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้แบบแพร่กลับ ชั้นแรก เป็นชั้นอินพุต ชั้นถัดมาจะเป็นชั้นซ่อน ซึ่งชั้นนี้สามารถมีได้หลายๆ ชั้น และชั้นสุดท้าย เป็นชั้นเอาต์พุต ซึ่งในแต่ละชั้นจะมีการเชื่อมโยงถึงกันหมด และเซลล์นิวรอนจะเชื่อมโยงกับทุกๆ หน่วยก่อนหน้านี้และถัดไป แต่ไม่ได้เชื่อมโยงกันระหว่างเซลล์นิวรอนในชั้นเดียวกัน ส่วน Bias Unit มีค่าเป็น +1 เสมอโดยจะเชื่อมโยงกับทุกๆ โหนดในแต่ละชั้น[5]



ภาพที่ 2.10 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับที่มีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น[9]

2.4.2 หลักการพื้นฐาน

ภาพที่ 2.10 แสดงตัวอย่างง่ายๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับที่มีโครงสร้างแบบหลายชั้น และมีจำนวนชั้นซ่อน Z จำนวน 1 ชั้น อยู่ระหว่างหน่วยเอาต์พุต Y และหน่วยอินพุต X ค่าไบแอสที่ส่งให้หน่วยเอาต์พุต Y_k แทนด้วย W_{ok} และค่าไบแอสที่ส่งให้หน่วยชั้นซ่อน Z_j แทนด้วย V_{oj} ทิศทางการไหลของสัญญาณ จะไหลไปข้างหน้า เมื่ออยู่ในช่วงของการทำงาน แต่เมื่ออยู่ในช่วงแพร่กลับ (Back Propagation) สัญญาณจะไหลย้อนทิศทางเดิม (Reverse Direction)

ในระหว่างทิศทางการไหลของสัญญาณ ไหลไปข้างหน้า หน่วยอินพุตแต่ละตัว (X_i) ได้รับสัญญาณและกระจายสัญญาณไปให้หน่วยชั้นซ่อนแต่ละตัว Z_1 , ... , Z_p เพื่อทำการ

คำนวณ หาค่าระดับกระตุ้น (Z_j) แล้วส่งให้หน่วยเอาต์พุตต่อไป จากนั้นหน่วยเอาต์พุตแต่ละตัว (Y_k) ก็จะคำนวณหาค่าระดับการกระตุ้น (Y_k) เพื่อจัดเป็นผลตอบสนองของโครงข่ายที่มีต่อรูปแบบอินพุตที่กำหนดให้

ในระหว่างการเรียนรู้ หน่วยเอาต์พุตแต่ละตัว จะทำการเปรียบเทียบค่าระดับการกระตุ้น (Y_k) ที่คำนวณได้กับค่าเป้าหมาย (Target Value) t_k เพื่อนำไปหาค่าผิดพลาดที่หน่วยนั้นๆ ค่าผิดพลาดนี้ใช้สัญลักษณ์เป็น δ_k ($k = 1, \ldots, m$) ค่า δ_k ที่เป็นค่าผิดพลาดที่หน่วยเอาต์พุต Y_k นี้ จะถูกส่งกลับไปให้ทุกหน่วยในชั้นก่อนหน้า หรือก็คือหน่วยชั้นซ่อน ที่เชื่อมต่อกับหน่วยเอาต์พุต Y_k จากนั้นจึงนำไปปรับปรุงค่าน้ำหนัก ระหว่างชั้นเอาต์พุต กับชั้นซ่อนต่อไป

ในทำนองเดียวกันค่าผิดพลาด δ_j ($j = 1, \ldots, p$) จะถูกคำนวณที่แต่ละหน่วยชั้นซ่อน z_k แต่ไม่จำเป็นต้องส่งค่ากลับไปยังชั้นอินพุต เพียงแต่นำไปปรับปรุงค่าน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อน และชั้นอินพุต เท่านั้น

เมื่อได้ค่าผิดพลาด δ แล้ว การปรับปรุงค่าน้ำหนักสำหรับทุกชั้น จะเกิดขึ้นอย่างทันที โดยการปรับปรุงค่าน้ำหนัก W_{jk} จากหน่วยชั้นซ่อน Z_k ไปยังชั้นเอาต์พุต Y_k ภายใต้เงื่อนไขของค่าผิดพลาด δ_k และค่าระดับการกระตุ้น Z_j ของหน่วยชั้นซ่อน Z_j ส่วนการปรับปรุงค่าน้ำหนัก V_{ij} จากหน่วยอินพุต X_1 ไปยังหน่วยชั้นซ่อน Z_k ทำภายใต้เงื่อนไขของค่าผิดพลาด δ_j และค่าระดับการกระตุ้น X_1 ของหน่วยอินพุต

ค่าตัวแปรต่างๆ ที่ใช้แทนในสมการ[4]

x เวคเตอร์อินพุตเทรนนิ่ง (Input Training Vector)

$$x=(x_1, \ldots, x_i, \ldots, x_n) \qquad \ldots(2.4)$$

t เวคเตอร์เอาต์พุตเป้าหมาย

$$t=(t_1, \ldots, t_k, \ldots, t_m) \qquad \ldots(2.5)$$

δ_k ค่าผิดพลาดเนื่องจากหน่วยเอาต์พุต Y_k ที่แพร่กลับมายังหน่วยชั้นซ่อนเพื่อนำไปปรับปรุงค่าน้ำหนัก W_{jk}

δ_j ค่าผิดพลาดเนื่องจากหน่วยชั้นซ่อน Z_j เพื่อนำไปปรับปรุงค่าน้ำหนัก V_{ij}

α อัตราการเรียนรู้

X_i หน่วยอินพุตที่ i

สำหรับหน่วยอินพุต สัญญาณอินพุตและสัญญาณเอาต์พุตใช้สัญลักษณ์ X_i เหมือนกัน

V_{0j} ค่าไบแอสบนหน่วยชั้นซ่อนที่ j

Z_j หน่วยชั้นซ่อนที่ j

อินพุตลัพธ์ที่ส่งไปให้ Z_j ใช้สัญลักษณ์ว่า z_in_j โดย

$$z_in_j = v_{oj} + \sum_i x_i v_{ij} \qquad \ldots(2.6)$$

สัญลักษณ์เอาต์พุต หรือค่าระดับการกระตุ้นของ Z_j ใช้สัญลักษณ์ Z_j

$$z_j = f\left(z_in_j\right) \qquad \ldots(2.7)$$

w_{ok} ค่าไบแอสหน่วยเอาต์พุตที่ k

Y_k หน่วยเอาต์พุตที่ k

อินพุตลัพธ์ที่ส่งไปให้ Y_k ใช้สัญลักษณ์ว่า y_in_k โดย

$$y_in_k = w_{ok} + \sum_j x_j w_{jk} \qquad \ldots(2.8)$$

สัญญาณเอาต์พุตหรือค่าระดับการกระตุ้นของ Y_k ใช้สัญลักษณ์ Y_k

$$y_k = f(y_in_k) \qquad \ldots(2.9)$$

2.4.3 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ (Training Algorithm)

ขั้นตอนที่ 0 การกำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นให้ตั้งค่าสุ่มที่น้อยมาก (Small Random Values)

ขั้นตอนที่ 1 ทดสอบเงื่อนไขของการสิ้นสุดการเรียนรู้ถ้ายังไม่เป็นไปตามเงื่อนไขที่กำหนดไว้ (ทดสอบแล้วเป็น เท็จ) ให้ทำตามขั้นตอนที่ 2 ถึงขั้นตอนที่ 9

ขั้นตอนที่ 2 สำหรับแต่ละคู่ของการเรียนรู้ (Training Pair) ให้ทำตามขั้นตอนที่ 3 ถึงขั้นตอนที่ 8

ช่วง Feed forward

ขั้นตอนที่ 3 แต่ละหน่วยอินพุต $(x_i, i=1,...,n)$ ได้รับสัญญาณอินพุต x_i และกระจายสัญญาณไปให้หน่วยชั้นซ่อน

ขั้นที่ 4 แต่ละหน่วยชั้นซ่อน $(z_j, j=1,...,p)$ จะรวมผลคูณของค่าน้ำหนักกับสัญญาณอินพุต ดังนี้

$$z_in_j = v_{oj} + \sum_{i=1}^{n} x_i v_{ij} \qquad \ldots(2.10)$$

จากนั้นนำฟังก์ชันการกระตุ้น ไปคำนวณ ค่าสัญญาณเอาต์พุต เพื่อส่งสัญญาณนี้ให้ทุกหน่วย ในชั้นถัดไป (หน่วยเอาต์พุต) ตามสมการ

$$z_j = f(z_in_j) \qquad \ldots(2.11)$$

ขั้นตอนที่ 5 แต่ละหน่วย $(y_k, k=1,...,m)$ รวมค่าผลคูณของค่าน้ำหนักกับสัญญาณอินพุต จะได้เป็น

$$y_in_k = w_{ok} + \sum_{j=1}^{p} z_j w_{jk} \qquad \ldots(2.12)$$

จากนั้น นำฟังก์ชันการกระตุ้น ไปคำนวณค่าระดับการกระตุ้น เพื่อเป็นสัญญาณเอาต์พุตต่อไป

ช่วง Back Propagation of error

ขั้นตอนที่ 6 แต่ละหน่วยเอาต์พุต $(y_k, k=1,...,m)$ ไดรับรูปแบบเป้าหมาย (Target Pattern) ที่มีความสัมพันธ์กับ รูปแบบอินพุต (Input Training Pattern) แล้วนำไปคำนวณค่าผิดพลาด (Error Information Terms : δ_k) โดยค่า δ_k นี้จะถูกส่งไปยังทุกหน่วยของชั้นที่ต่ำกว่า

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k) \qquad \ldots(2.13)$$

คำนวณค่าน้ำหนักที่ถูกต้อง (Weight Correction Term : Δw_{ij}) รวมถึงค่าไบแอสที่ถูกต้อง (Bias Correction Term : Δw_{ok}) เพื่อนำไปปรังปรุงค่าน้ำหนักต่อไป

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \qquad \ldots(2.14)$$

$$\Delta w_{ok} = \alpha \delta_k \quad \ldots(2.15)$$

ขั้นที่ 7 แต่ละหน่วยชั้นซ่อน $(z_j, j = 1,\ldots, p)$ จะรวมค่าเดลต้าอินพุต (Delta Input) ของหน่วยนั้นๆ ที่ได้รับจากชั้น ในชั้นที่สูงกว่าตามความสัมพันธ์

$$\delta_in_j = \sum_{k=1}^{m} \delta_k w_{jk} \quad \ldots(2.16)$$

จากนั้น นำไปคำนวณค่าผิดพลาด ของแต่ละหน่วยจากสมการ

$$\delta_j = \delta_in_j f'(z_in_j) \quad \ldots(2.17)$$

แล้วนำไปคำนวณหาค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่ถูกต้องเพื่อนำไปปรับปรุงค่าน้ำหนักต่อไป

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad \ldots(2.18)$$

$$\Delta v_{oj} = \alpha \delta_j \quad \ldots(2.19)$$

ช่วง Update Weights and Biases

ขั้นที่ 8 แต่ละหน่วยเอาต์พุต $(y_k, k = 1,\ldots, m)$ จะทำการปรับค่าไบแอสและค่าน้ำหนัก $(j = 0,\ldots, p)$ ดังนี้

$$w_{jk}(new) = w_{jk}(old) + \Delta w_{jk} \quad \ldots(2.20)$$

แต่ละหน่วยชั้นซ่อน $(z_j, j = 1,\ldots, p)s$ ก็ทำการปรับค่าไบแอสและค่าน้ำหนัก $(i = 0,\ldots, n)$ ดังนี้

$$v_{ij}(new) = v_{jk}(old) + \Delta v_{ij} \quad \ldots(2.21)$$

ขั้นที่ 9 สภาวะการหยุดการทดสอบ

2.4.4 ระยะเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้

ในการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม สิ่งที่เราต้องการคือความสมดุล (Balance) ระหว่างการตอบสนองที่ถูกต้องต่อรูปแบบการเรียนรู้ (Training Pattern) และการตอบสนองที่ดีต่อ

รูปแบบอินพุต (Input Pattern) ชุดใหม่ หรือเป็นความสมดุลระหว่างความสามารถด้าน การระลึกถึง (Memorization) ดังนั้นจึงไม่จำเป็นว่าจะต้องทำการสอน จนกระทั่งค่าผลรวมของค่ากำลังสองของค่าผิดพลาด (Total Square Error) มีค่าน้อยที่สุดแล้วจึงสิ้นสุดการสอน

การให้ข้อมูล 2 ชุดในระหว่างการเรียนรู้ ชุดหนึ่งเป็นรูปแบบการเรียนรู้ ส่วนอีกชุดหนึ่งเป็นรูปแบบทดสอบการเรียนรู้ (Training Testing Pattern) โดยในการปรับปรุงค่าน้ำหนักให้ใช้ชุดข้อมูลรูปแบบการเรียนรู้ ส่วนการคำนวณค่าผิดพลาดจะใช้รูปแบบทดสอบการเรียนรู้

เงื่อนไขของระยะเวลาในการเรียนรู้จะกำหนดว่า ถ้าค่าผิดพลาดรูปแบบทดสอบการเรียนรู้มีค่าลดลง ให้ทำการสอนต่อไป แต่เมื่อค่าผิดพลาดนี้เริ่มต้นที่จะมีค่าเพิ่มขึ้น ให้สิ้นสุดการสอนทันที หรือกล่าวว่าโครงข่ายเริ่มมีความสามารถในด้าน มากขึ้นและเริ่มจะสูญเสียความสามารถในด้านการระลึกถึง ของตัวเองไป

2.5 การคำนวณแบบซอฟต์ (Soft Computing)

การคำนวณแบบซอฟต์ (Soft Computing) เป็นการคำนวณซึ่งอยู่ในระบบฟัซซีลอจิก (Fuzzy Logic System) เป็นระบบด้านคอมพิวเตอร์ที่ทำงานโดยอาศัยตรรกะที่อยู่บนพื้นฐานความจริงที่ว่า ทุกสิ่งบนโลกแห่งความเป็นจริงไม่ใช่มีเฉพาะสิ่งที่มีความแน่นอนเท่านั้น แต่มีหลายสิ่งหลายเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นอย่างไม่เที่ยงและไม่แน่นอน (Uncertain) อาจเป็นสิ่งที่คลุมเครือ (Fuzzy) ความไม่ชัดเจน ยกตัวอย่างเช่น เซตของอายุคน อาจแบ่งเป็น วัยเทารก วัยเด็ก วันรุ่น วัยกลางคน และวัยชรา จะเห็นได้ว่าแต่ละช่วงอายุคนไม่สามารถระบุได้แน่ชัดว่าวัยทารกกับวัยเด็กแยกจากกันแน่ชัดช่วงใด วัยทารกอาจถูกตีความว่าเป็นอายุระหว่าง 0 ถึง 1 ปี บางคนอาจตีความว่าวัยทารกอยู่ในช่วงอายุ 0 ถึง 2 ปี ในทำนองเดียวกัน วัยเด็กและวัยรุ่น ก็ไม่สามารถระบุได้ชัดเจนว่าช่วงต่อของอายุควรอยู่ในช่วงใด สิ่งเหล่านี้เป็นตัวอย่างของความไม่แน่นอน ซึ่งเป็นลักษณะทางธรรมชาติที่เกิดขึ้นทั่วไป เซตของเหตุการณ์ที่ไม่แน่นอนเช่นนี้เรียกว่า ฟัซซีเซต (Fuzzy Set)[10]

การคำนวณแบบซอฟต์ จะเป็นการคำนวณที่มีลักษณะความคลุมเครือ ความไม่แน่นอน การประมาณค่าเข้ามาเกี่ยวข้องด้วย รูปแบบการคำนวณแบบซอฟต์ จะมีรูปแบบที่เลียนแบบความเป็นมนุษย์ แนวความคิดพื้นฐานของการคำนวณแบบซอฟต์ถือเป็นแนวความคิดแบบใหม่ การคำนวณแบบซอฟต์ไม่มีรูปแบบที่กำหนดไว้แน่ชัด แต่จะเกิดจากความแตกต่างทางแนวความคิดและเทคนิคของเป้าหมาย เพื่อที่จะเอาชนะความยากในการเผชิญกับปัญหาในโลกของความเป็นจริง [11]

L.A. Zadeh.[2] ได้คิดค้นระบบด้านคอมพิวเตอร์ที่ทำงานโดยอาศัยฟัซซีลอจิก ในปี ค.ศ. 1965 ซึ่งเป็นผลงานวิทยานิพนธ์ระดับปริญญาเอก ได้ขยายแนวคิด Soft Computing “คือการรวบรวมวิธีการที่มีจุดประสงค์เพื่อ ใช้แก้ไขปัญหาความไม่แน่ชัด (Imprecision) และความไม่

แน่นอน (Uncertainty) ให้สามารถควบคุมได้ง่าย (Tractability) ระบุได้ (Robustness) และมีค่าใช้จ่ายในการแก้ไขปัญหาน้อย ให้ประสบความสำเร็จ องค์ประกอบที่สำคัญคือ Fuzzy Logic, Neurocomputing และ Probabilistic Reasoning Soft Computing เป็นแนวคิดที่สำคัญที่ได้นำไปประยุกต์ใช้ในหลายโปรแกรม รวมทั้ง วิศวกรรมซอฟต์แวร์ แนวคิดการออกแบบของ Soft Computing คือ ความรู้สึกนึกคิดของมนุษย์"

กระบวนการ Nero-computing มีลักษณะดังนี้

(1) ไม่เป็นเชิงเส้น

(2) มีความสามารถนำไปสู่ความไม่เป็นเชิงเส้นมากๆ

(3) เป็นไปตามวิธีการให้เหตุผลเหมือนมนุษย์มากกว่าวิธีการดั้งเดิม

(4) เป็นประโยชน์ของการเรียนรู้ด้วยตนเอง

(5) เป็นประโยชน์จากทฤษฎีที่มีอยู่ไปสู่การทดลอง

(6) มีพลังในการแสดงถึงสิ่งที่ปะปนหรือข้อผิดพลาด

สิ่งที่เหมือนกันระหว่างระบบฟัซซีลอจิก และ โครงข่ายประสาทเทียม คือ

(1) ทำหน้าที่ประมาณค่าจากกลุ่มข้อมูลตัวอย่าง

(2) ไม่ต้องการการออกแบบทางคณิตศาสตร์

(3) เป็นระบบไม่คงที่

(4) สามารถแสดงด้วยกราฟที่แสดงด้วยโหนดและเส้นเชื่อม

(5) แปลงค่าข้อมูลเข้าที่เป็นตัวเลขไปเป็นผลลัพธ์เป็นตัวเลขเช่นกัน

(6) ดำเนินการกับความไม่ตรงกันของข้อมูล

(7) มีสถานะเดียวกัน

(8) ให้ผลลัพธ์เป็นสัญญาณที่มีขอบเขต

(9) มีจำนวนของ N Neurons นิยามด้วย N-Dimensional ของ Fuzzy Set

(10) สามารถแสดงถึงการจดจำที่มีความสัมพันธ์กัน

(11) สามารถออกแบบระบบใดๆ ด้วยจำนวนโหนดที่เป็นนัยสำคัญ

2.5.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี

ฟัซซีลอจิกและโครงข่ายประสาทเทียมต่างก็มีข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกัน ฟัซซีลอจิกมีข้อดีในเรื่องการมีเหตุผลเชิงตรรกะ โครงสร้างของระบบฟัซซีสามารถเข้าใจได้เนื่องจากสามารถตีความให้ในรูป If-Then ซึ่งสอดคล้องกับตรรกะความคิดของมนุษย์ และนอกจากนั้นฟัซซีลอจิกยังช่วยในการตัดสินใจที่คลุมเครือที่ยอมให้มีการตัดสินใจเป็นบางแบบส่วน ไม่ใช่ผิดหรือถูกเพียงสองสถานะ แต่จะเป็นดีกรีของความถูกหรือผิด ซึ่งเป็นเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในธรรมชาติอยู่แล้ว

