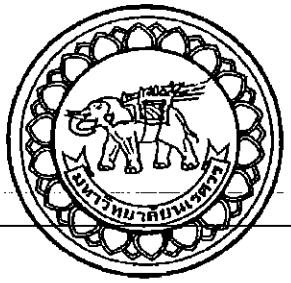


โปรแกรมวิเคราะห์ตัวอักษรไทยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

Thai Characters Analyses Program Using an Artificial Neural Network

นายศุภกิจ จันทรา รหัส 46370441

นายอรรณพัฒน์ วงศ์ผัน รหัส 46370565

ห้องสมุดคณะวิศวกรรมศาสตร์
วันที่รับ 7 เมย. 2553
เลขทะเบียน 14942996
เลขเรียกหนังสือ ฟร
มหาวิทยาลัยนเรศวร ศ677 ม
2550

ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

ปีการศึกษา 2550

ใบรับรองโครงงานวิศวกรรม

หัวข้อโครงงาน โปรแกรมวิเคราะห์ตัวอักษรไทยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

ผู้ดำเนินโครงงาน นายศุภกิจ จันทรา รหัสนิสิต 46370441

นายอรรณุพัฒน์ วงศ์ผัน รหัสนิสิต 46370565

อาจารย์ที่ปรึกษา ดร. พนมขวัญ ริยะมงคล

สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์

ปีการศึกษา 2550

.....

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร อนุมัติให้โครงงานฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะกรรมการการสอบโครงงานวิศวกรรม

..... ประธานกรรมการ

(ดร. พนมขวัญ ริยะมงคล)

..... กรรมการ

(ดร. ไพศาล มุณีสว่าง)

..... กรรมการ

(อาจารย์ภาณุพงศ์ สอนคม)

หัวข้อโครงงาน	โปรแกรมวิเคราะห์ตัวอักษรไทยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
ผู้ดำเนินโครงงาน	นายศุภกิจ จันทรา รหัสนิสิต 46370441
	นายอรรณพัฒน์ วงศ์ผัน รหัสนิสิต 46370565
อาจารย์ที่ปรึกษา	ดร. พนมขวัญ ริยะมงคล
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
ภาควิชา	วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
ปีการศึกษา	2550

บทคัดย่อ

ในปัจจุบันการวิจัยการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยมีการวิจัยเป็นจำนวนน้อย เนื่องจากความซับซ้อน และความหลากหลายของตัวอักษรภาษาไทยทำให้การศึกษาค้นคว้าไม่แพร่หลาย และขาดความต่อเนื่อง ผู้จัดทำจึงมีความคิดที่จะเขียนโปรแกรมวิเคราะห์ตัวอักษรไทยดังกล่าว

เอกสารที่ใช้ในโครงงานนี้ประกอบด้วยตัวอักษรภาษาไทย และตัวเลขอารบิก แบบ Angsana New ขนาด 20, 24, 28, 32, 36, 42 และ 72 ถูกสแกนด้วยเครื่องสแกนเนอร์ความละเอียด 300 dpi และ 600 dpi แล้วนำรูปภาพที่ได้มาทำการตัด ภาพต่อ 1 อักษรแยกออกเป็นชุดละ 81ตัว แล้วทำการหาลักษณะเด่นของภาพ ใช้ 3 วิธี คือ การแซมปลิ้ง การหาเส้นในแนวตั้ง และการหาตำแหน่งของหัว นอกจากนี้จะกำหนดผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม แล้วนำข้อมูลทั้ง 2 ชุดมาทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบชนิดแพร่ย้อนกลับ ในส่วนของการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้ตัวอักษรแบบ Angsana New ขนาด 20, 24, 28, 36, 48 ความละเอียด 600 dpi และตัวอักษรที่ไม่สมบูรณ์โดยมีขนาดและความละเอียดเท่ากัน โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการประมวลผลออกมาเป็นเอาต์พุตของตัวหนังสือ จากนั้นก็นำข้อมูลมาเปรียบเทียบในโปรแกรมว่าข้อมูลนั้นตรงกับตัวอักษรตัวใด

จากการทดลองจะมีการวัดประสิทธิภาพของชุดโครงข่ายประสาทเทียมได้ โดยนับจากการรู้จำของชุดโครงข่ายนี้ โดยดูจากความถูกต้องซึ่งจากการทดลองเมื่อวัดความถูกต้องจากชุดตัวอักษรแบ่งออกเป็น 5 ชุด ชุดละ 81 ตัว ที่ออกมาทั้งหมดมีการรู้จำถูกต้อง 371 ตัว เกิดความผิดพลาด 34 ตัวมีความถูกต้องรวม 91.60 % และวัดความถูกต้องจากชุดอักษรที่ไม่สมบูรณ์ แบ่งออกเป็น 5 ชุด ชุดละ 5 ตัว ที่ออกมาทั้งหมดมีการรู้จำถูกต้อง 22 ตัว เกิดความผิดพลาด 3 ตัว มีความถูกต้องรวม 88.00 %

Project Title	Thai Characters Analyses Program Using an Artificial Neural Network		
Name	Mr. Supakit	Jantra	ID. 46370441
	Mr. Anupat	wongpun	ID. 46370565
Project Advisor	Panomkhawn	Riyamongkol, Ph.D.	
Major	Computer Engineering		
Department	Electrical and Computer Engineering		
Academic Year	2007		

Abstract

There are several OCR (Optical Character Recognition) programs in commercial use for several languages especially English. However, there are few researches on the Thai OCR program due to Thai complex character scheme and many typefaces. The project aims to use an artificial neural network to produce the Thai OCR program.