สำหรับข้อเสียของระบบฟัซซีก็คือไม่มีกระบวนการเรียนรู้ในการปรับแต่งโครงสร้างซึ่งกฎและตัวแปรต่างๆ ในตัวระบบเอง โครงสร้างของระบบจะถูกกำหนดโดยผู้เชี่ยวชาญในโดเมนที่กำลังพิจารณาร่วมกับนักเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์ เช่น ถ้าหากต้องการสร้างระบบเพื่อการวิเคราะห์โรคมะเร็ง แพทย์ผู้เชี่ยวชาญด้านโรคมะเร็งจะต้องเป็นผู้กำหนดกฎและตัวแปรต่างๆ ของระบบ และนอกจากนั้นแพทย์ผู้เชี่ยวชาญต้องตรวจสอบประเมินความถูกต้องของระบบ ซึ่งบ่อยครั้งในการสร้างระบบฟัซซีอาจไม่มีผู้เชี่ยวชาญในโดเมนดังกล่าว การสร้างระบบจึงอาจไม่สัมฤทธิ์ผล การที่ระบบฟัซซีไม่มีกระบวนการเรียนรู้ด้วยตนเองจึงถือเป็นข้อด้อย แต่อย่างไรก็ตามปัจจุบันนักวิจัยได้มีการใส่กระบวนการเรียนรู้เข้าไปในระบบฟัซซี โดยอาศัยทฤษฎีการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โครงข่ายประสาทเทียมมีจุดเด่นด้านการเรียนรู้จากข้อมูล โครงข่ายประสาทเทียมมีการปรับแต่งความรู้ที่ซ่อนอยู่ภายในเครือข่ายที่มีการต่อเชื่อมโยงกันอย่างหนาแน่น มีการส่งผ่านข้อมูลที่จะประมวลผลจากอินพุตไปยังเอาต์พุตแบบขนาน การประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นไปอย่างรวดเร็ว แต่ถึงอย่างไรก็ตาม โครงข่ายประสาทเทียมก็มีจุดด้อยในด้านการตีความหาเหตุผล โครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถให้เหตุผลได้ว่า เพราะเหตุใดจึงมีข้อสรุปออกมาดังที่ปรากฏที่เอาต์พุตของโครงข่าย จุดด้อยข้อนี้เป็นที่รู้จักกันดีในนาม “Black Box” หรือกล่องดำ จากข้อดีของฟัซซีในด้านการให้เหตุผลเยี่ยงมนุษย์ และข้อดีโครงข่ายประสาทเทียมด้านการเรียนรู้จากข้อมูล เมื่อนำสองศาสตร์นี้มารวมกันจะกลายเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี ซึ่งเป็นระบบที่มีกระบวนการเรียนรู้ในตัวเอง และโครงสร้างของระบบสามารถตีความหมายและให้เหตุผลได้เช่นเดียวกับระบบฟัซซี[10]

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ระบบจดจำเสียงพูดมีหลายลักษณะด้วยกัน เช่น การจดจำเสียงพูดเป็นคำ การจดจำเสียงพูดเป็นประโยค และการจดจำเสียงพูดเป็นลักษณะโทนเสียง ซึ่งในหลายปีที่ผ่านมาได้มีการพัฒนางานวิจัยด้านการจดจำเสียงพูดของคำในภาษาอังกฤษลักษณะเป็นคำ โดยใช้หลักการต่างๆ มีความแตกต่างด้านวิธีการและรูปแบบดังนี้

Pieter Vermeulen[12] กล่าวถึงการเปรียบเทียบ ในหลักการ HMM (Hidden Markov Model) และ Neural Network ถึงการจดจำเสียงการพูด การประยุกต์ใช้ เป็น การจดจำที่เป็นอิสระของผู้พูด ของคำที่ใช้สั้นๆ บนเครื่องโทรศัพท์ และได้พิสูจน์แล้วว่า Neural Network System เป็นตัวเลือกที่ดีสำหรับใช้เป็นเครื่องมือ โดยการเปรียบเทียบผลลัพธ์ในการจำเสียงพูด และให้ประสิทธิภาพในการทำงานที่มากกว่า

Szu-Chen Jou[13] อธิบายถึงหลักการใช้ วิธีการปรับให้เหมาะสมถึงการค้นหาคุณลักษณะผู้ที่ออกเสียง โดยการใช้ไมโครโฟนติดที่ลำคอเพื่อบันทึกการพูดที่มีลักษณะที่แผ่วเบา

จำนวนข้อมูล (ที่ได้จากการ training) ที่ต้องปรับให้เหมาะสมมีน้อย และ ข้อมูลของการทดสอบแตกต่างกันมาก ดังนั้นวิธีการต่างๆ ที่จะนำมาแก้ปัญหาสำหรับการปรับให้เหมาะสมจึงมีความจำเป็น เครื่องจับลักษณะเสียงของผู้พูดถูกใช้ในรูปแบบขนานไปยังแบบจำลอง HMM ใน Steam Architecture สำหรับการถอดรหัส ด้วยวิธีการปรับให้เหมาะสมนี้ ความแม่นยำของการตรวจจับของผู้ที่ออกเสียงพูด ได้ปรับปรุงจากเดิม 87.82 % เป็น 90.52 % กับ F-measure ที่เหมือนกันคือจาก 0.504 ถึง 0.617 ขณะที่อัตราการ error ของคำได้ปรับปรุงจาก 33.8 % ไปเป็น 31.2 % ในงานวิจัยนี้อัตราค่าผิดพลาดยังมากอยู่ ทำให้เกิดผลลัพธ์คลาดเคลื่อน

Gerhard Rigoll[14] เทคนิคการจำลองแบบผสมสำหรับการจดจำการพูด ระบบการจำการพูดแบบผสมนี้ (Hybrid Speech Recognition System) มีองค์ประกอบของ Hidden Markov Models (HMM) กับ Neural Networks (NNs) ซึ่งเป็นการรวมเอาจุดเด่นของเทคนิคการจำรูปแบบที่มีประสิทธิภาพของทั้งสองวิธีนี้เข้าไว้ด้วยกัน เพื่อปรับปรุงการจดจำการพูด วิธีที่กล่าวมานี้เป็นวิธีแนวใหม่ที่น่าสนใจและจะมีบทบาทสำคัญในการวิจัยเกี่ยวกับเทคโนโลยีการพูดในอนาคต ในงานวิจัยนี้ได้นำสองวิธีเข้ามาผสมผสานในการจดจำการพูด ผลในการทดลองยังมีข้อเสียในด้านเวลาของการทำงาน เมื่อนำสองระบบมาผสมผสานกัน ทำให้เวลาในการทำงานนานมากขึ้นจึงเกิดการสูญเสียทางด้านเวลา

Mike Schuster[15] Recurrent Neural Networks (RNNs) สำหรับการจดจำการพูด ผลลัพธ์ที่เหมาะสมที่สุดโดย การผสมผลลัพธ์ (Output) ของการฝึก (RNNs) ทั้งสองในแต่ละเส้นทางของเวลา การรวมทิศทางของการฝึกเป็นสิ่งที่ต้องการ และเรียกว่า Bi-Directional Neural Network (BRNN) สามารถถูกฝึกทั้ง Time Direction พร้อมๆ กัน และ หลีกเลี่ยงขบวนการผสมรวมที่ยุ่งยาก ในงานวิจัยนี้ได้กล่าวถึงข้อดีทางด้านเวลา และลดความยุ่งยากในการทำงาน แต่ประสิทธิภาพยังมีค่าความผิดพลาดที่มากอยู่

อัจฉรา นามบุรี[16] ได้นำวิธีการคำนวณแบบซอฟต์ (Soft-computing) ผสมกับการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซอม (SOM Neural Network) เพื่อใช้ในการจดจำใบหน้ามนุษย์ ประสิทธิภาพของงานวิจัยนี้ยังให้ประสิทธิภาพไม่สม่ำเสมอเท่าที่ควร เมื่อนำการคำนวณแบบซอฟต์เข้ามาผสมการโครงข่ายแบบซอม

จากงานวิจัยต่างๆ ข้างต้น ได้นำเทคนิควิธีการที่ Pieter Vermeulen[12] ได้กล่าวไว้ว่าวิธีการของ Neural Network System เป็นตัวเลือกที่ดีสำหรับใช้เป็นเครื่องมือ ในการเปรียบเทียบผลลัพธ์ในการจำเสียงพูด และให้ประสิทธิภาพในการทำงานมากกว่า HMM (Hidden Markov Model) และจากงานวิจัยของ Szu-Chen Jou[13] ได้ใช้วิธีการของ HMM ในการตรวจจับการออกเสียงพูดแต่อัตราค่าผิดพลาดยังมากอยู่ ทำให้เกิดผลลัพธ์คลาดเคลื่อน ในอีกงานวิจัยได้ใช้วิธีการผสม ระหว่าง Hidden Markov Models (HMM) กับ Neural Networks (NNs) คือ Gerhard

Rigoll[14] เทคนิคการจำลองแบบผสมสำหรับการจดจำการพูด ระบบการจำการพูดแบบผสมนี้ ทำให้วิธีการจดจำเสียงพูดมีประสิทธิภาพมากขึ้น แต่สูญเสียในด้านของเวลา

ในงานวิจัยนี้จึงได้แนวคิดในการนำวิธีการของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) มาใช้ในการจดจำเสียงพูด และได้แนวคิดในการผสมผสานวิธีการสองวิธีเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของ โครงข่ายประสาทเทียม โดยได้ศึกษาวิธีการเพิ่มเติมนี้จากงานวิจัยของ อัจฉรา นามบุรี[16] ซึ่งได้ใช้วิธีการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซอม ผสมกับวิธีการคำนวณแบบซอฟต์ (Soft-computing) ในการจดจำใบหน้า ทำให้ได้ผลการทดลองที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น จึงได้แนวทางที่จะทำงานวิจัยในการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้กับการคำนวณแบบซอฟต์ (Neural Network and Soft-computing)

บทที่ 3
วิธีดำเนินการวิจัย

จากบทที่ 2 ศึกษาถึงทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในเรื่องโครงข่ายประสาทเทียม การเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back Propagation Learning) และการคำนวณแบบซอฟต์ (Soft Computing) ในบทนี้ จะเสนอวิธีการดำเนินงานวิจัย ขั้นตอนการทำวิจัยโดยเริ่มที่กระบวนการเตรียมข้อมูล กระบวนการเตรียมโครงข่ายประสาทเทียม และการนำการคำนวณแบบซอฟต์เข้าใช้กับโครงข่ายประสาทเทียม วิธีการบันทึกผลการทดลอง วิธีการวิเคราะห์ผลการทดลอง และสรุปขั้นตอนการทำการทดลอง

3.1 กระบวนการเตรียมข้อมูล

ข้อมูลที่นำมาศึกษาในงานวิจัยนี้เป็นข้อมูลการออกเสียงของ แต่ละคนจำนวน 40 คน โดยแต่ละคนออกเสียงพยัญชนะ 18 ตัว ในสภาพที่แตกต่างกัน และจะมี 2 ชุดข้อมูล ต่อ 1 คน ซึ่งข้อมูลทั้งหมดที่นำมาใช้มีขนาด 720×18 ส่วนตัวอักษรที่นำมาทดลองการออกเสียงคือ b, p, g, k, d, t, m, n, v, f, tx,th, z, s, zh, sh, ch และ j ที่มาของข้อมูลได้จาก www.wramc.amedd.amy.mil/departments/aasc/avlab/indexb.htm

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างตำแหน่งชุดข้อมูลเสียงพยัญชนะ 18 ตัว

	ออกเสียงพยัญชนะ																	
ข้อมูลของเสียง	b	p	g	k	d	t	m	n	v	f	tx	th	z	s	zh	sh	ch	j
	1	1	3	3	14	5	0	0	7	2	1	0	3	0	0	0	0	0
	0	6	0	14	0	17	0	0	0	1	2	0	0	0	0	0	0	0
	0	1	5	7	12	5	0	0	3	2	1	0	4	0	0	0	0	0
	0	1	0	18	0	19	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	1	34	0	0	0	2	0	0	0	3	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

โดยข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 5 ชุดแต่ละชุดแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือกระบวนการเรียนรู้ (Training) และ กระบวนการทดสอบ (Testing) ซึ่งจะได้แต่ละชุดดังนี้

ชุดที่ 1 เรียนรู้ 50 เปอร์เซ็นต์ ทดสอบ 50 เปอร์เซ็นต์

ชุดที่ 2 เรียนรู้ 60 เปอร์เซ็นต์ ทดสอบ 40 เปอร์เซ็นต์

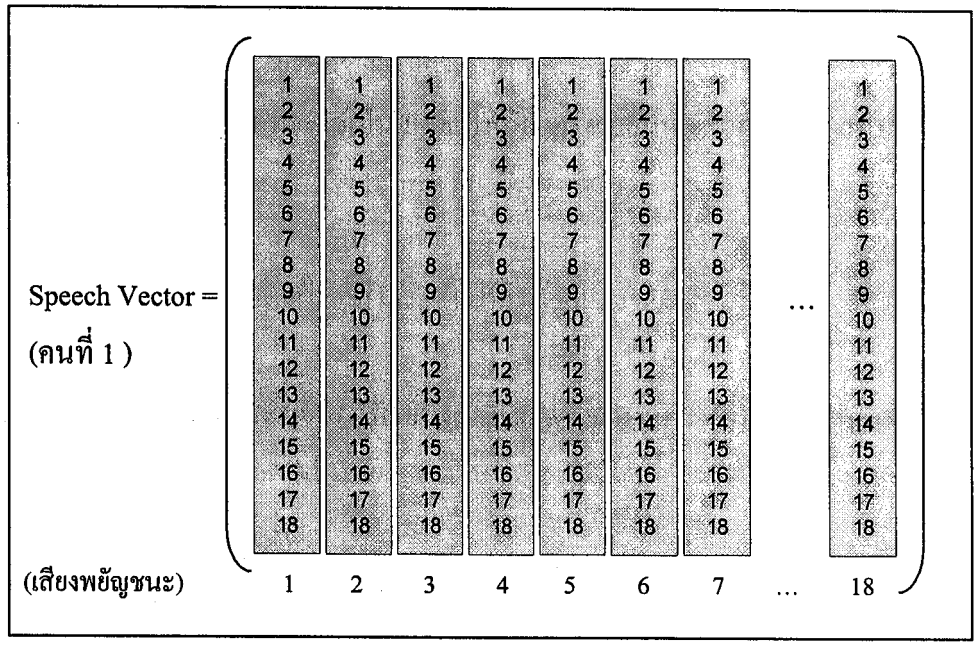
ชุดที่ 3 เรียนรู้ 70 เปอร์เซ็นต์ ทดสอบ 30 เปอร์เซ็นต์

ชุดที่ 4 เรียนรู้ 80 เปอร์เซ็นต์ ทดสอบ 20 เปอร์เซ็นต์

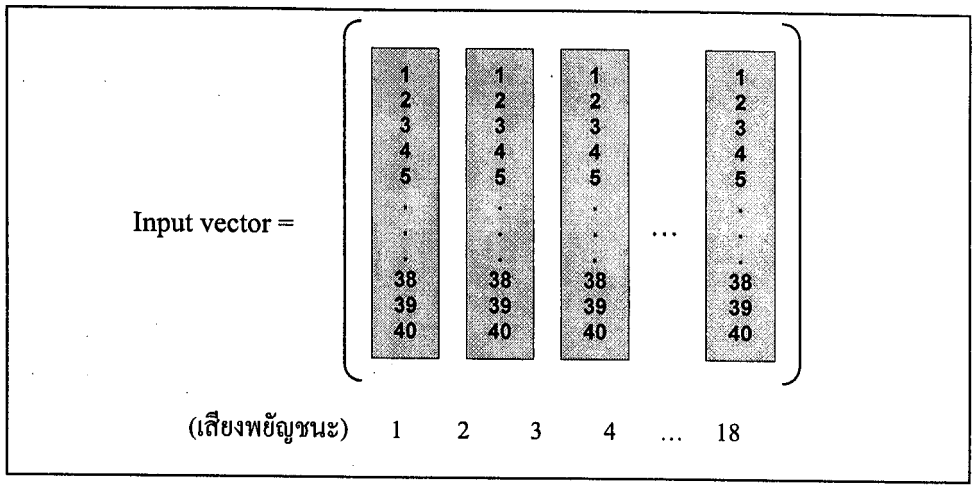
ชุดที่ 5 เรียนรู้ 90 เปอร์เซ็นต์ ทดสอบ 10 เปอร์เซ็นต์

การกำหนดข้อมูลที่จะใช้เป็น Input ให้กับโครงข่ายนั้น จะต้องมีข้อมูลที่ประกอบด้วย 2 ส่วน คือ ข้อมูล Input Vector เป็นข้อมูลการออกเสียงพยัญชนะ ทั้ง 18 เสียง ที่ใช้ในขั้นตอนการเรียนรู้และขั้นตอนการทดสอบ ส่วนที่ 2 คือ Target Vector เป็นข้อมูลที่ใช้ระบุว่าเสียงที่เข้ามาคือเสียงใด เป็นการกำหนดขอบเขตให้กับโครงข่ายในการวิเคราะห์และ จดจำเสียงของมนุษย์ว่าเสียงนี้คือ เสียงใด

ข้อมูลที่ใช้ในกระบวนการเรียนรู้ Input Vector ประกอบด้วยข้อมูล การออกเสียงพยัญชนะ ของทั้ง 40 คน รวมกันเป็น Vector การออกเสียงพยัญชนะมีทั้งหมด 18 เสียง



ภาพที่ 3.1 แสดงตัวอย่างรูปแบบการกำหนดค่า Input Vector หนึ่งคนในการออกเสียง 18 พยัญชนะ

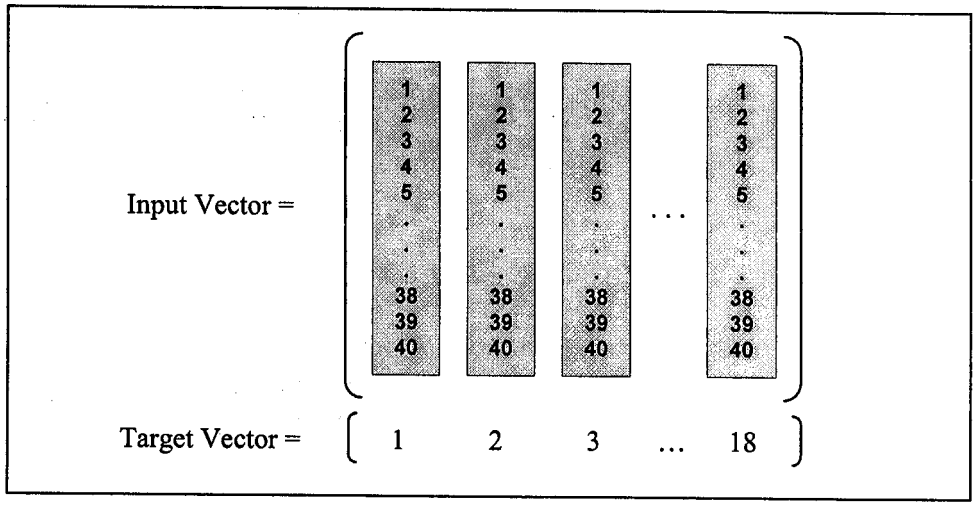


ภาพที่ 3.2 แสดงตำแหน่งข้อมูลโดยตำแหน่งที่ 1 ถึง 18 คือตำแหน่งของข้อมูล

การกำหนดค่า Target Vector เป็นการระบุว่าข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้นั้นคือเสียงใด และกำหนดขอบเขตการคัดแยกกลุ่มของข้อมูลที่ใช้ทดสอบ ประกอบด้วยข้อมูลเสียงพยัญชนะทั้ง 18 เสียง

Target Vector = [1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18]

การกำหนดลำดับของ Speech Vector ใน Input Vector และ Target Vector ของแต่ละเสียงต้องตรงกัน กล่าวคือ Speech Vector ของเสียงที่ 1 ต้องตรง Target Vector ลำดับที่ 1 Speech Vector ของเสียงที่ 2 ต้องตรง Target Vector ลำดับที่ 2 Speech Vector ของเสียงที่ n ต้องตรง Target Vector ลำดับที่ n ตัวอย่างดังภาพที่ 3.3



ภาพที่ 3.3 แสดงการกำหนดตำแหน่งข้อมูล Input Vector ให้ตรงกับตำแหน่ง Target Vector

3.2 การทดลองการจดจำรูปแบบของเสียง

การทดลองมีสองการทดลอง คือ ทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back Propagation Neural Network: BPNN) และ ทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ (Back Propagation Neural Network and Soft Computing: BPNN- SC) การทดลองทั้งสองวิธีจะใช้ข้อมูลชุดเดียวกันและการกำหนดค่าพารามิเตอร์เท่ากัน เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ ในการคำนวณ

3.2.1 การทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back Propagation Neural Network: BPNN)

การทดลองด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ มีขั้นตอนการทดลองดังนี้

3.2.1.1 การเตรียมข้อมูลรูปแบบเสียง ชุดแรกสำหรับการเรียนรู้ของโครงข่าย จำนวนข้อมูลทั้งหมดคือ ขนาด 720 x 18 (คือ จำนวนเสียงที่มีผู้ออกเสียง 40 คน แต่ละคนออกเสียงพยัญชนะจำนวน 18 คำ ขนาด 18 x 18)

3.2.1.2 การเตรียมชุดข้อมูลรูปแบบเสียง สำหรับการทดสอบการจดจำรูปแบบเสียงแก่โครงข่าย โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ชุด (Train : Test; 50:50, 60:40, 70:30, 80:20, 90:100)

3.2.1.3 การเตรียมข้อมูลเป้าหมาย (Target) จำนวน 18 ข้อมูล

3.2.1.4 เตรียมโครงข่ายแบบแพร่กลับและค่าพารามิเตอร์ต่างๆ

3.2.1.5 โหลดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ เข้าสู่โครงข่ายและทำการคำนวณภายในโครงข่าย

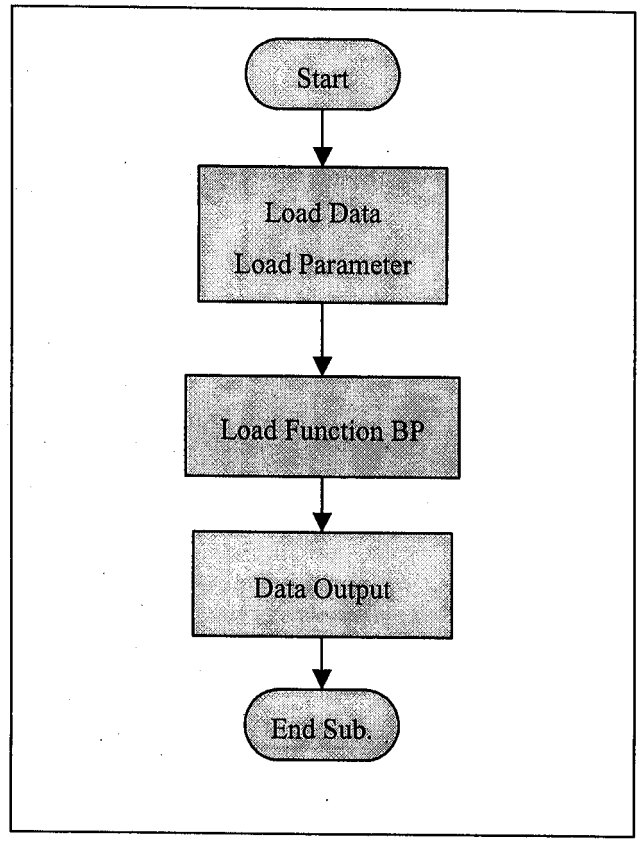
3.2.1.6 จับเวลาในการเรียนรู้ของโครงข่ายจากข้อมูลแต่ละชุด จำนวน 5 ชุด

3.2.1.7 จับเวลาในการทดสอบโครงข่ายการจดจำรูปแบบของเสียง จากข้อมูลแต่ละชุด จำนวน 5 ชุด

3.2.1.8 คำนวณหาค่าความแม่นยำในการจดจำรูปแบบเสียง จากข้อมูลในการทดสอบโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย

3.2.1.9 คำนวณเปอร์เซ็นต์ค่าความผิดพลาดจากการทดสอบการจดจำเสียง จากข้อมูลในการทดสอบ

ขั้นตอนการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมดังนี้



ภาพที่ 3.4 แสดงขั้นตอนการทำงานของฟังก์ชัน Back Propagation

3.2.2 การทดลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ (Back Propagation Neural Network and Soft Computing: BPNN- SC)

การทดลองด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ มีขั้นตอนการทดลองดังนี้

3.2.2.1 การเตรียมข้อมูลรูปแบบเสียง ชุดแรกสำหรับการเรียนรู้ของโครงข่าย จำนวนข้อมูลทั้งหมดคือ ขนาด 720 x 18 (คือ จำนวนเสียงที่มีผู้ออกเสียง 40 คน แต่ละคนออกเสียงพยัญชนะจำนวน 18 คำ) ซึ่งเป็นข้อชุดเดียวกับการทดลองวิธีแรก

3.2.2.2 การเตรียมชุดข้อมูลรูปแบบเสียง สำหรับการทดสอบการจดจำรูปแบบเสียงแก่โครงข่าย โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ชุด (Train : Test; 50:50, 60:40, 70:30, 80:20, 90:100) ซึ่งเป็นข้อชุดเดียวกับการทดลองวิธีแรก

3.2.2.3 การเตรียมข้อมูลเป้าหมาย (Target) จำนวน 18 ข้อมูล

3.2.2.4 เตรียมโครงข่ายแบบแพร่กลับและค่าพารามิเตอร์ต่างๆ

3.2.2.5 วิธีการคำนวณแบบซอฟต์เข้าไปในโครงข่ายประสาทเทียมด้วย สมการที่ใช้ในการคำนวณแบบซอฟต์ คือ

$$0.5*(1+(\tanh(0.5*X))); \quad \text{.....(3.1)}$$

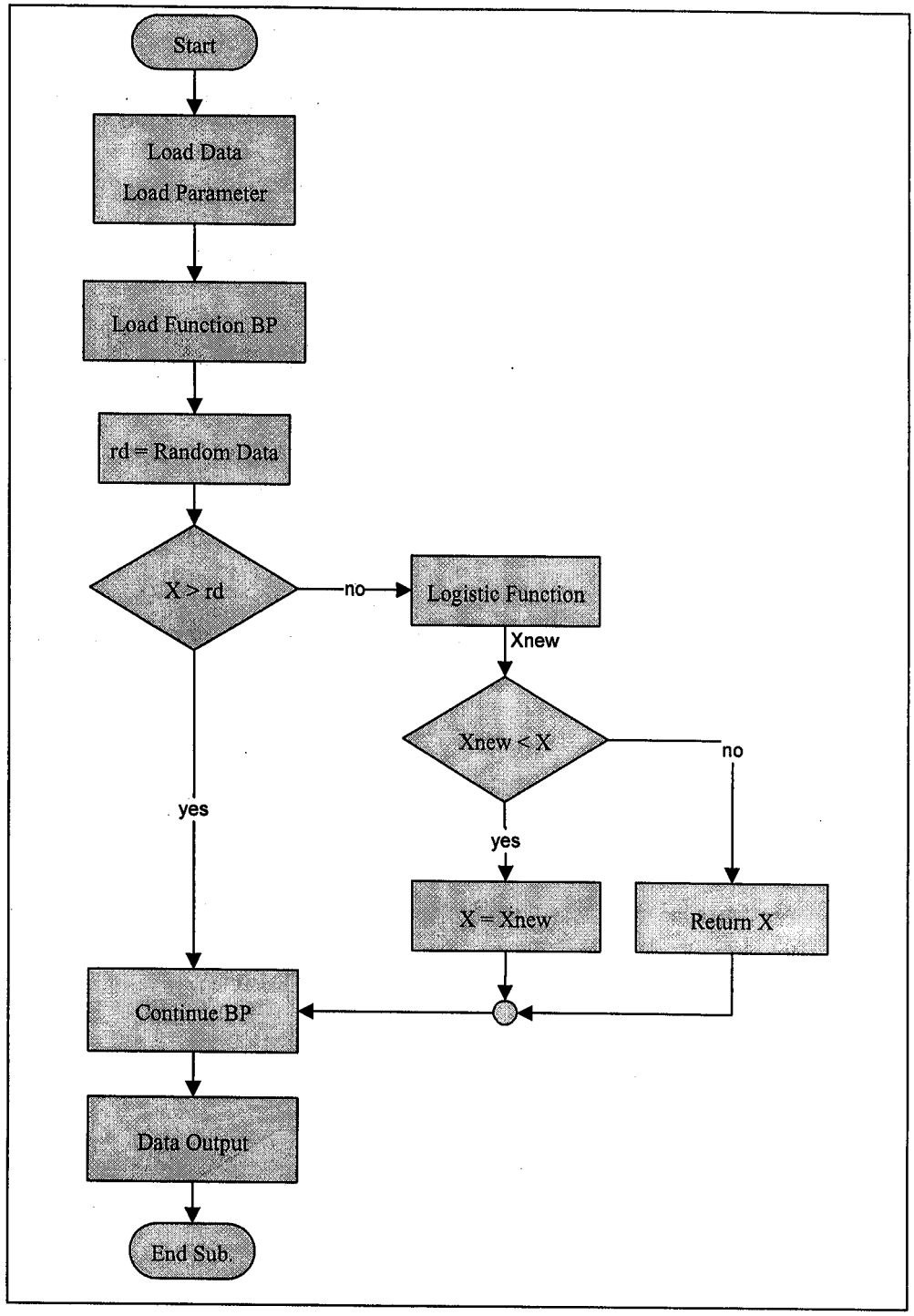
3.2.2.6 จับเวลาในการเรียนรู้ของโครงข่ายจากข้อมูลแต่ละชุด จำนวน 5 ชุด

3.2.2.7 จับเวลาในการทดสอบโครงข่ายการจดจำรูปแบบของเสียง จากข้อมูลแต่ละชุด จำนวน 5 ชุด

3.2.2.8 คำนวณหาค่าความแม่นยำในการจดจำรูปแบบเสียง จากข้อมูลในการทดสอบโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย

3.2.2.9 คำนวณเปอร์เซ็นต์ค่าความผิดพลาดจากการทดสอบการจดจำเสียง จากข้อมูลในการทดสอบ

การทดลองโครงข่ายนี้จะเพิ่มเทคนิคการคำนวณแบบซอฟต์ โดยมีขั้นตอนในการทำงานดังนี้



ภาพที่ 3.5 แสดงขั้นตอนการทำงานของฟังก์ชัน Back Propagation และ Soft Computing

การคำนวณแบบซอฟต์ เหมาะสำหรับแก้ปัญหาที่มีความกำกวมหรือความไม่แน่นอนเข้ามาเกี่ยวข้อง การคำนวณแบบซอฟต์จะไม่ให้คำตอบแน่นอนตายตัว จึงประกอบด้วยแนวคิดและเทคนิคต่างๆ ที่มีจุดประสงค์ที่จะแก้ปัญหาที่ยุ่งยากในโลกความจริง

3.3 การแบ่งอัตราส่วนข้อมูลเสียง

การแบ่งอัตราส่วนข้อมูลเสียงเพื่อใช้ในการเรียนรู้และทดสอบของโครงข่าย จึงต้องมีการแบ่งข้อมูลออกเป็นส่วนๆ ตามจำนวนของชุดข้อมูลดังต่อไปนี้

ตารางที่ 3.2 อัตราส่วนข้อมูลเรียนรู้และข้อมูลทดสอบ

ชุดข้อมูล	ข้อมูลเรียนรู้		ข้อมูลทดสอบ	
	ร้อยละ	จำนวนข้อมูล	ร้อยละ	จำนวนข้อมูล
ชุดที่ 1	50	360	50	360
ชุดที่ 2	60	432	40	288
ชุดที่ 3	70	504	30	216
ชุดที่ 4	80	576	20	144
ชุดที่ 5	90	648	10	72

3.4 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ให้กับโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 วิธี

ในงานวิจัยนี้แบ่งการทดลองออกเป็น 2 วิธี คือ วิธีแรกการทดลองด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ วิธีที่สองคือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ โดยทั้งสองวิธีนี้ใช้ค่าพารามิเตอร์เดียวกัน เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของทั้งสองวิธี โดยมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ดังนี้

(1) Learning Rate อัตราการเรียนรู้มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 กำหนดค่า = 0.5

(2) Epoch จำนวนวงรอบในการประมวลผล = 2000

(3) Error Goal = 1e-6

(4) การฝึกโครงข่ายด้วยวิธีการเรียนรู้แบบปรับอัตราการเรียนรู้ Traingdx

(5) จำนวนชั้น Input = 18 Node

(6) จำนวนชั้น Hidden = 720 Node

(7) จำนวนชั้น Output = 1 Node

(8) วิธีการวัดค่าความผิดพลาด MSE

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} e_i^{\,2} = \frac{1}{N}\sum_{i-1}^{N}(t_i - y_i)^2 \qquad \ldots(3.2)$$

เมื่อ

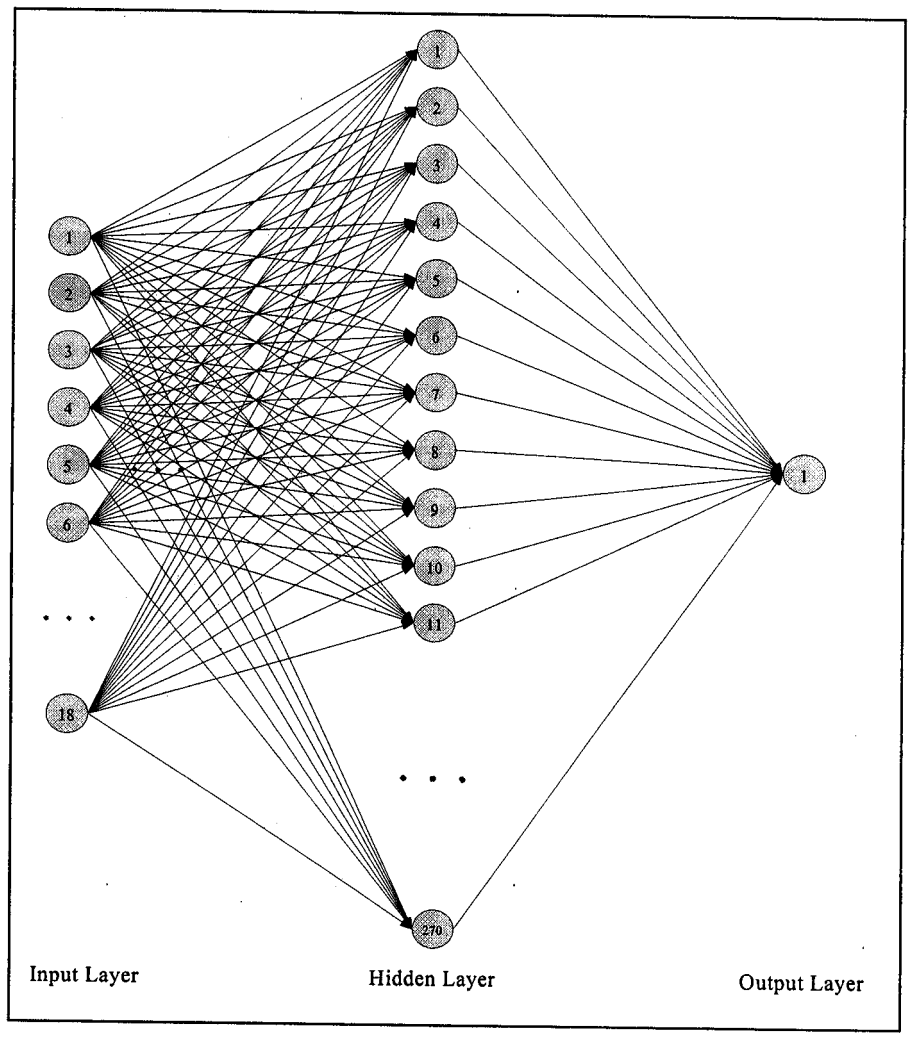
$\{p_1,t_1\},\{p_2,t_2\},...,\{p_N,t_N\}$

P_i คือ ข้อมูล Input และ t_i ข้อมูล Target ในข้อมูลชุดทดสอบ

y_i คือ ผลลัพธ์จากโครงข่าย

i คือ ลำดับของเมตริกซ์ผลลัพธ์

ค่าความผิดพลาด MSE ใช้ในวัดความผิดพลาดในการทดสอบข้อมูล เกิดจากการหาค่าเฉลี่ยต่ำสุดของความต่างระหว่างค่า Actual Target และ Network Output แล้วยกกลังสอง ซึ่งเรียกว่าค่า Distance Value ถ้าค่า MSE มีค่ามาก แสดงว่าผลการจดจำให้ค่าห่างจากค่าผลลัพธ์จริงมาก ผลการทดลองที่ดีควรมีค่า MSE ต่ำๆ



ภาพที่ 3.6 แสดงการกำหนดจำนวนโหนดในแต่ละชั้นของโครงข่ายประสาทเทียม

3.5 วิธีการบันทึกผลการทดลอง

ในการบันทึกผลการทดลองทั้งสองวิธีนั้น จะบันทึกค่าความแม่นยำ เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ และเวลาที่ใช้ในการทดสอบ ในการบันทึกการทดลองจะทำการทดลองจำนวน 3 ครั้ง แล้วหาค่าเฉลี่ยของผลการทดลอง

3.5.1 บันทึกค่าความแม่นยำ คือ ค่าที่ใช้บ่งบอกว่าโครงข่ายสามารถวิเคราะห์ และจดจำเสียงได้แม่นยำมากแค่ไหนจากข้อมูลเสียงที่ไม่เคยได้รับการเรียนรู้ตามเปอร์เซ็นต์ในการทดลอง ซึ่งหาได้จากสมการ

$$\text{ความแม่นยำ} = \frac{\sum(Output)}{N} \times 100 \qquad \ldots(3.3)$$

โดย $\sum(Output)$ เป็นผลรวมความถูกต้องที่โครงข่ายสามารถวิเคราะห์และจดจำได้

N เป็นจำนวนข้อมูลที่ใช้ทดสอบ

3.5.2 บันทึกเวลาที่โครงข่ายใช้ในการเรียนรู้และเวลาในการทดสอบ คือ ค่าเวลาที่โครงข่ายใช้ไปในการเรียนรู้ข้อมูลก่อนทำการทดสอบ และช่วงเวลาที่โครงข่ายทดสอบการจดจำข้อมูลเสียงจากข้อมูลทดสอบ มีหน่วยเป็นวินาที ในการทดลองต้องทำการทดลอง 3 ครั้งแล้วหาค่าเฉลี่ย เนื่องจากการทดลองแต่ละครั้งให้ผลลัพธ์ไม่เท่ากัน เป็นผลเนื่องมาจากการหาค่าตัวเลขแบบสุ่ม

$$\text{เวลาในการเรียนรู้} = \sum_{i=1}^{3} \frac{Training_Time}{3} \qquad \ldots(3.4)$$

$$\text{เวลาในการทดสอบ} = \sum_{i=1}^{3} \frac{Testing_Time}{3} \qquad \ldots(3.5)$$

บทที่ 4
การทดลองและอภิปรายผล

จากบทที่ 3 ได้กล่าวถึงขั้นตอนและวิธีการในการศึกษาซึ่งเริ่มจาก การเตรียมข้อมูลในการเรียนรู้ ข้อมูลในการทดสอบ การบันทึกผลการทดลอง และการวิเคราะห์ข้อมูล บทนี้จะเป็นการทดลอง เปรียบเทียบเพื่อหาประสิทธิภาพความแม่นยำที่โครงข่ายสามารถวิเคราะห์และจดจำข้อมูลเสียงได้จากสองวิธีที่กล่าวมา ร่วมถึงการใช้เวลาในการเรียนรู้ เวลาที่โครงข่ายใช้ในการเรียนรู้ และเวลาที่โครงข่ายใช้ในการทดสอบข้อมูล

4.1 การทดลองวิธีที่หนึ่ง การทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back Propagation Neural Network: BPNN) ในการจดจำข้อมูลเสียง