The project began by selecting a document comprising Thai characters and Arabic numbers. Angsana New typeface at 20, 24, 28, 32, 42 and 72 point sizes scanned at 300 and 600 dpi resolutions. Then, the picture was brought to be cut in several small pictures. Each small picture consists of 1 character. There were 81 characters in a series. Then, each picture was subjected to examination to find the prominent characteristics which used 3 methods; sampling, horizontal line finding and character head finding. The program assigned neural networking learning at 7 bits. The two data set were then fed to the Back Propagation of Artificial Neural Network. On the testing side, the experiment Thai OCR program was designed to recognize Angsana New typefaces at 20, 24, 28, 36 and 48 point sizes at 600 dpi, and the incomplete Thai characters in the same types and dpi.

The experiment Thai OCR program using artificial neural network was tested using 5 characters set comprising 81 per set. The program could recognize 371 characters accurately while 34 characters were wrongly identified. The accuracy rate was 91.60% and the measurement of correcting from the special Thai characters, mistake about 3 characters, and correct 88.00 %

กิตติกรรมประกาศ

โครงงานฉบับนี้จะสามารถเสร็จสิ้นได้อย่างสมบูรณ์ ต้องประสบกับปัญหาและอุปสรรคมากมายที่ต้องแก้ไข ซึ่งเป็นการพิสูจน์ตัวของเราเองว่าจะสามารถผ่านพ้นอุปสรรคนั้นไปได้หรือไม่ แต่ในที่สุดก็สามารถผ่านพ้นปัญหาและอุปสรรคเหล่านั้นมาได้ คณะผู้จัดทำก็มีความภาคภูมิใจกับโครงงานนี้มาก ที่สามารถใช้งานได้ตามเป้าหมายที่ได้วางเอาไว้

คณะผู้จัดทำ ขอขอบพระคุณท่านคณะอาจารย์ทุก ๆ ท่าน ในภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ และผู้มีส่วนร่วม เป็นอย่างสูงที่ให้คำปรึกษาและแนวทางในการดำเนินงาน ตลอดจนข้อแนะนำในการแก้ไขข้อปัญหาที่เกิดขึ้น ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการทำโครงงานฉบับนี้และท่านอาจารย์ยังคอยช่วยเหลือในการจัดทำเอกสารต่าง ๆ ซึ่งเราก็ได้รับความรู้ต่าง ๆ จากการจัดทำโครงงานนี้ ที่ไม่เคยได้เรียนในชั้นเรียนอันเป็นประสบการณ์ที่มีคุณค่ายิ่ง ตลอดจนความช่วยเหลือจากอาจารย์ที่ปรึกษาทุก ๆ ท่าน ในในภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ซึ่งเป็นผู้ประสิทธิประสาทวิชาความรู้เพื่อเป็นแนวทางในการทำโครงการนี้สำเร็จไปได้ด้วยดี รวมทั้ง มหาวิทยาลัยนเรศวรที่ให้โอกาสในการศึกษา และเพื่อน ๆ พี่ ๆ ที่ช่วยให้คำแนะนำและเป็นที่ปรึกษา

สุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา ที่ให้โอกาสในการศึกษาและให้ความช่วยเหลือในด้านต่างๆ จนกระทั่งคณะผู้จัดทำมีโอกาสทำโครงงานฉบับนี้สำเร็จได้

นายศุภกิจ จันทรา
นายอรรณพัฒน์ วงศ์ผัน

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....ก

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....ข

กิตติกรรมประกาศ.....ค

สารบัญ.....ง

สารบัญตาราง.....ฉ

สารบัญภาพ.....ช

บทที่ 1 บทนำ.....1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของโครงงาน.....1

1.2 วัตถุประสงค์ของโครงงานปริญญานิพนธ์.....1

1.3 ขอบเขตของโครงงานปริญญานิพนธ์.....2

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากโครงงาน.....2

บทที่ 2 ทฤษฎีที่สำคัญและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....3

2.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks).....3

2.2 การทำงานเกี่ยวกับภาพ.....20

บทที่ 3 วิธีการดำเนินงาน.....26

3.1 ขั้นตอนการเรียนรู้จำตัวอักษร.....26

3.2 การรู้จำภาพตัวอักษร.....35

3.3 ตัวอย่างตัวอักษรที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบให้กับโครงข่ายประสาทเทียม.....40