การทดลองนี้ใช้โครงข่ายแบบแพร่กลับ ทำการวิเคราะห์และจดจำข้อมูลเสียง โดยการทดลองใช้ชุดข้อมูลเสียง จำนวน 5 ชุด และแต่ชุดทำการทดลอง 3 ครั้งแล้วคำนวณหาค่าเฉลี่ยความแม่นยำในการจดจำ คำนวณค่าเฉลี่ยเวลาในการเรียนรู้ คำนวณค่าเฉลี่ยเวลาในการทดสอบ และคำนวณค่าเฉลี่ย MSE ของจำนวนชุดข้อมูลทั้งหมด

ชุดข้อมูลเสียงในการทดลองมีดังต่อไปนี้

ตารางที่ 4.1 อัตราส่วนข้อมูลเรียนรู้และข้อมูลทดสอบ

ข้อมูลชุดที่	ข้อมูลเรียนรู้		ข้อมูลทดสอบ	
	ร้อยละ	จำนวนข้อมูล	ร้อยละ	จำนวนข้อมูล
1	50	360	50	360
2	60	432	40	288
3	70	504	30	216
4	80	576	20	144
5	90	648	10	72

4.1.1 การทดลองข้อมูลชุดที่ 1

ข้อมูลเสียงในการเรียนรู้สำหรับโครงข่าย จำนวน 360 และข้อมูลเสียงในการทดสอบสำหรับโครงข่าย จำนวน 360 (คิดเป็นร้อยละ 50 : 50)
ผลการทดลองดังนี้

ตารางที่ 4.2 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ข้อมูลชุดที่ 1

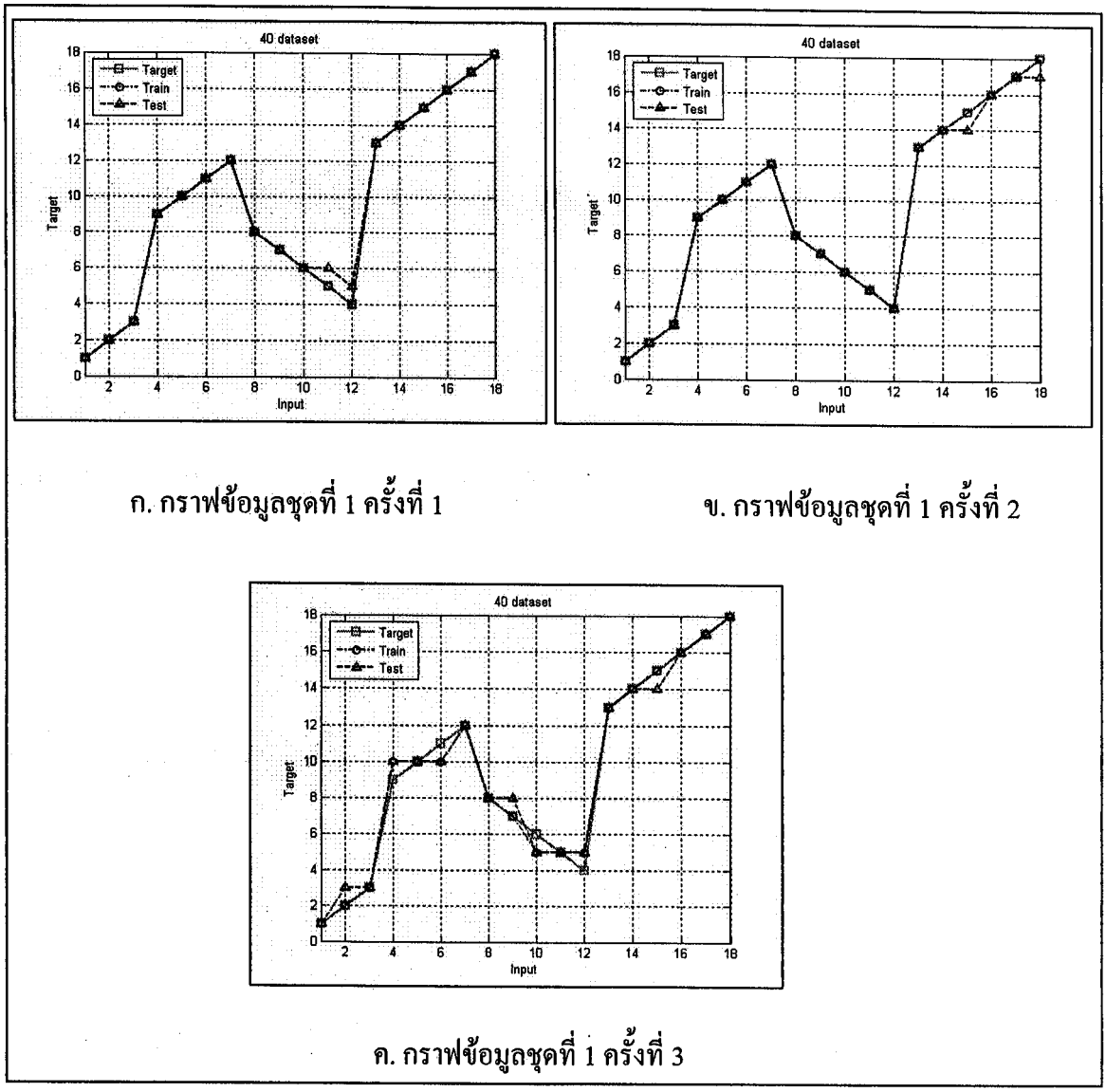
รันครั้งที่	Accuracy (%)	Train Time (second)	Test Time (second)	MSE
1	88.889	18.446	0.020	84.800E-08
2	88.889	19.728	0.010	26.190E-06
3	61.111	312.560	0.010	22.200E-02
ค่าเฉลี่ย	**79.630**	**116.911**	**0.013**	**7.400E-02**

กราฟจากผลการทดลอง

Target คือ ค่าเป้าหมาย

Train คือ ค่าที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย

Test คือ ค่าที่ใช้ในการทดสอบโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย



ก. กราฟข้อมูลชุดที่ 1 ครั้งที่ 1

ข. กราฟข้อมูลชุดที่ 1 ครั้งที่ 2

ค. กราฟข้อมูลชุดที่ 1 ครั้งที่ 3

ภาพที่ 4.1 การทดลองข้อมูลชุดที่ 1 ข้อมูลเรียนรู้ 50% ข้อมูลทดสอบ 50%

4.1.2 การทดลองข้อมูลชุดที่ 2

ข้อมูลเสียงในการเรียนรู้สำหรับโครงข่าย จำนวน 432 และข้อมูลเสียงในการทดสอบสำหรับโครงข่าย จำนวน 288 (คิดเป็นร้อยละ 60 : 40)

ผลการทดลองดังนี้

ตารางที่ 4.3 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ข้อมูลชุดที่ 2

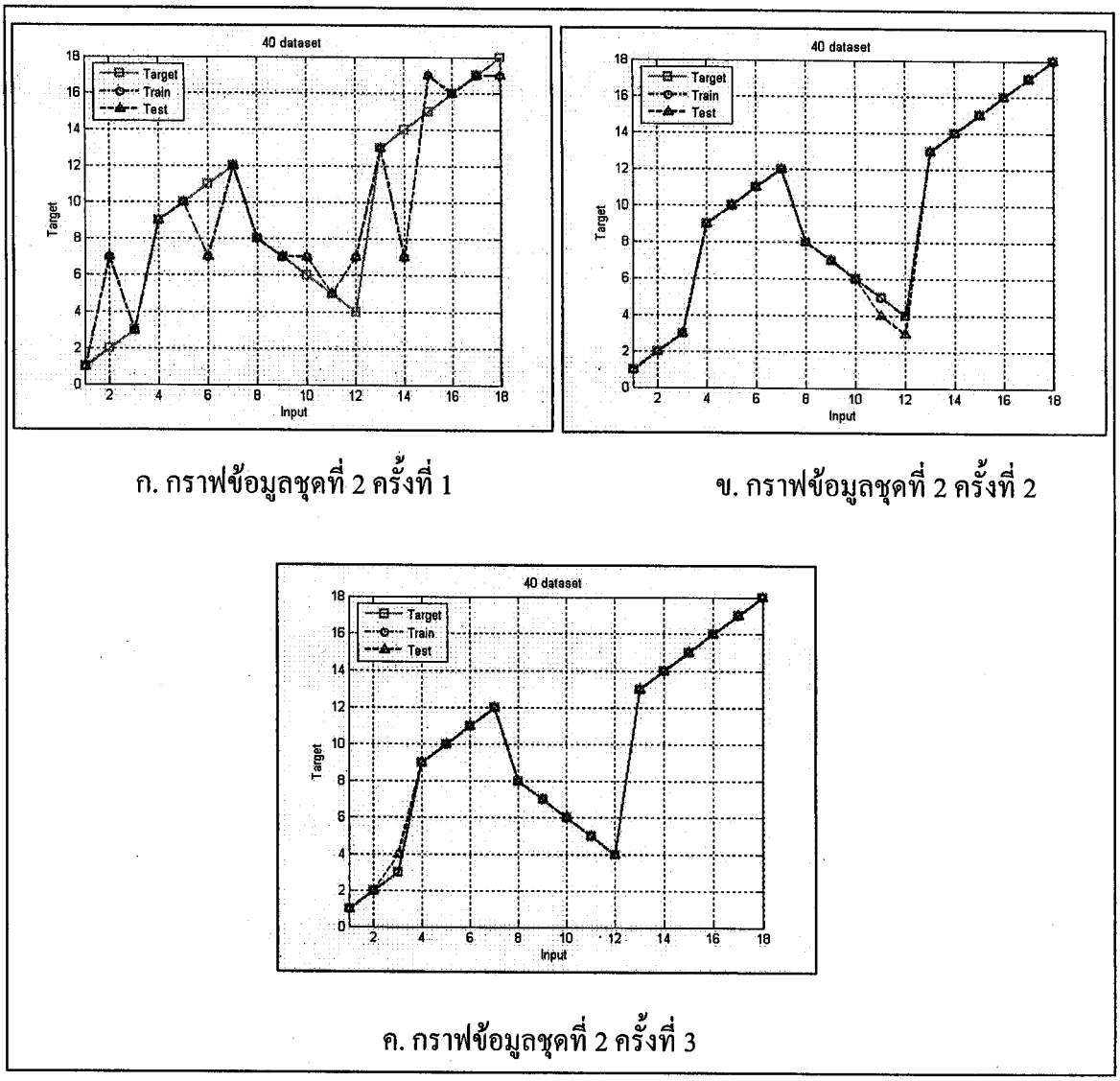
รันครั้งที่	Accuracy (%)	Train Time (second)	Test Time (second)	MSE
1	61.111	76.189	0.020	0.576E-01
2	88.889	19.188	0.010	0.949E-06
3	94.444	204.474	0.020	0.999E-06
ค่าเฉลี่ย	**81.481**	**99.950**	**0.017**	**19.200E-01**

กราฟจากผลการทดลอง

Target คือ ค่าเป้าหมาย

Train คือ ค่าที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย

Test คือ ค่าที่ใช้ในการทดสอบโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย



ก. กราฟข้อมูลชุดที่ 2 ครั้งที่ 1

ข. กราฟข้อมูลชุดที่ 2 ครั้งที่ 2

ค. กราฟข้อมูลชุดที่ 2 ครั้งที่ 3

ภาพที่ 4.2 การทดลองข้อมูลชุดที่ 2 ข้อมูลเรียนรู้ 60% ข้อมูลทดสอบ 40%

4.1.3 การทดลองข้อมูลชุดที่ 3

ข้อมูลเสียงในการเรียนรู้สำหรับโครงข่าย จำนวน 504 และข้อมูลเสียงในการทดสอบสำหรับโครงข่าย จำนวน 216 (คิดเป็นร้อยละ 70 : 30)

ผลการทดลองดังนี้

ตารางที่ 4.4 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ข้อมูลชุดที่ 3

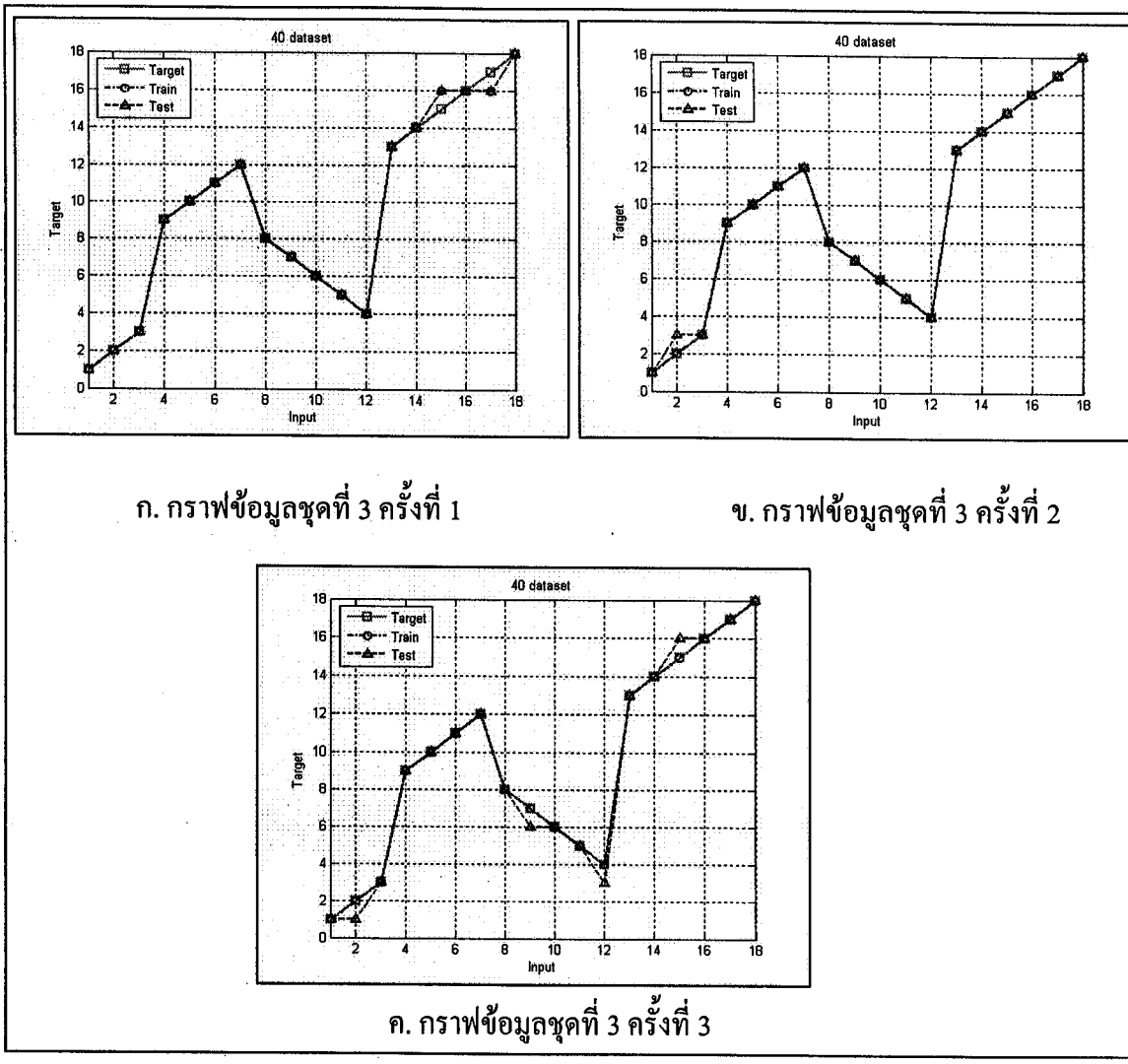
รันครั้งที่	Accuracy (%)	Train Time (second)	Test Time (second)	MSE
1	88.889	345.377	0.040	0.011E-01
2	94.444	19.197	0.020	0.952E-06
3	77.778	32.347	0.020	0.794E-06
ค่าเฉลี่ย	**87.037**	**132.307**	**0.027**	**3.700E-02**

กราฟจากผลการทดลอง

Target คือ ค่าเป้าหมาย

Train คือ ค่าที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย

Test คือ ค่าที่ใช้ในการทดสอบโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย



ก. กราฟข้อมูลชุดที่ 3 ครั้งที่ 1

ข. กราฟข้อมูลชุดที่ 3 ครั้งที่ 2

ค. กราฟข้อมูลชุดที่ 3 ครั้งที่ 3

ภาพที่ 4.3 การทดลองข้อมูลชุดที่ 3 ข้อมูลเรียนรู้ 70% ข้อมูลทดสอบ 30%

4.1.4 การทดลองข้อมูลชุดที่ 4

ข้อมูลเสียงในการเรียนรู้สำหรับโครงข่าย จำนวน 576 และข้อมูลเสียงในการทดสอบสำหรับโครงข่าย จำนวน 144 (คิดเป็นร้อยละ 80 : 20)

ผลการทดลองดังนี้

ตารางที่ 4.5 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ข้อมูลชุดที่ 4

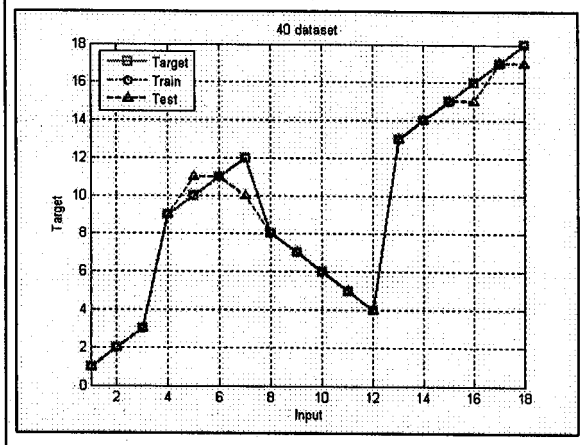
รันครั้งที่	Accuracy (%)	Train Time (second)	Test Time (second)	MSE
1	77.778	240.817	0.010	0.998E-06
2	100.000	21.951	0.020	0.666E-06
3	100.000	22.022	0.010	0.943E-06
ค่าเฉลี่ย	**92.593**	**94.930**	**0.013**	**0.869E-06**

กราฟจากผลการทดลอง

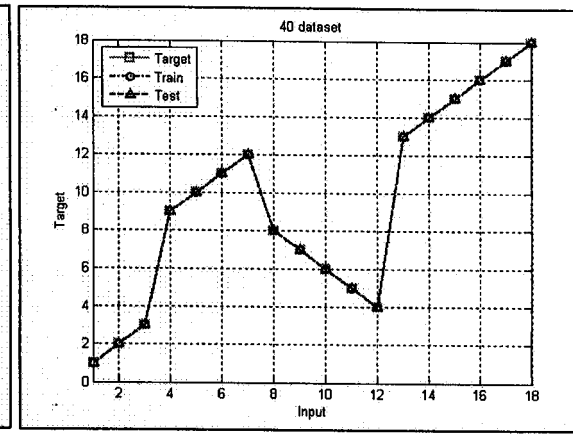
Target คือ ค่าเป้าหมาย

Train คือ ค่าที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย

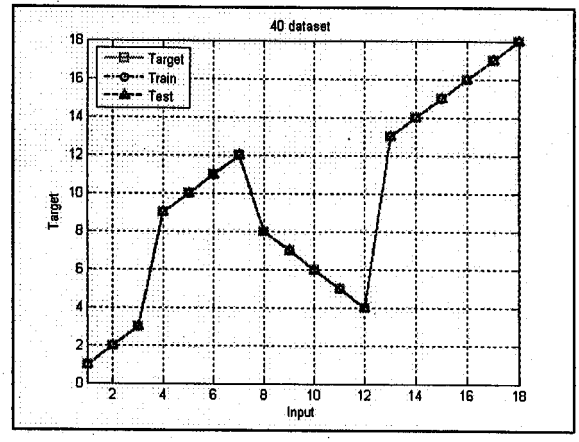
Test คือ ค่าที่ใช้ในการทดสอบโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย



ก. กราฟข้อมูลชุดที่ 4 ครั้งที่ 1



ข. กราฟข้อมูลชุดที่ 4 ครั้งที่ 2



ค. กราฟข้อมูลชุดที่ 4 ครั้งที่ 3

ภาพที่ 4.4 การทดลองข้อมูลชุดที่ 4 ข้อมูลเรียนรู้ 80% ข้อมูลทดสอบ 20%

4.1.5 การทดลองข้อมูลชุดที่ 5

ข้อมูลเสียงในการเรียนรู้สำหรับโครงข่าย จำนวน 648 และข้อมูลเสียงในการทดสอบสำหรับโครงข่าย จำนวน 72 (คิดเป็นร้อยละ 90 : 10)

ผลการทดลองดังนี้

ตารางที่ 4.6 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ข้อมูลชุดที่ 5

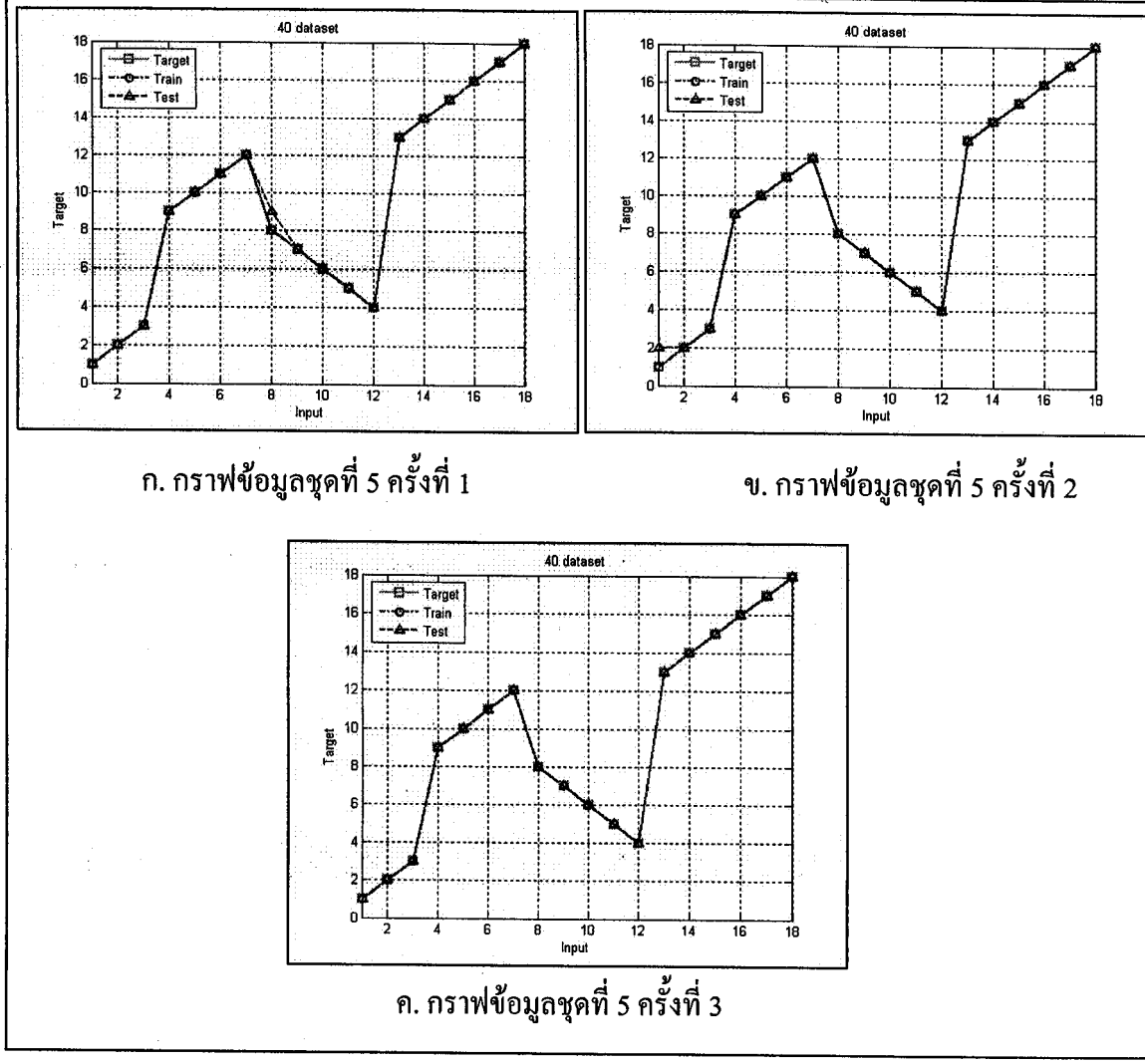
รันครั้งที่	Accuracy (%)	Train Time (second)	Test Time (second)	MSE
1	94.444	353.058	0.010	0.139E-05
2	94.444	66.345	0.010	0.993E-06
3	100.000	25.096	0.020	0.715E-06
ค่าเฉลี่ย	**96.296**	**148.166**	**148.166**	**1.031E-06**

กราฟจากผลการทดลอง

Target คือ ค่าเป้าหมาย

Train คือ ค่าที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย

Test คือ ค่าที่ใช้ในการทดสอบโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย



ก. กราฟข้อมูลชุดที่ 5 ครั้งที่ 1

ข. กราฟข้อมูลชุดที่ 5 ครั้งที่ 2

ค. กราฟข้อมูลชุดที่ 5 ครั้งที่ 3

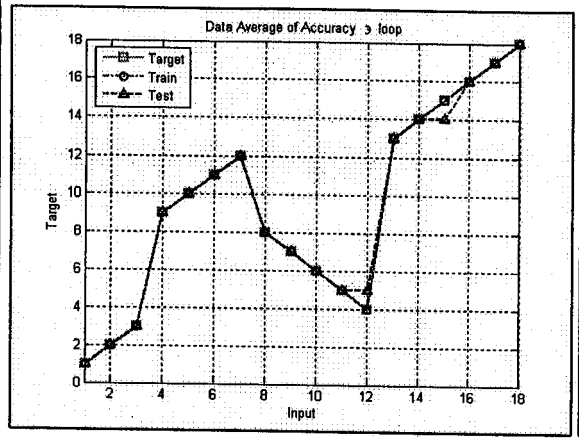
ภาพที่ 4.5 การทดลองข้อมูลชุดที่ 5 ข้อมูลเรียนรู้ 90% ข้อมูลทดสอบ 10%

4.1.6 สรุปผลการทดลอง

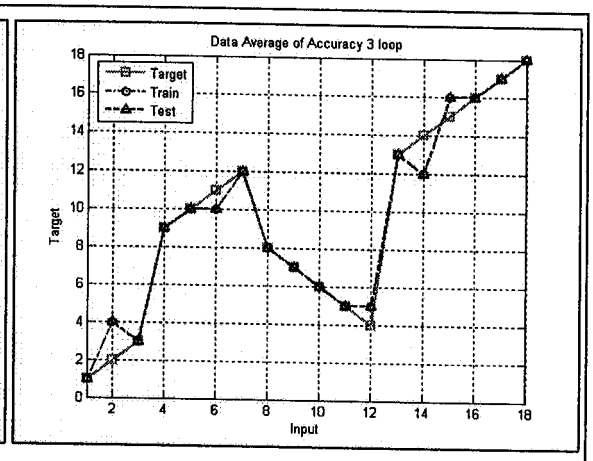
การทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back Propagation Neural Network: BPNN) ในการจดจำข้อมูลเสียง จากที่ได้ทำการทดลองกับข้อมูลจำนวน 5 ชุด ทำให้ได้ผลการทดลองข้างต้น จึงสรุปเป็นตารางผลการทดลองวิธีที่หนึ่งดังนี้

ตารางที่ 4.7 สรุปผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

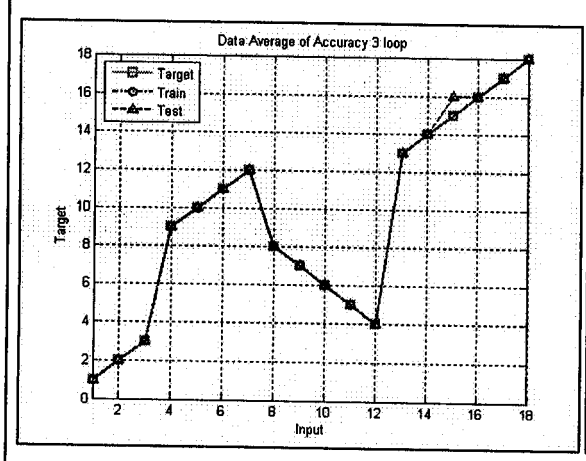
ข้อมูลชุดที่	Data Set		Accuracy (%)	Train Time (second)	Test Time (second)	MSE
	Data train	Data test				
1	50	50	**79.630**	116.911	0.013	7.400E-2
2	60	40	**81.481**	99.950	0.017	19.200E-1
3	70	30	**87.037**	132.307	0.027	3.700E-2
4	80	20	**92.593**	94.930	0.013	8.869E-07
5	90	10	**96.296**	148.166	148.166	1.031E-06



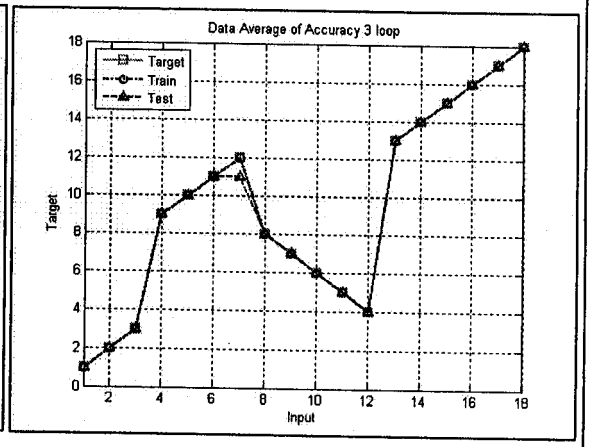
ก. กราฟข้อมูลชุดที่ 1 ค่าเฉลี่ยข้อมูล



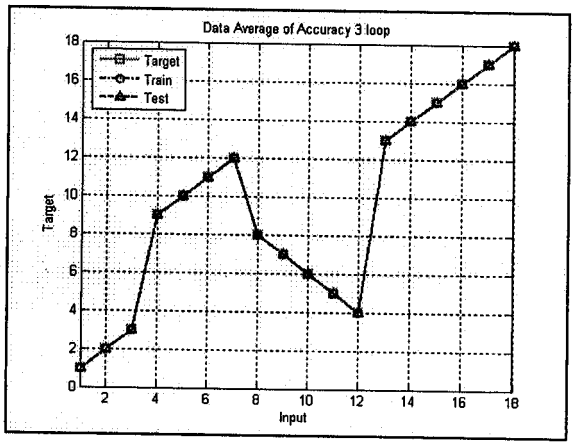
ข. กราฟข้อมูลชุดที่ 2 ค่าเฉลี่ยข้อมูล



ค. กราฟข้อมูลชุดที่ 3 ค่าเฉลี่ยข้อมูล



ง. กราฟข้อมูลชุดที่ 4 ค่าเฉลี่ยข้อมูล



จ. กราฟข้อมูลชุดที่ 5 ค่าเฉลี่ยข้อมูล

ภาพที่ 4.6 สรุปทดลองข้อมูล 5 ชุด โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

4.2 การทดลองวิธีที่สอง การทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ (Back Propagation Neural Network and Soft Computing: BPNN-SC) ในการจดจำข้อมูลเสียง

การทดลองวิธีที่สองนี้ใช้โครงข่ายแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ ทำการวิเคราะห์และจดจำข้อมูลเสียง โดยการทดลองใช้ชุดข้อมูลเสียง จำนวน 5 ชุด (ชุดข้อมูลเดียวกับการทดลองวิธีที่หนึ่ง) และแต่ชุดทำการทดลอง 3 ครั้งแล้วคำนวณหาค่าเฉลี่ยความแม่นยำในการจดจำ คำนวณค่าเฉลี่ยเวลาในการเรียนรู้ คำนวณค่าเฉลี่ยเวลาในการทดสอบ และคำนวณหาค่าเฉลี่ย MSE ของจำนวนชุดข้อมูลทั้งหมด

ใช้ชุดข้อมูลเสียงในการทดลองดังต่อไปนี้

ตารางที่ 4.8 อัตราส่วนข้อมูลเรียนรู้และข้อมูลทดสอบ

ข้อมูลชุดที่	ข้อมูลเรียนรู้		ข้อมูลทดสอบ	
	ร้อยละ	จำนวนข้อมูล	ร้อยละ	จำนวนข้อมูล
1	50	360	50	360
2	60	432	40	288
3	70	504	30	216
4	80	576	20	144
5	90	648	10	72

4.2.1 การทดลองข้อมูลชุดที่ 1

ข้อมูลเสียงในการเรียนรู้สำหรับโครงข่าย จำนวน 360 และข้อมูลเสียงในการทดสอบสำหรับโครงข่าย จำนวน 360 (คิดเป็นร้อยละ 50 : 50)

ผลการทดลองดังนี้

ตารางที่ 4.9 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ ข้อมูลชุดที่ 1

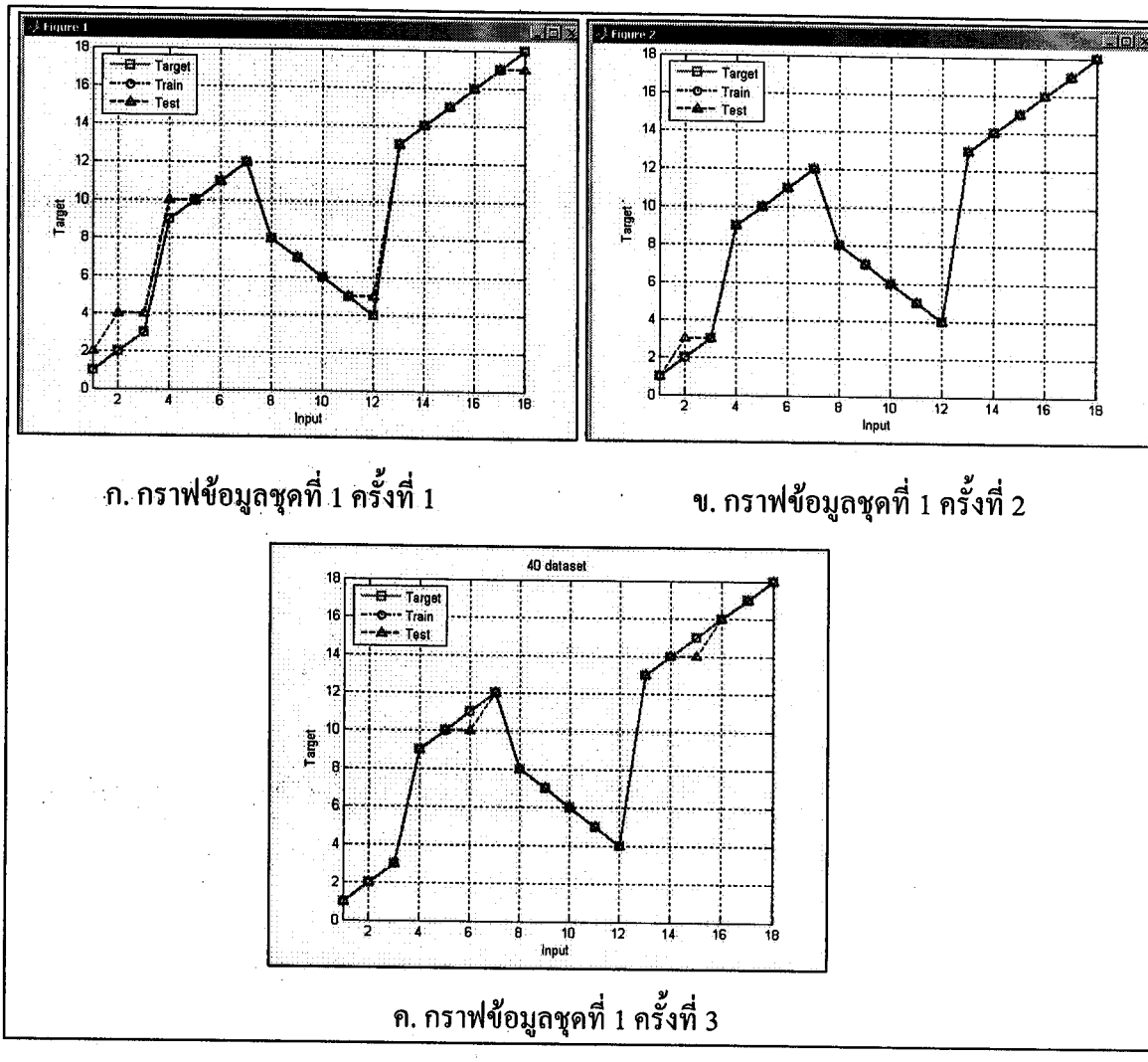
รันครั้งที่	Accuracy (%)	Train Time (second)	Test Time (second)	MSE
1	66.667	22.152	0.020	0.799E-06
2	94.444	15.693	0.010	0.987E-06
3	88.889	20.639	0.010	0.979E-06
ค่าเฉลี่ย	**83.333**	**19.495**	**0.013**	**0.921E-06**

กราฟจากผลการทดลอง

Target คือ ค่าเป้าหมาย

Train คือ ค่าที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย

Test คือ ค่าที่ใช้ในการทดสอบโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย



ก. กราฟข้อมูลชุดที่ 1 ครั้งที่ 1

ข. กราฟข้อมูลชุดที่ 1 ครั้งที่ 2

ค. กราฟข้อมูลชุดที่ 1 ครั้งที่ 3

ภาพที่ 4.7 การทดลองข้อมูลชุดที่ 1 ข้อมูลเรียนรู้ 50% ข้อมูลทดสอบ 50%

4.2.2 การทดลองข้อมูลชุดที่ 2

ข้อมูลเสียงในการเรียนรู้สำหรับโครงข่าย จำนวน 432 และข้อมูลเสียงในการทดสอบสำหรับโครงข่าย จำนวน 288 (คิดเป็นร้อยละ 60 : 40)

ผลการทดลองดังนี้

ตารางที่ 4.10 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ ข้อมูลชุดที่ 2

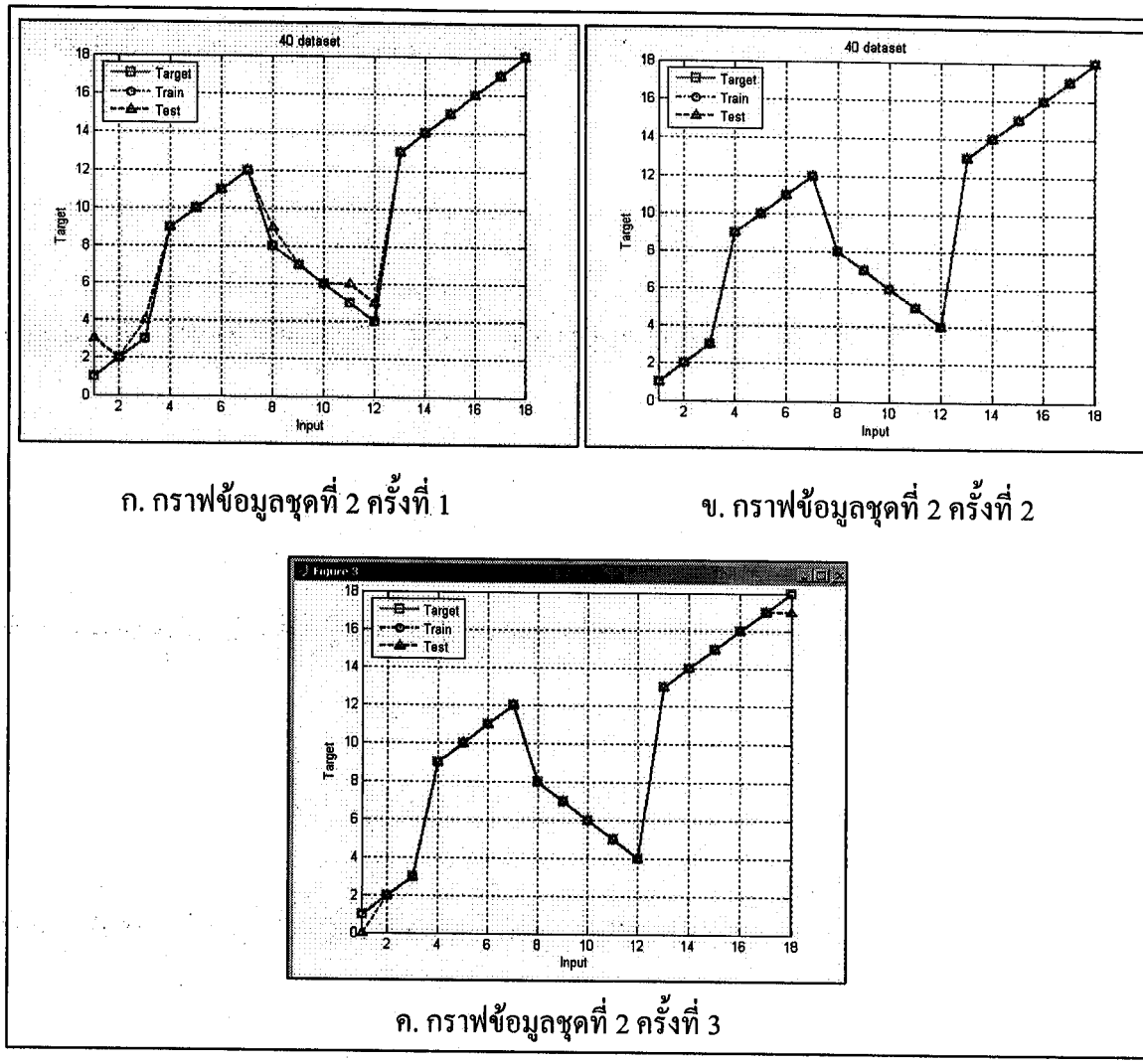
รันครั้งที่	Accuracy (%)	Train Time (second)	Test Time (second)	MSE
1	72.222	19.217	0.010	0.767E-06
2	100.000	24.636	0.010	0.624E-06
3	88.889	27.520	0.020	0.815E-06
ค่าเฉลี่ย	**87.037**	**23.791**	**0.013**	**0.735E-06**

กราฟจากผลการทดลอง

Target คือ ค่าเป้าหมาย

Train คือ ค่าที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย

Test คือ ค่าที่ใช้ในการทดสอบโครงข่ายกับค่าเป้าหมาย



ก. กราฟข้อมูลชุดที่ 2 ครั้งที่ 1

ข. กราฟข้อมูลชุดที่ 2 ครั้งที่ 2

ค. กราฟข้อมูลชุดที่ 2 ครั้งที่ 3

ภาพที่ 4.8 การทดลองข้อมูลชุดที่ 2 ข้อมูลเรียนรู้ 60% ข้อมูลทดสอบ 40%

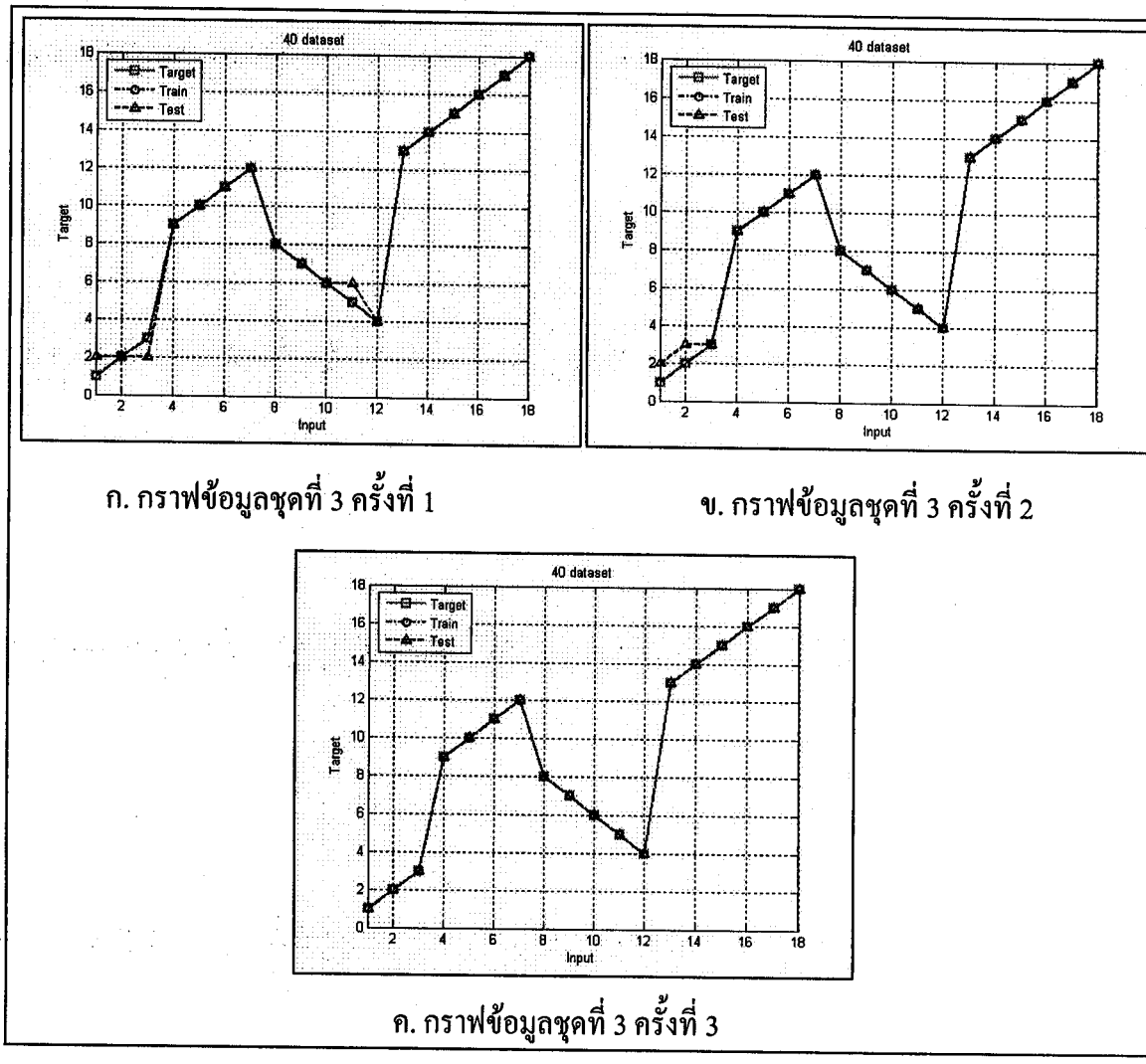
4.2.3 การทดลองข้อมูลชุดที่ 3

ข้อมูลเสียงในการเรียนรู้สำหรับโครงข่าย จำนวน 504 และข้อมูลเสียงในการทดสอบสำหรับโครงข่าย จำนวน 216 (คิดเป็นร้อยละ 70 : 30)

ผลการทดลองดังนี้

ตารางที่ 4.11 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ ข้อมูลชุดที่ 3

รันครั้งที่	Accuracy (%)	Train Time (second)	Test Time (second)	MSE
1	83.333	105.011	0.030	0.993E-06
2	88.889	173.860	0.010	0.961E-06
3	100.000	17.986	0.010	0.681E-06
ค่าเฉลี่ย	**90.740**	**98.952**	**0.017**	**0.878E-06**



ก. กราฟข้อมูลชุดที่ 3 ครั้งที่ 1

ข. กราฟข้อมูลชุดที่ 3 ครั้งที่ 2

ค. กราฟข้อมูลชุดที่ 3 ครั้งที่ 3

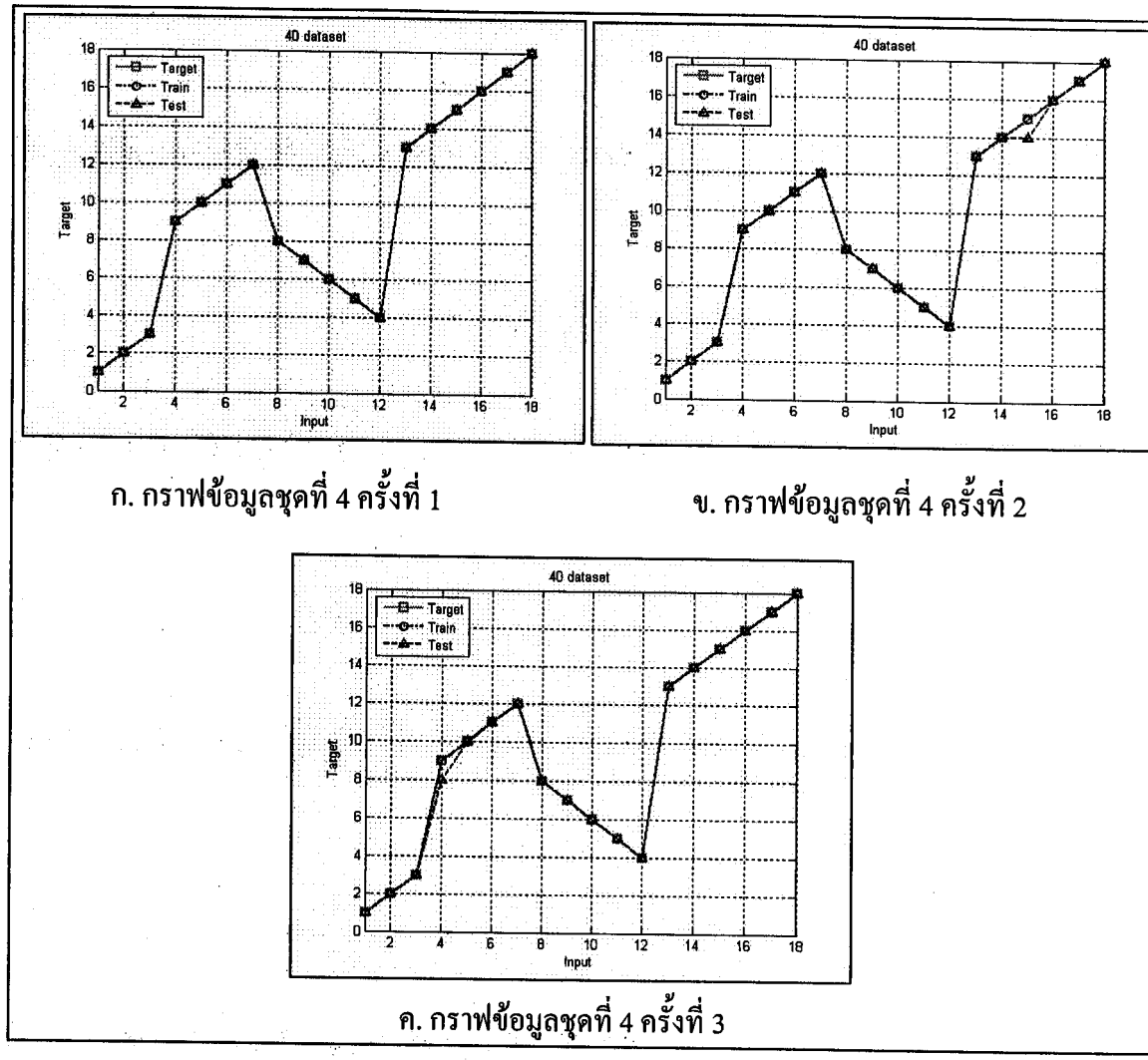
ภาพที่ 4.9 การทดลองข้อมูลชุดที่ 3 ข้อมูลเรียนรู้ 70% ข้อมูลทดสอบ 30%

4.2.4 การทดลองข้อมูลชุดที่ 4

ข้อมูลเสียงในการเรียนรู้สำหรับโครงข่าย จำนวน 576 และข้อมูลเสียงในการทดสอบสำหรับโครงข่าย จำนวน 144 (คิดเป็นร้อยละ 80 : 20)
ผลการทดลองดังนี้

ตารางที่ 4.12 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ ข้อมูลชุดที่ 4

รันครั้งที่	Accuracy (%)	Train Time (second)	Test Time (second)	MSE
1	100.000	22.993	0.020	0.915E-06
2	94.444	27.199	0.010	0.964E-06
3	94.444	338.637	0.010	0.200E-02
ค่าเฉลี่ย	**96.296**	**129.610**	**0.013**	**6.673E-04**



ก. กราฟข้อมูลชุดที่ 4 ครั้งที่ 1

ข. กราฟข้อมูลชุดที่ 4 ครั้งที่ 2

ค. กราฟข้อมูลชุดที่ 4 ครั้งที่ 3

ภาพที่ 4.10 การทดลองข้อมูลชุดที่ 4 ข้อมูลเรียนรู้ 80% ข้อมูลทดสอบ 20%

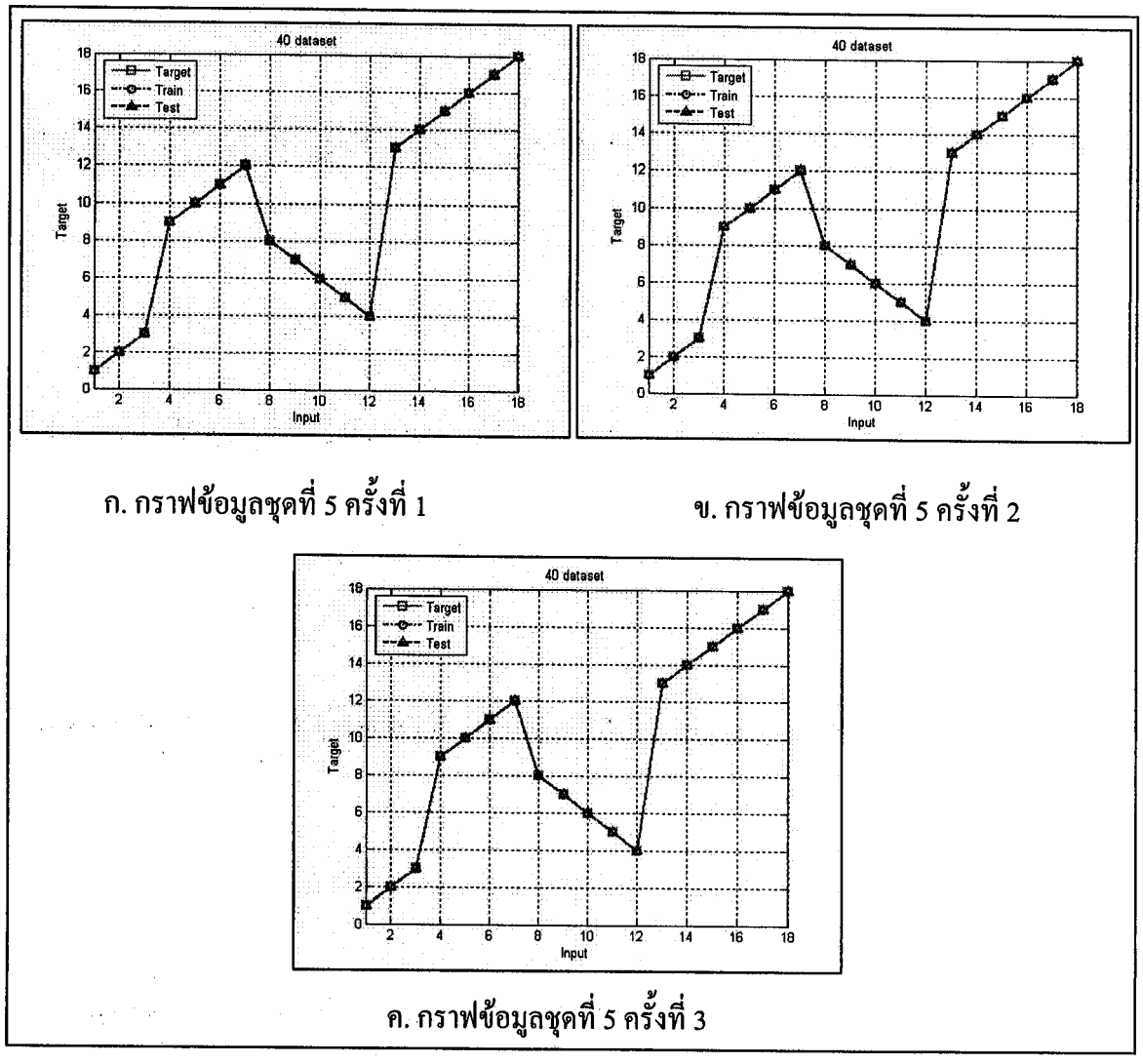
4.2.5 การทดลองข้อมูลชุดที่ 5

ข้อมูลเสียงในการเรียนรู้สำหรับโครงข่าย จำนวน 648 และข้อมูลเสียงในการทดสอบสำหรับโครงข่าย จำนวน 72 (คิดเป็นร้อยละ 90 : 10)

ผลการทดลองดังนี้

ตารางที่ 4.13 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ ข้อมูลชุดที่ 5

รันครั้งที่	Accuracy (%)	Train Time (second)	Test Time (second)	MSE
1	100	25.787	0.010	0.739E-06
2	100	25.837	0.020	0.680E-06
3	100	21.090	0.010	0.898E-06
ค่าเฉลี่ย	**100**	**24.238**	**0.013**	**0.772E-06**



ก. กราฟข้อมูลชุดที่ 5 ครั้งที่ 1

ข. กราฟข้อมูลชุดที่ 5 ครั้งที่ 2

ค. กราฟข้อมูลชุดที่ 5 ครั้งที่ 3

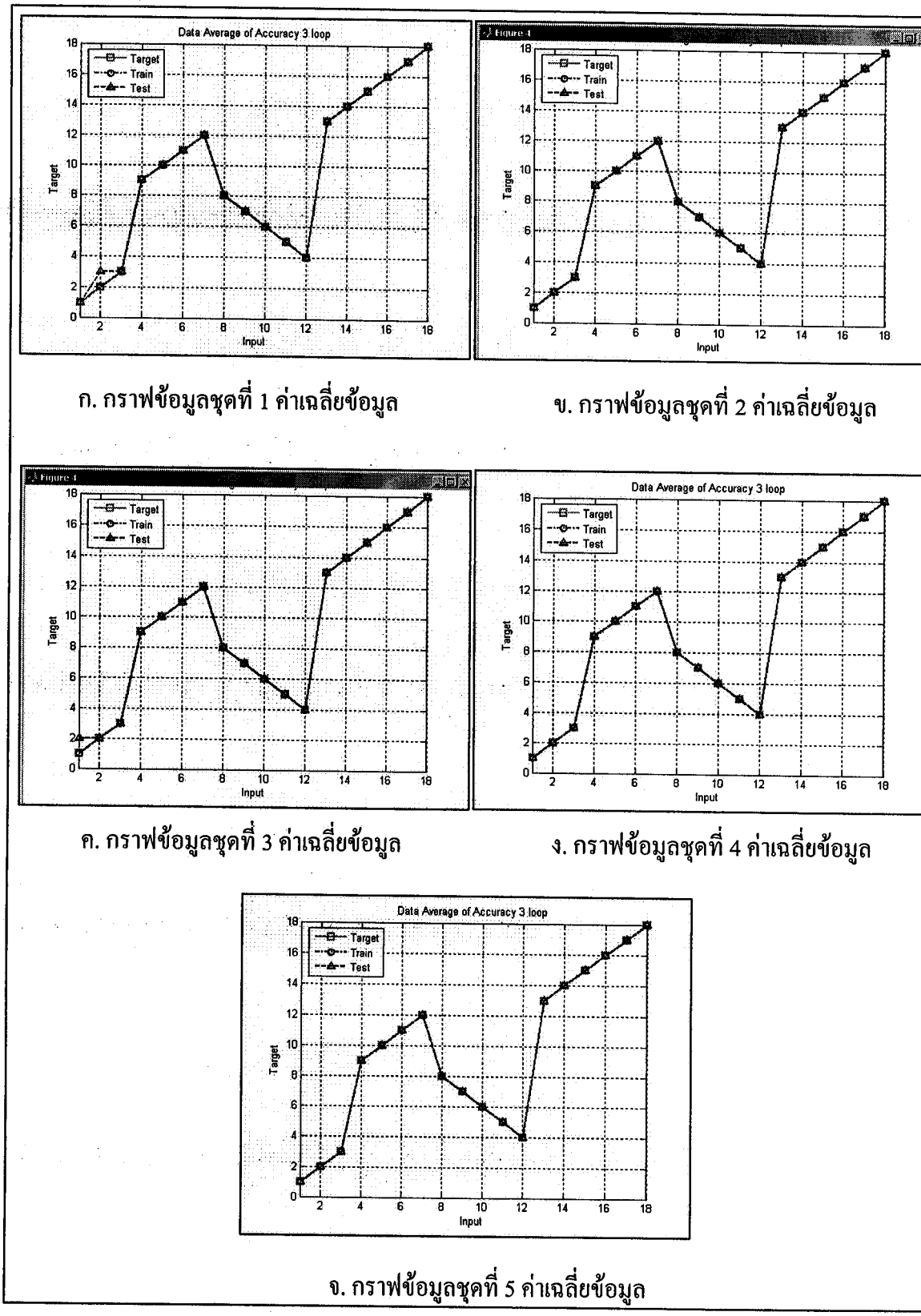
ภาพที่ 4.11 การทดลองข้อมูลชุดที่ 5 ข้อมูลเรียนรู้ 90% ข้อมูลทดสอบ 10%