3.4 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม (Training of Neural Network).....41

3.5 การทดสอบการรู้จำของโครงข่ายประสาทเทียม.....43

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

บทที่ 4 ผลการดำเนินการ.....45

4.1 ผลการทดลอง.....45

4.2 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 1.....55

4.3 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 2.....55

4.4 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 3.....55

4.5 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 4.....55

4.6 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 5.....56

4.7 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ไม่สมบูรณ์.....57

บทที่ 5 สรุปผลการดำเนินงาน.....58

5.1 สรุปผลของโครงงานปริญญานิพนธ์.....57

5.2 สรุปปัญหาของโครงงานปริญญานิพนธ์.....59

5.3 ข้อเสนอแนะ.....59

เอกสารอ้างอิง.....60

ประวัติผู้เขียนโครงงาน.....61

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

4.1 แสดงผลการทดสอบการรู้จำชุดข้อมูลที่ 1-5.....46

4.7 แสดงผลการทดสอบการรู้จำชุดข้อมูลไม่สมบูรณ์.....56

สารบัญภาพ

ภาพที่ หน้า

2.1 โครงข่ายประสาทของสิ่งมีชีวิต....4
2.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมขั้นพื้นฐานของระบบคอมพิวเตอร์....5
2.3 เทรชโฮลด์ฟังก์ชั่น (Threshold Function)....5
2.4 ฟังก์ชั่นเชิงเส้นแบบอิ่มตัว (Saturating Linear Function)....6
2.5 ซิกมอยด์ลอจิสติกฟังก์ชั่น (Sigmoid Logistic Function)....6
2.6 ไฮเปอร์โบลิก แทนเจนท์ฟังก์ชั่น (Hyperbolic Tangent Function)....7
2.7 ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว....8
2.8 ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น....10
2.9 การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชนิดแพร่ย้อนกลับ....12
2.10 แบบจำลองนิวรอน 1 หน่วย....13
2.11 แบบจำลองนิวรอน 1 หน่วยที่สร้างขึ้นรวมกับ Activation Function....14
2.12 Flow Chart การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม....19
2.13 ภาพแบบ Bitmap....20
2.14 ภาพแบบ Bitmap (ต่อ)....21
2.15 ภาพเวกเตอร์ (Vector)....22
2.16 แสดงภาพโปรเจ็คชัน 3 แบบ....21
2.17 แสดงการถ่ายภาพจากตัวกล้องที่รับเข้ามา....23
2.18 แสดงการสุ่มเพื่อเลือกตำแหน่งของภาพ....24
2.19 แสดงภาพที่มีขนาดพิกเซลต่างกัน....24
2.20 แสดงภาพที่ไม่ผ่านการเติมสีและภาพที่ผ่านการเติมสี....25
3.1 แสดงชุดที่ใช้ในการฝึกสอนจำนวน 1 ชุด....27
3.2 แสดงการแซมปลิ้ง....29
3.3 แสดงผลที่ได้จากการแซมปลิ้งใน Array....30
3.4 แสดงการแบ่งภาพเพื่อหาเส้นตำแหน่งตรงในแนวตั้ง....31
3.5 แสดงการทำงานของการหาตำแหน่งเส้นตรงในแนวตั้ง....31
3.6 แสดงการทำงานของการหาตำแหน่งหัว....32
3.7 แสดงภาพ ค ที่รับเข้ามา....33
3.8 แสดงภาพ ค ที่ผ่านการเทสีแดงรอบรูป....33

สารบัญภาพ(ต่อ)

ภาพที่ หน้า

3.9 แสดงการแบ่งตำแหน่งของหัว....34
3.10 แสดงการหาตำแหน่งของหัว....34
3.11 การหาตำแหน่งของตัวอักษร....35
3.12 แสดงรูปภาพตัวอักษร ก (ก) สมบูรณ์ และ (ข) ไม่สมบูรณ์....36
3.13 แสดงรูปภาพตัวอักษร ข (ก) สมบูรณ์ และ (ข) ไม่สมบูรณ์....36
3.14 แสดงภาพโปรแกรมที่ใช้ในการสร้างข้อมูลอินพุตที่ใช้ฝึกสอน
ให้กับโครงข่ายประสาทเทียม....37
3.15 แสดงลักษณะของชุดข้อมูลที่จะใช้ในการฝึกสอนของโครงข่าย
ประสาทเทียม....39
3.16 แสดงข้อมูลตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอนระหว่างอินพุตและเอาท์พุตให้กับ
โครงข่ายประสาทเทียม....40
3.17 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ที่ได้จากการฝึกสอน....43
3.18 แสดงตัวอย่างการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม....44
4.1 แสดงลักษณะของโปรแกรม....45