4.2.6 สรุปผลการทดลอง

การทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบ (Back Propagation Neural Network and Soft Computing: BPNN-SC) ในการจดจำข้อมูลเสียง จากที่ได้ทำการทดลองกับข้อมูลจำนวน 5 ชุด ทำให้ได้ผลการทดลองข้างต้น จึงสรุปเป็นตารางผลการทดลองวิธีที่สองดังนี้

ตารางที่ 4.14 สรุปผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์

ข้อมูลชุดที่	Data Set		Accuracy (%)	Time train (second)	Time Test (second)	MSE
	Data train	Data test				
1	50	50	**83.333**	19.495	0.013	0.921E-06
2	60	40	**87.037**	23.791	0.013	0.735E-06
3	70	30	**90.740**	98.952	0.017	0.878E-06
4	80	20	**96.296**	129.610	0.013	6.673E-04
5	90	10	**100**	24.238	0.013	0.772E-06



ก. กราฟข้อมูลชุดที่ 1 ค่าเฉลี่ยข้อมูล

ข. กราฟข้อมูลชุดที่ 2 ค่าเฉลี่ยข้อมูล

ค. กราฟข้อมูลชุดที่ 3 ค่าเฉลี่ยข้อมูล

ง. กราฟข้อมูลชุดที่ 4 ค่าเฉลี่ยข้อมูล

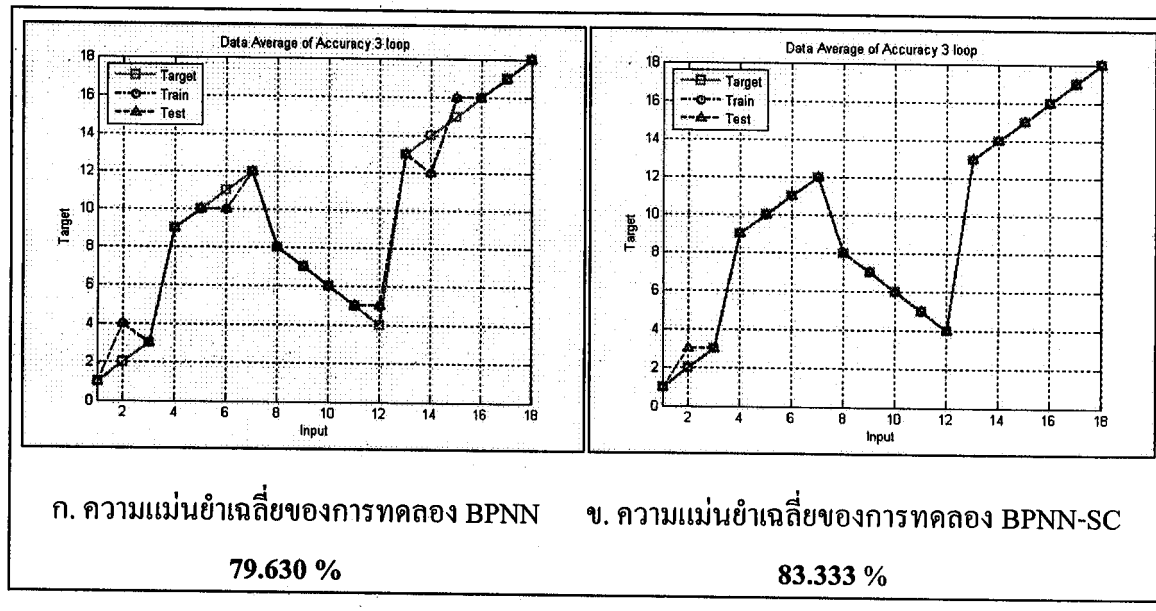
จ. กราฟข้อมูลชุดที่ 5 ค่าเฉลี่ยข้อมูล

ภาพที่ 4.12 สรุปทดลองข้อมูล 5 ชุด โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์

4.3 ผลสรุปเปรียบเทียบการทดลอง

จากที่ได้ทำการทดลองการจดจำข้อมูลเสียงของ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ และการทดลองการจดจำข้อมูลเสียงของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์นั้นได้สรุปผลการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพของทั้งสองวิธีดังตารางที่ 4.15

ข้อมูลในการทดลอง ข้อมูลเสียงในการการเรียนรู้ 50 % ข้อมูลเสียงในการทดสอบ 50 % ได้ความแม่นยำเฉลี่ย ดังภาพที่ 4.13

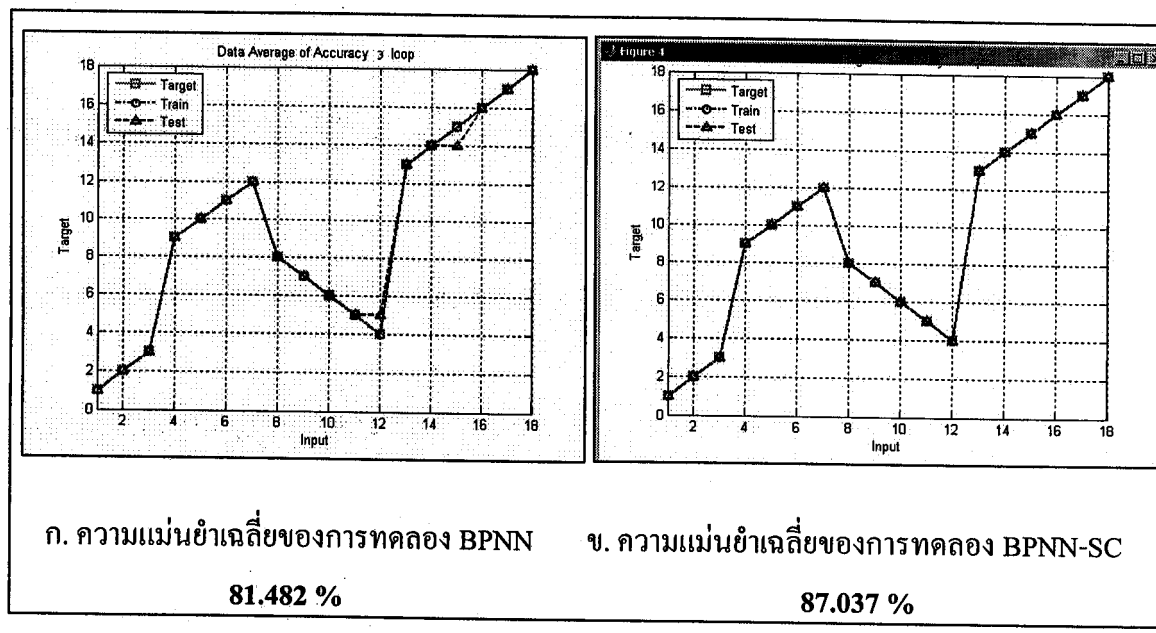


ก. ความแม่นยำเฉลี่ยของการทดลอง BPNN **79.630 %**

ข. ความแม่นยำเฉลี่ยของการทดลอง BPNN-SC **83.333 %**

ภาพที่ 4.13 เปรียบเทียบความแม่นยำเฉลี่ยจากชุดข้อมูล 50 : 50 (Train : Test)

ข้อมูลในการทดลอง ข้อมูลเสียงในการการเรียนรู้ 60 % ข้อมูลเสียงในการทดสอบ 40 % ได้ความแม่นยำเฉลี่ย ดังภาพที่ 4.14

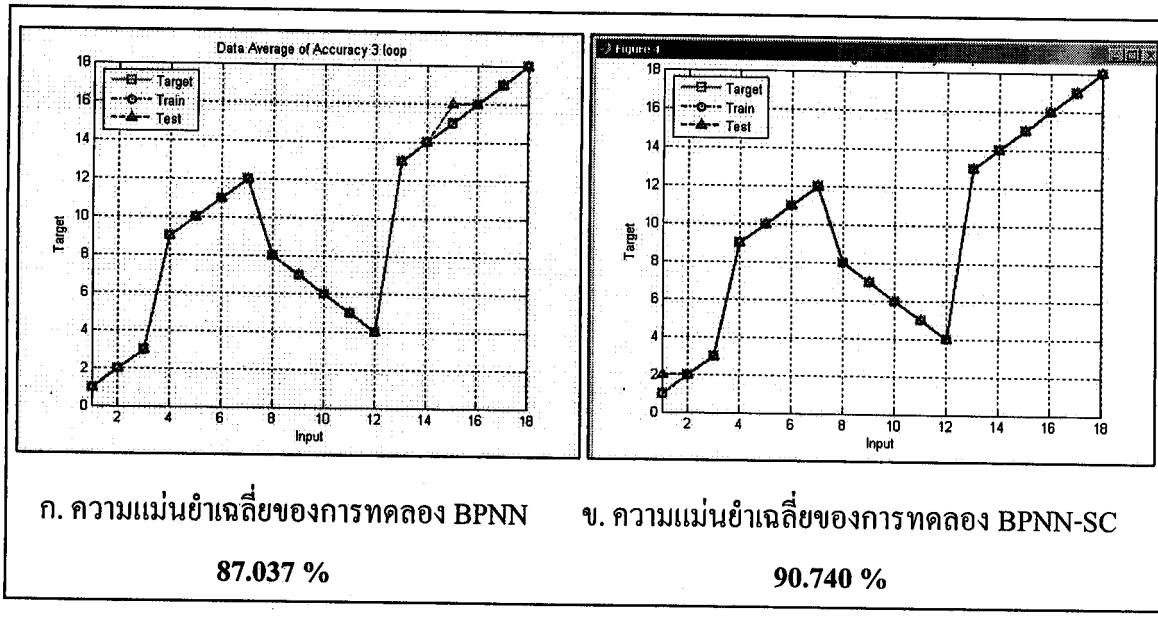


ก. ความแม่นยำเฉลี่ยของการทดลอง BPNN **81.482 %**

ข. ความแม่นยำเฉลี่ยของการทดลอง BPNN-SC **87.037 %**

ภาพที่ 4.14 เปรียบเทียบความแม่นยำเฉลี่ยจากชุดข้อมูล 60 : 40 (Train : Test)

ข้อมูลในการทดลอง ข้อมูลเสียงในการการเรียนรู้ 70 % ข้อมูลเสียงในการทดสอบ 30 % ได้ความแม่นยำเฉลี่ย ดังภาพที่ 4.15

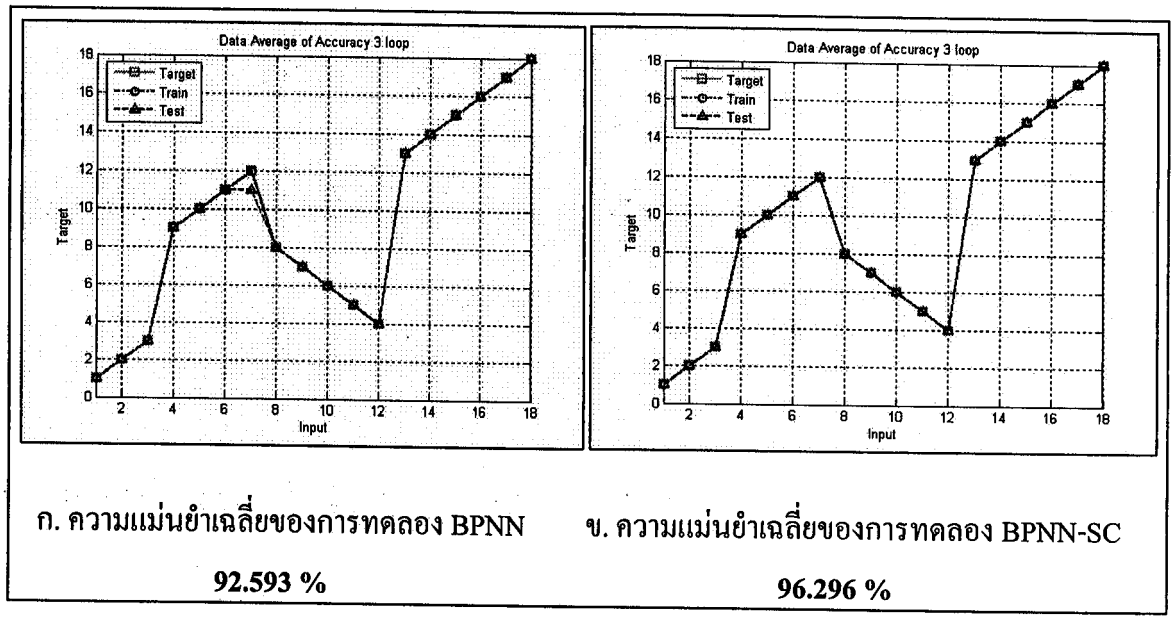


ก. ความแม่นยำเฉลี่ยของการทดลอง BPNN **87.037 %**

ข. ความแม่นยำเฉลี่ยของการทดลอง BPNN-SC **90.740 %**

ภาพที่ 4.15 เปรียบเทียบความแม่นยำเฉลี่ยจากชุดข้อมูล 70 : 30 (Train : Test)

ข้อมูลในการทดลอง ข้อมูลเสียงในการการเรียนรู้ 80 % ข้อมูลเสียงในการทดสอบ 20 % ได้ความแม่นยำเฉลี่ย ดังภาพที่ 4.16

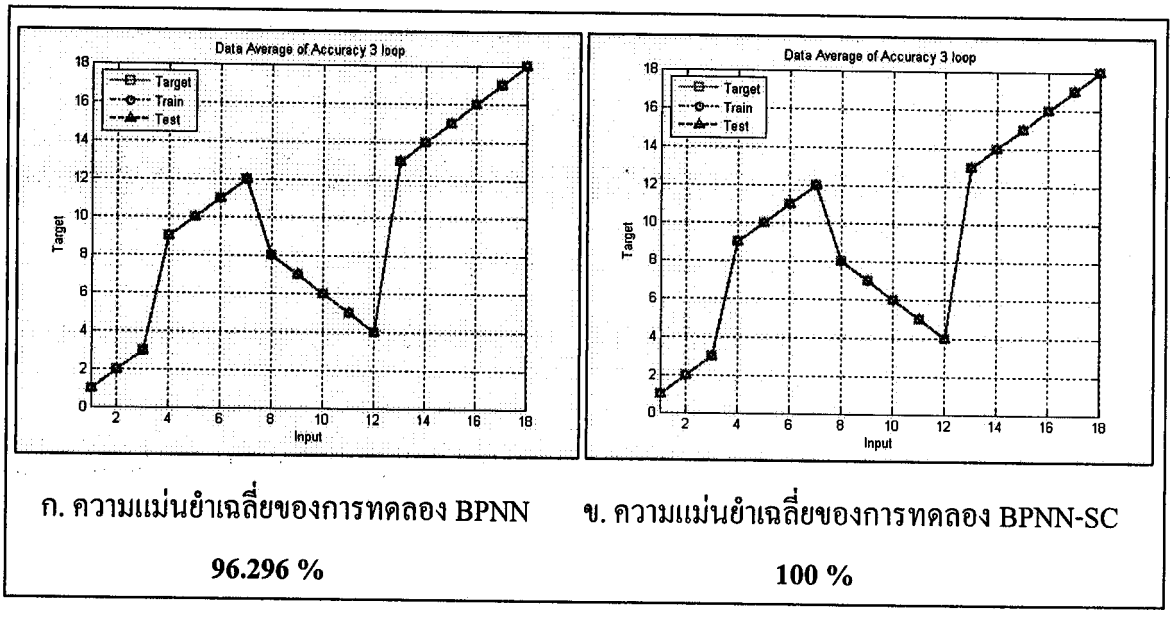


ก. ความแม่นยำเฉลี่ยของการทดลอง BPNN **92.593 %**

ข. ความแม่นยำเฉลี่ยของการทดลอง BPNN-SC **96.296 %**

ภาพที่ 4.16 เปรียบเทียบความแม่นยำเฉลี่ยจากชุดข้อมูล 80 : 20 (Train : Test)

ข้อมูลในการทดลอง ข้อมูลเสียงในการการเรียนรู้ 90 % ข้อมูลเสียงในการทดสอบ 10 % ได้ความแม่นยำเฉลี่ย ดังภาพที่ 4.17



ก. ความแม่นยำเฉลี่ยของการทดลอง BPNN **96.296 %**

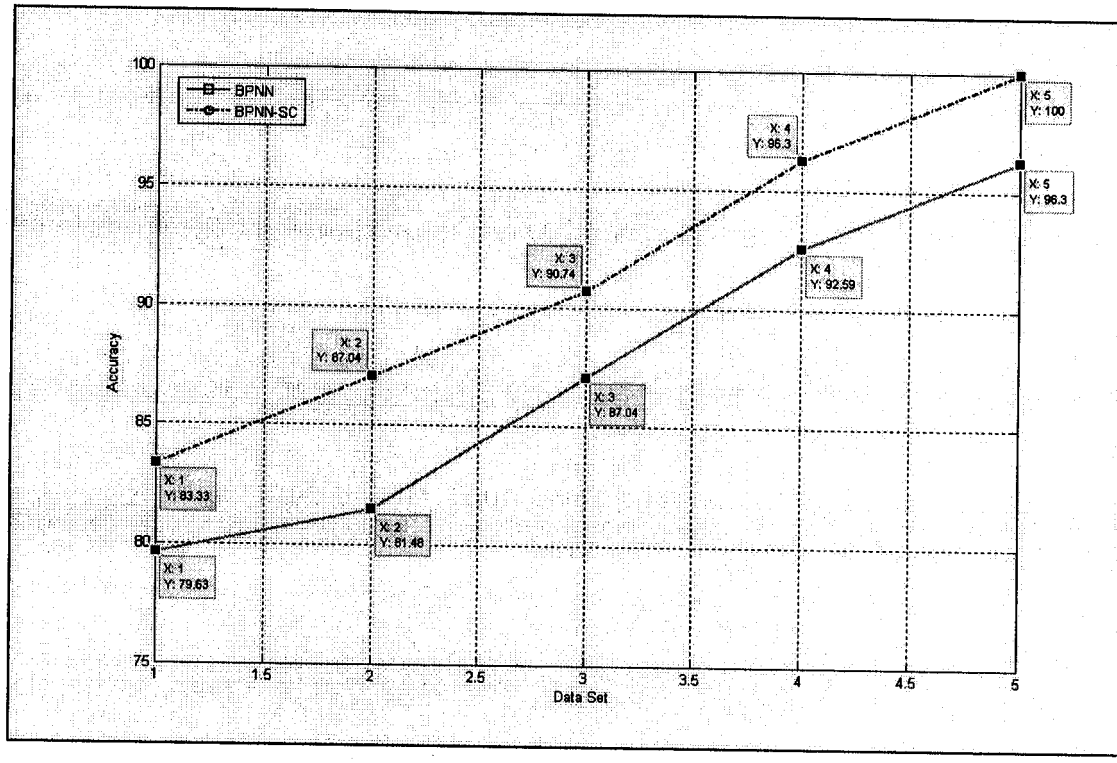
ข. ความแม่นยำเฉลี่ยของการทดลอง BPNN-SC **100 %**

ภาพที่ 4.17 เปรียบเทียบความแม่นยำเฉลี่ยจากชุดข้อมูล 90 : 10 (Train : Test)

ตารางที่ 4.15 สรุปผลการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพของทั้งสองวิธี

ข้อมูลชุดที่	Data Set		Back Propagation Neural Network				Back Propagation Neural Network and Soft Computing			
	Data Train	Data Test	Accuracy (%)	Train Time (second)	Test Time (second)	MSE	Accuracy (%)	Train Time (second)	Test Time (second)	MSE
1	50	50	**79.630**	116.911	0.013	0.074	**83.333**	19.495	0.013	0.921E-06
2	60	40	**81.481**	99.950	0.017	1.920	**87.037**	23.791	0.013	0.735E-06
3	70	30	**87.037**	132.307	0.027	0.037	**90.740**	98.952	0.017	0.878E-06
4	80	20	**92.593**	94.930	0.013	0.878E-06	**96.296**	129.610	0.013	6.673E-04
5	90	10	**96.296**	148.166	148.166	1.031E-06	**100**	24.238	0.013	0.772E-06

เพื่อเป็นการเปรียบเทียบความแม่นยำของทั้งสองวิธีจำนำมาแสดงในรูปกราฟ



ภาพที่ 4.18 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจดจำข้อมูลเสียงทั้ง 5 ชุด การทดลองของทั้งสองวิธี

บทที่ 5
ผลสรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการศึกษา

งานวิจัยนี้ต้องการพัฒนาโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ เพื่อจดจำข้อมูลเสียง โดยนำเทคนิคการคำนวณแบบซอฟต์ เข้ามาช่วยทำให้ความสามารถในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการปรับปรุงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อศึกษาว่าเทคนิคการคำนวณแบบซอฟต์นี้จะช่วยให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากขึ้น การทดลองแบ่งได้ 2 วิธี คือ

วิธีที่ 1 เป็นการทดสอบความแม่นยำในการจดจำข้อมูลเสียงด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (BPNN)

วิธีที่ 2 เป็นการทดสอบความแม่นยำในการจดจำข้อมูลเสียงด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ (BPNN-SC)

โดยข้อมูลที่นำมาใช้ในการทดลองคือ ข้อมูลการออกเสียงพยัญชนะภาษาอังกฤษ 18 ตัว จำนวน 40 คน แต่ละคนจะมีชุดข้อมูลจำนวน 2 ชุดในสภาพที่แตกต่างกัน ซึ่งข้อมูลทั้งหมดอยู่ในรูปเมตริกซ์ ขนาด 720x18 ในการทดลองจะทำการทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองกรณีได้ใช้ข้อมูลเสียงที่ได้ทำการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 5 ชุด แต่ละชุดแบ่งอัตราข้อมูลการเรียนรู้และ ข้อมูลการทดสอบที่แตกต่างกันออกไป ดังนี้ 50:50, 60:40, 70:30, 80:20, 90:10 ทำการทดลองจากข้อมูลทั้ง 5 ชุด แต่ละชุดข้อมูลได้ทำการทดลอง 3 ครั้ง แล้วคำนวณหาค่าเฉลี่ยอัตราความแม่นยำในการจดจำข้อมูลเสียง ซึ่งการทดลองข้อมูลชุดละ 3 ครั้ง อยู่ในช่วงข้อมูลที่ดีที่สุดและมีความน่าเชื่อถือ การทดลองในงานวิจัยนี้ ได้ใช้ข้อมูลและการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ เป็นชุดเดียวกันในการทดลองหาประสิทธิภาพทั้งสองวิธี

จากการทดลองในงานวิจัยนี้ ได้ใช้ข้อมูลและการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ เป็นข้อมูลชุดเดียวกันในการทดลองหาประสิทธิภาพทั้งสองวิธีโดยจะสรุปดังข้อมูลต่อไปนี้

5.1.1 อัตราความแม่นยำในการรู้จำข้อมูลเสียง

โดยทำการทดลองจากชุดข้อมูลทั้ง 5 ชุด แต่ละชุดข้อมูลได้ทำการทดลองข้อมูลละ 3 ครั้ง แล้วคำนวณหาค่าเฉลี่ยอัตราความแม่นยำในการรู้จำข้อมูลเสียง ซึ่งการทดลองข้อมูลละ

3 ครั้ง อยู่ในช่วงข้อมูลที่ดีที่สุด และมีความน่าเชื่อถือ ซึ่งผลการทดลองที่ให้ค่าความแม่นยำอยู่ในช่วง ที่ให้ค่าระหว่าง 90 ถึง 100 เปอร์เซ็นต์

5.1.1.1 ข้อมูลชุดที่ 3 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 70 : 30 ได้ผลการทดสอบความแม่นยำเฉลี่ย วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 90.740% มากกว่าวิธีที่ 1 (BPNN) คือ 87.037%

5.1.1.2 ข้อมูลชุดที่ 4 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 80 : 20 ได้ผลการทดสอบความแม่นยำเฉลี่ย วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 96.296% มากกว่าวิธีที่ 1 (BPNN) คือ 92.593%

5.1.1.3 ข้อมูลชุดที่ 5 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 90 : 10 ได้ผลการทดสอบความแม่นยำเฉลี่ย วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 100% มากกว่าวิธีที่ 1 (BPNN) คือ 96.296%

จากการสรุปผลทดลองใช้ วิธีที่สองหรือโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ มีอัตราความแม่นยำในการจดจำข้อมูลเสียงที่ดีกว่าวิธีที่หนึ่งหรือโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

5.1.2 เวลาในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

การทดลองได้ทำการจับเวลาในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองวิธี เพื่อเปรียบเทียบเวลาของทั้งสองวิธีว่า วิธีใดใช้มีการเวลาในการเรียนรู้ที่เร็วกว่า ซึ่งสามารถบอกถึงประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ชุดข้อมูลทั้ง 5 ชุด แต่ละชุดข้อมูลได้ทำการทดลองข้อมูลละ 3 ครั้ง แล้วคำนวณหาค่าเฉลี่ยเวลาของโครงข่ายประสาทเทียม การทดลองข้อมูลละ 3 ครั้ง อยู่ในช่วงข้อมูลที่ดีที่สุด และมีความน่าเชื่อถือ ได้ผลการทดลองดังนี้

5.1.2.1 ข้อมูลชุดที่ 1 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 50 : 50 ใช้เวลาในการเรียนรู้ เฉลี่ยโดย วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 19.495 วินาที ใช้เวลาในการเรียนรู้น้อยกว่าวิธีที่ 1 (BPNN) คือ 116.911 วินาที

5.1.2.2 ข้อมูลชุดที่ 2 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 60 : 40 ใช้เวลาในการเรียนรู้ เฉลี่ยโดย วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 23.791 วินาที ใช้เวลาในการเรียนรู้น้อยกว่าวิธีที่ 1 (BPNN) คือ 99.950 วินาที

5.1.2.3 ข้อมูลชุดที่ 3 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 70 : 30 ใช้เวลาในการเรียนรู้ เฉลี่ยโดย วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 98.952 วินาที ใช้เวลาในการเรียนรู้น้อยกว่าวิธีที่ 1 (BPNN) คือ 132.307 วินาที

5.1.2.4 ข้อมูลชุดที่ 4 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 80 : 20 ใช้เวลาในการเรียนรู้ เฉลี่ยโดย วิธีที่ 1 (BPNN) คือ 94.930 วินาที ใช้เวลาในการเรียนรู้น้อยกว่าวิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 129.610 วินาที

5.1.2.5 ข้อมูลชุดที่ 5 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 90 : 10 ใช้เวลาในการเรียนรู้ เฉลี่ยโดย วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 24.238 วินาที ใช้เวลาในการเรียนรู้น้อยกว่าวิธีที่ 1 (BPNN) คือ 148.166 วินาที

จากการสรุปผลทดลองวิธีที่สองหรือโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ ใช้เวลาในการเรียนรู้ที่ดีกว่าวิธีที่หนึ่งหรือโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ในข้อมูลชุดที่ 1 2 3 และ 5 แต่ในชุดข้อมูลที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับใช้เวลาในการเรียนรู้ที่เร็วกว่าโครงข่ายแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ แต่เฉลี่ยแล้ววิธีที่สองใช้เวลาในการเรียนรู้ที่เร็วกว่าวิธีที่หนึ่ง

5.1.3 เวลาในการทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียม

การทดลองได้ทำการจับเวลาในการทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองวิธี เพื่อเปรียบเทียบเวลาของทั้งสองวิธีว่า วิธีใดใช้มีการเวลาในการทดสอบที่เร็วกว่า ซึ่งสามารถบอกถึงประสิทธิภาพในการทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ชุดข้อมูลทั้ง 5 ชุด แต่ละชุดข้อมูลได้ทำการทดลองข้อมูลละ 3 ครั้ง แล้วคำนวณหาค่าเฉลี่ยเวลาของโครงข่ายประสาทเทียม การทดลองข้อมูลละ 3 ครั้ง อยู่ในช่วงข้อมูลที่ดีที่สุด และมีความน่าเชื่อถือ ได้ผลการทดลองดังนี้

5.1.3.1 ข้อมูลชุดที่ 1 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 50 : 50 ใช้เวลาในการทดสอบ เฉลี่ยโดยทั้งสองวิธีใช้เวลาในการทดสอบเฉลี่ยเท่ากัน คือ 0.013วินาที

5.1.3.2 ข้อมูลชุดที่ 2 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 60 : 40 ใช้เวลาในการทดสอบ เฉลี่ยโดย วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 0.013 วินาที ใช้เวลาในการเรียนรู้น้อยกว่าวิธีที่ 1 (BPNN) คือ 0.017 วินาที

5.1.3.3 ข้อมูลชุดที่ 3 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 70 : 30 ใช้เวลาในการทดสอบ เฉลี่ยโดย วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 0.017 วินาที ใช้เวลาในการเรียนรู้น้อยกว่าวิธีที่ 1 (BPNN) คือ 0.027 วินาที

5.1.3.4 ข้อมูลชุดที่ 4 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 80 : 20 ใช้เวลาในการทดสอบ เฉลี่ยทั้งสองวิธีใช้เวลาเท่ากัน คือ 0.013 วินาที

5.1.3.5 ข้อมูลชุดที่ 5 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 90 : 10 ใช้เวลาในการทดสอบ เฉลี่ยโดย วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 0.013 วินาที ใช้เวลาในการเรียนรู้น้อยกว่าวิธีที่ 1 (BPNN) คือ 148.166 วินาที

จากการสรุปผลทดลองวิธีที่สองหรือโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ ใช้เวลาในการทดสอบเฉลี่ยที่ดีกว่าวิธีที่หนึ่งหรือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

5.1.4 การวัดค่าความผิดพลาดในการทดสอบข้อมูล

ค่าความผิดพลาด MSE ใช้ในการวัดความผิดพลาดในการทดสอบ ถ้าค่า MSE มาก แสดงว่าผลการรู้จำข้อมูลให้ค่าห่างจากค่าผลลัพธ์มาก ผลการทดลองที่ดีควรมีค่า MSE ต่ำๆ โดยใช้ชุดข้อมูลทั้ง 5 ชุด แต่ละชุดข้อมูลได้ทำการทดลองข้อมูลละ 3 ครั้ง แล้วคำนวณหาค่าเฉลี่ย MSE การทดลองข้อมูลละ 3 ครั้ง อยู่ในช่วงข้อมูลที่ดีที่สุด และมีความน่าเชื่อถือ ได้ผลการทดลองดังนี้

5.1.4.1 ข้อมูลชุดที่ 1 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 50 : 50 ค่า MSE เฉลี่ยโดย วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 0.921E-06 มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยน้อยกว่า วิธีที่ 1 (BPNN) คือ 0.074

5.1.4.2 ข้อมูลชุดที่ 2 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 60 : 40 ค่า MSE เฉลี่ยโดย วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 0.735E-06 มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยน้อยกว่า วิธีที่ 1 (BPNN) คือ 1.920

5.1.4.3 ข้อมูลชุดที่ 3 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 70 : 30 ค่า MSE เฉลี่ยโดย วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 0.878E-06 มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยน้อยกว่า วิธีที่ 1 (BPNN) คือ 0.037

5.1.4.4 ข้อมูลชุดที่ 4 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 80 : 20 ค่า MSE เฉลี่ยโดย วิธีที่ 1 (BPNN) คือ 0.878E-06 มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยน้อยกว่า วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 6.673E-04

5.1.4.4 ข้อมูลชุดที่ 5 อัตราการเรียนรู้และการทดสอบแบ่งเป็นร้อยละ 90 : 10 ค่า MSE เฉลี่ยโดย วิธีที่ 2 (BPNN–SC) คือ 0.772E-06 มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยน้อยกว่า วิธีที่ 1 (BPNN) คือ 1.031E-06

จากการสรุปผลทดลองวิธีที่สองหรือโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ มีค่า MSE ที่น้อยกว่ากว่าวิธีที่หนึ่งหรือโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ในข้อมูลชุดที่ 1 2 3 และ 5 แต่ในชุดข้อมูลที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับมีค่า MSE น้อยกว่าโครงข่ายแบบแพร่กลับและการคำนวณแบบซอฟต์ แต่เฉลี่ยแล้ววิธีที่สองมีค่า MSE น้อยกว่าวิธีที่หนึ่ง

สรุปการนำวิธีการคำนวณแบบซอฟต์เข้ามาใช้ในการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับนั้น ทำให้มีประสิทธิเพิ่มมากขึ้นในการจดจำข้อมูลเสียง ดังข้อมูลข้างต้น ในด้านต่างๆ ในด้านการความแม่นยำที่มากกว่า ในด้านเวลาการเรียนรู้ ในด้านเวลาในการทดสอบใช้เวลาเฉลี่ยที่น้อยกว่า และค่าความผิดพลาด MSE ที่น้อยกว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

5.2 อุปสรรคและข้อเสนอแนะ

5.2.1 อุปสรรค

การพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้งานกับข้อมูลเสียงนั้น สิ่งที่เป็นอุปสรรคคือ ข้อมูลเสียงที่นำมาใช้ในการทดลองนั้น ควรศึกษาที่มาและองค์ประกอบอื่นๆ เพื่อให้ทราบว่า ข้อมูลที่ได้มีที่มาอย่างไร จากงานวิจัยที่ได้ทดลองนั้นไม่ทราบรายละเอียดได้ว่าข้อมูลเสียงนั้น มีต้นกำเนิดในรายละเอียดอย่างไร จึงเป็นอุปสรรคที่จะทำการพัฒนาต่อไป

การทดลองครั้งนี้ ใช้โปรแกรม MATLAB เป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่ทำให้โปรแกรมใช้เวลานานเกินไป เนื่องจากโปรแกรมต้องใช้หน่วยความจำปริมาณมาก ในการเรียกไฟล์สคริปต์ของตัวโปรแกรม ซึ่งต่างจากภาษาอื่นๆที่ถูกแปลงเป็นภาษาเครื่องแล้ว

5.2.2 ข้อเสนอแนะ

5.2.2.1 ในการทำวิจัยครั้งนี้ต้องการประสิทธิภาพของเครื่องคอมพิวเตอร์ และหน่วยความจำเนื่องจาก โปรแกรม MATLAB ต้องใช้หน่วยความจำจำนวนมากในการรันโปรแกรมแต่ละครั้ง

5.2.2.2 ศึกษาองค์ประกอบต่างๆของข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการทดลอง ร่วมถึงที่มาของข้อมูล

5.2.2.3 ศึกษากระบวนการฝึกฝนที่เหมาะสม เพื่อปรับโครงข่ายให้การฝึกฝนได้ดีและเร็วยิ่งขึ้น

5.2.2.4 งานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลเสียงในรูปแบบการออกเสียง เป็นคำพยัญชนะภาษาอังกฤษ ในการจดจำของโครงข่าย เพื่อการพัฒนาต่อไป รูปแบบของข้อมูลเสียงอาจใช้ลักษณะรูปแบบประโยค หรือการใช้ข้อมูลเสียงที่เป็นภาษาไทย

เอกสารอ้างอิง

เอกสารอ้างอิง

[1] วนิดา แก่นอากาศ. เอกสารคำสอน Artificial Neural Network. ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยข่อนแก่น, ม.ป.ป..

[2] L.A. Zadeh. Soft Computing. Lecture 1 : soft computing. http://www2.cs.uh.edu/~ceick/ai/Soft-computing.pdf. March, 2005.

[3] นวภัค เอื้ออนันต์. เอกสารประกอบการสอนวิชา 168 481 Artificial Neural Networks. ภาคการศึกษาต้น ปีการศึกษา 2546. ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น, 2546.

[4] สมรัฐ แถลง. การวิเคราะห์ซอฟต์แวร์โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการเรียนรู้จำตัวอักษรและตัวเลข. วิทยานิพนธ์ ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต : มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, 2540.

[5] Martin T.H, Howard B.D, Mark B. Neural Network Designs. Boston: PWS Publishing Company, 1996.

[6] Laurance Fausett. Fundamental of Neural Networks Architectures, Algorithms and Aplications. Florida: Prentice Hall International., Inc, 1994.

[7] กฤตยา ไชยยศ. การทำนายค่าความเค้นดรากของเหล็กเส้นสำหรับเสริมคอนกรีตโดยใช้โครงข่ายใยประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์ ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต : มหาวิทยาลัยขอนแก่น, 2547.

[8] สุรยุทธ ปรัชญา. การรู้จำอักษรไทยโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ. วิทยานิพนธ์ ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต : มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, 2541.

[9] Dan W. Patterson. Artificial Neural Networks Theory and Applications. New York: Prentice Hall International., Inc, 1995.

[10] พยุง มีสัจ. เอกสารประกอบการสอนวิชา Fuzzy System and Neural Networks. คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, ม.ป.ป..

[11] ปิยะนันท์ พนากานต์. ระบบพยากรณ์ดัชนีหุ้นด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูลแบบซอฟต์. วิทยานิพนธ์ ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต : มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี, 2548.

[12] Pieter Vermeulen, Etienne Barnard, Yonghong Yan, Mark Fanty and Ronald Colet. A COMPARISON OF HMM AND NEURAL NETWORK APPROACHES TO REAL

WORLD TELEPHONE APEECH APPLICATION. Center for Spoken Language Understanding, Oregon Graduate Institute of Science and Technology, n.d.

[13] Szu-Chen Jou, Tanja Schultz, and Alex Waibel. WHISPERY SPEECH RECOGNITIN USING ADAPTED ARTICULATORY FEATURES. Interactive Systems Laboratories, Carnegie Mellon University, n.d.

[14] Gerhard Rigoll. HYBRID SPEECH RECOGNITION SYSTEMS: A REAL ALTERNATIVE TO TRADITIONAL APPROACHES. Dept. of Computer Science, Faculty of Electrical Engineering, Gerhard-Mercator-University Duisburg, Germany, n.d.

[15] Mike Schuster. BI-DIRECTIONAL RECURRENT NEURAL NETWORKS FOR SPEECH RECOGNITION. ATR, Interpreting Telecommunications Research Lab, n.d.

[16] อัจฉรา นามบุรี. การจดจำใบหน้ามนุษย์ด้วยโมเดลซอฟต์ซอม. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต : มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี, 2548.

ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ	นางสาวพิมพ์สุดา ไฉยากุล
ประวัติการศึกษา	ระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพ
	วิทยาลัยเทคนิคอุบลราชธานี สาขาอิเล็กทรอนิกส์
	จังหวัดอุบลราชธานี
	ระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพชั้นสูง
	วิทยาลัยเทคนิคอุบลราชธานี
	สาขาเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์
	จังหวัดอุบลราชธานี
	ระดับปริญญาตรี
	สถาบันเทคโนโลยีราชมงคล (ศูนย์กลาง)
	คณะครุศาสตร์อุตสาหกรรม สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
ประวัติการทำงาน	วิทยาลัยเทคนิคเดชอุดม
	วิทยาลัยเทคนิคอุบลราชธานี
สามารถติดต่อได้ที่	
E-mail	j_pimsuda@yahoo.com