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของโครงงาน

การรู้จำตัวอักษรได้มีการวิจัย ที่ได้ผลก้าวหน้ามากจนถึงขั้นนำมาประยุกต์ใช้ในเชิงพาณิชย์ ได้ส่วนใหญ่จะเป็นการรู้จำตัวอักษรภาษาอังกฤษ สำหรับภาษาไทยนั้นมีการวิจัยอยู่บ้างพอสมควร แต่เนื่องจากความซับซ้อนและความหลากหลายของตัวอักษรภาษาไทยทำให้การศึกษาค้นคว้าไม่แพร่หลายและขาดความต่อเนื่อง จึงมีความคิดที่จะทำโปรแกรมนี้ขึ้นมา เพื่อเป็นการศึกษาค้นคว้าเกี่ยวกับการใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) ในการวิเคราะห์และรู้จำตัวอักษร

การเรียนรู้วิเคราะห์และรู้จำตัวอักษรภาษาไทยโดยใช้ Neural Network นั้น เป็นการพัฒนาในด้านระบบคอมพิวเตอร์ ซึ่งสามารถหาลักษณะของตัวอักษรภาษาไทย สามารถนำไปประยุกต์ใช้เกี่ยวกับงานต่างๆ ได้ อาทิ การตรวจสอบเอกสารที่ป้อนเข้าสู่ระบบ

การพัฒนาระบบประกอบด้วยขั้นตอนการรวบรวมข้อมูลและวิเคราะห์สถิติเบื้องต้น กำหนดสถาปัตยกรรมโครงข่ายและรูปแบบการเรียนรู้ สอนและทดสอบความน่าเชื่อถือ และประยุกต์ใช้งาน ระบบถูกสอนให้รู้จำโดยใช้ Sigmoid Transformation function โดยโปรแกรมใช้ C++ Builder และโปรแกรม Matlab version 7 ในการพัฒนาและทดสอบ

1.2 วัตถุประสงค์ของโครงงาน

1.2.1 เพื่อให้ได้โปรแกรมสำหรับเรียนรู้จำตัวอักษรภาษาไทย

1.2.2 เพื่อศึกษาการทำงานของระบบโครงข่ายประสาทเทียม

1.2.3 เพื่อศึกษาการทำงานเกี่ยวกับลักษณะของรูปภาพ

1.2.4 เพื่อเป็นการศึกษาและเพิ่มทักษะเกี่ยวกับโปรแกรม C++ Builder

1.2.5 เพื่อเป็นการศึกษาและเพิ่มทักษะเกี่ยวกับโปรแกรม Matlab version 7

1.2.6 เพื่อเป็นการศึกษาและเพิ่มทักษะเกี่ยวกับโปรแกรม ACDSee version 6

1.3 ขอบเขตของโครงงาน

1.3.1 เขียนโปรแกรมเพื่อให้รู้จำตัวอักษรภาษาไทย สระ วรรณยุกต์ และตัวเลขอารบิก โดยใช้ Artificial Neural network

1.3.2 อุปกรณ์อ่านเอกสาร เครื่องสแกนเนอร์ที่มีความละเอียดตั้งแต่ 200 dpi

1.3.3 รูปที่ใช้ในการวิเคราะห์มีขนาด 150*200 Pixel ที่ได้รับการตัดแยกตัวอักษรออกจากภาพโดยโปรแกรมที่ใช้ ACDSee ในการตัดรูป และขยายให้เต็มขนาดโดยรูปภาพต้นฉบับที่ได้ทำการสแกนด้วยความละเอียดที่ 300 dpi เป็นรูปสีขาวดำ

1.3.4 รูปแบบตัวอักษรที่ใช้คือ Angsana New ตัวพยัญชนะไม่เอียง

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากโครงงาน

1.4.1 ได้โปรแกรมที่สามารถรู้จำตัวอักษรภาษาไทยได้

1.4.2 สามารถนำโปรแกรม C++ Builder ไปประยุกต์ใช้งานอื่นได้

1.4.3 สามารถนำโปรแกรม Matlab ไปประยุกต์ใช้งานอื่นได้

1.4.4 สามารถนำโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้กับงานประเภทอื่นได้

1.4.5 สามารถนำความรู้ความเกี่ยวกับการวิเคราะห์รูปภาพของคอมพิวเตอร์ไปประยุกต์ใช้งานอื่นได้

บทที่ 2
ทฤษฎีที่สำคัญและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การรู้จำตัวอักษรภาษาไทยโดยใช้เทคนิคด้านการวิเคราะห์ตัวประกอบสำคัญ (principal Component Analysis) และ Neural Network สามารถแบ่งหน้าที่การทำงานแบ่งออกเป็น 2 กระบวนการได้แก่

2.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

2.2 การทำงานเกี่ยวกับภาพ

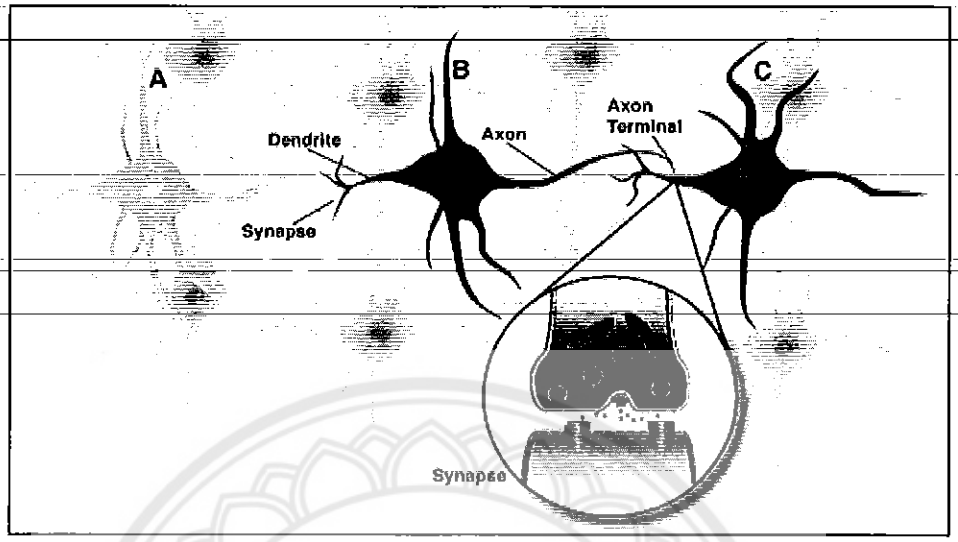
2.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) คือระบบปัญญาประดิษฐ์ชนิดหนึ่ง ถูกสร้างขึ้นเพื่อลอกเรียนแบบการทำงานของระบบโครงข่ายชีวภาพ (Biological Neural Networks) ของสิ่งมีชีวิตต่างๆ โครงข่ายประสาทของสิ่งมีชีวิตซึ่งประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neurons) เล็กๆ จำนวนมาก เชื่อมต่อกันด้วยเส้นประสาทหรือแอคซอน (Axon) เซลล์ประสาทประกอบไปด้วย เดนไดรท์ (Dendrite)มีลักษณะคล้ายรากต้นไม้ ทำหน้าที่รับสัญญาณไฟฟ้าเข้าสู่เซลล์ เซลล์จะรวบรวมและกระตุ้นสัญญาณไฟฟ้าที่เข้ามา และกระจายสัญญาณไฟฟ้าสู่เซลล์ประสาทตัวอื่นๆ จุดต่อระหว่างแอคซอนของเซลล์หนึ่งของเดลดริทของอีกเซลล์หนึ่งเรียกว่า ไซแนป (Synape) ที่เป็นตัวจัดรูปแบบของเซลล์ประสาท สัญญาณไฟฟ้าของ ไซแนป จะถูกกำหนดโดยปฏิกิริยาทางเคมีที่เกิดขึ้น ดังโครงข่ายประสาทแสดงดังรูป 2.1 แสดงการเชื่อมต่อของเซลเล็ก ๆ จำนวนเซล 3 เซล ซึ่ง Output ของ A เป็น Input ของ B และ Output ของ B ก็เป็น Input ของ C ในโครงข่ายประสาทจริงนั้นการเชื่อมต่อของเซลประสาทมีเยอะมากจึงทำให้ สิ่งมีชีวิตเช่น คน สามารถจดจำสิ่งต่างๆ ได้มากมาย

2.1.1 ลักษณะทั่วไปของโครงข่ายประสาทเทียมดังภาพที่ 2.1

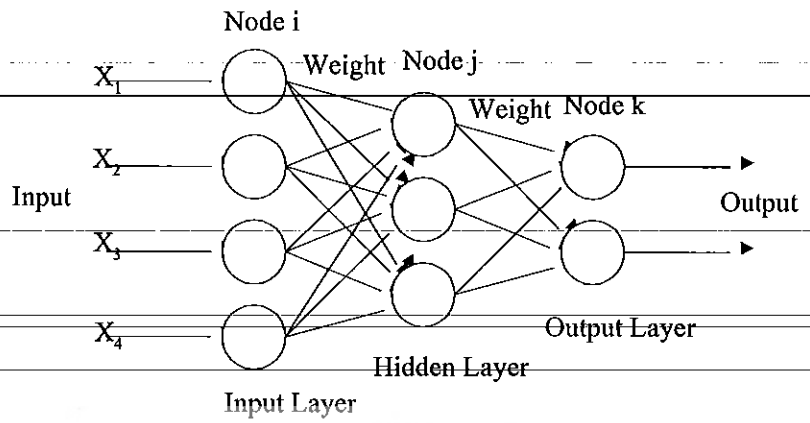
โครงข่ายประสาทเทียมขั้นพื้นฐานนั้นเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบด้วย ชั้นข้อมูล ชั้นแสดงผล และชั้นแฝงซึ่งอยู่ระหว่างชั้นรับข้อมูลและชั้นแสดงผล จำนวนหน่วยแฝงได้จาก

การลองผิดลองถูก (Trial & error) ทำให้โครงข่ายมีประสิทธิภาพในการรู้จำสูงขึ้น แต่หากมีมากเกินไป ก็จะต้องใช้ตัวอย่างและเสียเวลาในการเรียนรู้มากขึ้น



ภาพที่ 2.1 โครงข่ายประสาทของสิ่งมีชีวิต

โครงข่ายประสาทเทียมขั้นพื้นฐานในระบบคอมพิวเตอร์ ประกอบไปด้วย หน่วยรับข้อมูลหรือโนด (Node) ซึ่งทำหน้าที่รับข้อมูลที่ถูกป้อนเข้ามา เช่นข้อมูลคนกับหมา หมามีจมูกยาว คนมีจมูกสั้น หมาหูยาว คนหูสั้น คนยืนได้ หมายืนไม่ได้ ถ้าหน่วยรับข้อมูลจะรับข้อมูลมาว่า จมูกยาว หูยาว ยืนไม่ได้ เป็นข้อมูลที่ป้อนเข้า และกระจายข้อมูลเข้าสู่โนดต่าง ๆ โดยเชื่อมต่อกันด้วยเส้นน้ำหนัก (Weight) เส้นนี้เอาไว้สำหรับปรับชุดโครงข่าย เพื่อใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายได้เชื่อมจนถึงชั้นผลลัพธ์ และในชั้นผลลัพธ์จะมีคำตอบออกมา ถ้ามีอินพุต จมูกยาว หูยาว ยืนไม่ได้ ผลลัพธ์ จะได้ว่า หมาเป็นคำตอบ จากภาพ 2.2 แสดง ถึงการเชื่อมต่อของโนดในชั้นรับข้อมูล(Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) ในโครงข่ายประสาทเทียมขั้นพื้นฐาน ของระบบคอมพิวเตอร์



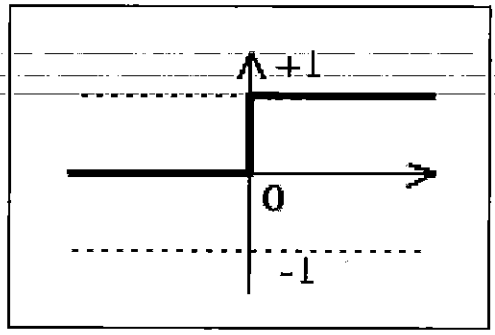
ภาพที่ 2.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมขั้นพื้นฐานของระบบคอมพิวเตอร์

2.1.2 ฟังก์ชั่นกระตุ้นความสนใจ (Activation Function)

ฟังก์ชั่นกระตุ้นการสนใจหรือ Activation Function เพื่อจำกัดช่วงของข้อมูลที่ป้อนออกให้อยู่ในช่วงที่ต้องการ

ในการพิจารณานิวรอนหนึ่ง ๆ จะมีข้อมูลป้อนเข้า (Input) คูณกับค่าน้ำหนักแล้วจึงรวมกันเป็นผลรวมค่าน้ำหนัก ผลรวมที่ได้จะถูกหักออกจากค่าเทรชโฮลด์ (Threshold) แล้วจึงผ่านฟังก์ชั่นการกระตุ้นจึงจะได้ผลลัพธ์ (Output) ออกมาผลลัพธ์ที่ได้จะถูกต้องและเหมาะสมกับงานที่ต้องการหรือไม่ขึ้นอยู่กับฟังก์ชั่นการกระตุ้น

ชนิดของฟังก์ชั่นการกระตุ้น (Type of Activation Function) ที่แทนด้วย F(x) เป็นตัวกำหนดค่าของข้อมูลส่งออก แบ่งออกได้เป็น 3 ชนิด คือ เทรชโฮลด์ฟังก์ชั่น (Threshold Function) หรือ (Hard Limit Function) หรือ (Step Function) แสดงดังภาพที่ 2.3

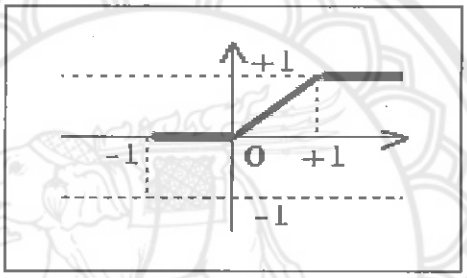


ภาพที่ 2.3 เทรชโฮลด์ฟังก์ชั่น (Threshold Function)

มีความสัมพันธ์ดังสมการ

$$F(x) = \begin{cases} 1 & ;1 \geq x \\ 0 & ;x < 0 \end{cases}$$

2.1.2.2 ฟังก์ชั่นเชิงเส้นแบบอิ่มตัว (Saturating Linear Function) หรือ ฟังก์ชั่นเชิงเส้นแบบเป็นชั้น (Piecewise Linear Function) ตัวอย่างของฟังก์ชั่นนี้ ดังแสดงในภาพที่ 2.4



ภาพที่ 2.4 ฟังก์ชั่นเชิงเส้นแบบอิ่มตัว (Saturating Linear Function)

โดยมีความสัมพันธ์ดังสมการ

$$F(x) = \begin{cases} 1 & ; x \geq b \\ ax & ; -b < x < b \\ 0 & ; x \leq b \end{cases}$$

โดย a คือ ค่าความชัน (Slope) ในช่วงความเป็นเชิงเส้น

B คือ ช่วงที่เป็นเชิงเส้นของฟังก์ชั่นเชิงอิ่มตัว

($b=\alpha$) จะได้ฟังก์ชั่นเชิงเส้น นั่นคือ F(x) = ax และฟังก์ชั่นเชิงเส้นอิ่มตัวจะเปลี่ยนรูปไปเป็นฟังก์ชั่นเทรชโฮลด์ เมื่อค่าความชั่นเท่ากับอนันต์ ($a=\alpha$)

2.1.2.3 ซิกมอยด์ฟังก์ชัน (Sigmoid Function) เป็นฟังก์ชั่นที่นิยมใช้เป็นฟังก์ชั่นการกระตุ้นของนิวรอนเน็ตเวิร์ก เนื่องจากเป็นฟังก์ชั่นที่เพิ่มขึ้นอย่างสม่ำเสมอ (Smoothness) จัดเป็น

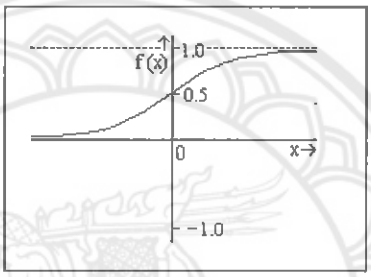
ฟังก์ชั่นการทำงานที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) ตัวอย่าง คือ ลอจิสติกฟังก์ชั่น (Logistic Function) และไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ฟังก์ชั่น (Hyperbolic Tangent Function)

ก. ลอจิสติกฟังก์ชั่น (Logistic Function)

โดยมีความสัมพันธ์จากสมการ

$$F(x)=\frac{1}{1+e^{-x}}$$

แสดงให้เห็นดังภาพที่ 2.5



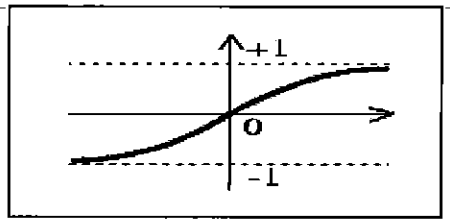
ภาพที่ 2.5 ซิกมอยด์ลอจิสติกฟังก์ชั่น (Sigmoid Logistic Function)

ข. ไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ฟังก์ชั่น(Hyperbolic Tangent -Function)

โดยมีความสัมพันธ์จากสมการ

$$F(x)=\tanh x/2=\frac{1-e^{(-x)}}{1+e^{(-x)}}$$

แสดงให้เห็นดังภาพที่ 2.6



ภาพที่ 2.6 ไฮเปอร์โบลิก แทนเจนท์ฟังก์ชั่น (Hyperbilic Tangent Function)

ฟังก์ชั่นการกระตุ้นพื้นฐานทั้ง 2 ชนิด ที่กล่าวข้างต้นจะจำกัดช่วงของข้อมูลส่งออกอยู่ตั้งแต่ 0 ถึง +1 ในการประยุกต์ใช้งาน บางกรณีอาจจำเป็นต้องใช้ฟังก์ชั่นที่ได้ค่าออกมานอกเหนือช่วงดังกล่าว เช่น ต้องการข้อมูลส่งออกอยู่ในช่วงตั้งแต่ -1 ถึง +1 อาจจะปรับเปลี่ยนฟังก์ชั่นพื้นฐานเหล่านี้สำหรับการพิจารณาเลือกใช้ฟังก์ชั่นการกระตุ้นจะพิจารณาองค์ประกอบดังต่อไปนี้

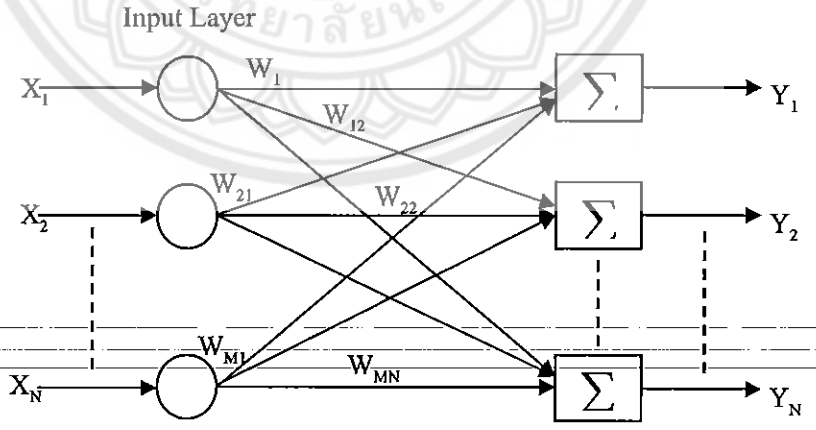
1. ความเป็นเชิงเส้นหรือไม่เป็นเชิงเส้น
2. ลักษณะของข้อมูลป้อนเข้า
3. ขอบเขตที่ต้องการและลักษณะของข้อมูลส่งออก
4. ปัจจัยอื่นที่มีนัยสำคัญต่อผลตอบสนองของนิวรอนโดยรวม

2.1.3 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม (Structure of Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งได้อยู่ 2 แบบด้วยกัน คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวและโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

2.1.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Artificial Neural Networks)

หลักการและเหตุผลในการสร้างเซลล์ประสาทเทียมเพียงหนึ่งเซลล์ โดยใช้แนวความคิดจากเซลล์ประสาทชีวภาพการนำเซลล์ประสาทเทียมมาใช้งานได้นั้นต้องใช้เซลล์ประสาทเทียมที่มีคุณลักษณะต่าง ๆ กัน (ค่า Weight จะทำให้คุณลักษณะของเซลล์ประสาทเทียมแต่ละเซลล์มีคุณลักษณะแตกต่างกัน) มาเชื่อมโยงเป็นโครงข่ายในลักษณะเดียวกับเซลล์สมองชีวภาพเสียก่อน ซึ่งลักษณะการเชื่อมโยงมีหลายชนิดแต่ละชนิดก็มีคุณลักษณะแตกต่างกันไป



ภาพที่ 2.7 ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

จากภาพที่ 2.7 เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวที่ประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียมง่ายๆ หลายๆ ชุด ความสามารถในการคำนวณของโครงข่ายประสาทเทียมได้มาจากลักษณะการเชื่อมต่อเป็นโครงข่ายประสาทเทียมโครงข่ายง่ายๆ เป็นกลุ่มโมดุลประสาทเทียมที่เชื่อมต่อกันเป็นชั้นๆ (Layer) ในภาพที่ 2.7 เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer) ที่ประกอบด้วยเอาท์พุตเลเยอร์และอินพุตเลเยอร์โดยไม่พิจารณาอินพุตเลเยอร์ว่าเป็นนิวรอนเลเยอร์ เนื่องจากอินพุตเลเยอร์จะทำหน้าที่เชื่อมต่ออินพุตที่รับมาและส่งออกไปให้ยังแต่ละอินพุตนิวรอนเลเยอร์ในชั้นถัดไป โดยแต่ละอินพุตจะถูกคูณโดยค่าเวจท์เฉพาะแต่ละอินพุต โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นในชั้นแรกไม่ซับซ้อน โดยแต่นิวรอนจะได้เอาท์พุตจาก

Output = Logistic Function คูณ (ผลรวมของอินพุตคูณกับเวจท์)

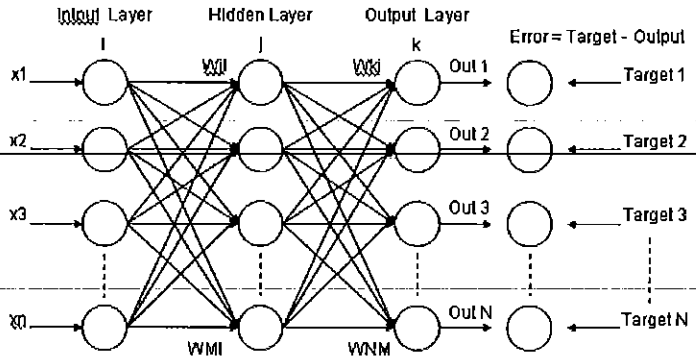
หรือ Output = F (NET)

อย่างไรก็ดีลักษณะการเชื่อมโยงระหว่างโครงข่ายไม่ได้มีแบบเดียวและ การเชื่อมโยงระหว่างเลเยอร์อาจมีการเชื่อมโยงย้อนกลับมายังอินพุตเลเยอร์อีก ซึ่งโครงข่ายประสาทชีวภาพก็มีลักษณะดังกล่าวเช่นกัน

2.1.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Artificial Neural Networks)

โครงข่ายที่ซับซ้อนจะทำให้มีความสามารถในการคำนวณที่ดีขึ้น มันจะเป็นโครงข่ายที่มีโครงสร้างเป็นจินตนาการที่น่าเป็นไปได้ โดยการจัดการเชื่อมโยงนิวรอน มีโครงข่ายเป็นชั้น ๆ คล้ายส่วนหนึ่งของสมองและมีการพัฒนาอัลกอริทึมเกี่ยวกับการฝึกสอนให้โครงข่ายแบบหลายชั้นทำงานได้ตามความต้องการ แล้วโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น อาจจะสร้างจากกลุ่มของโครงข่ายแบบชั้นเดียวเอาท์พุตของเลเยอร์หนึ่งจะได้เป็นอินพุตของเลเยอร์ถัดไป ในรูปที่ 2.8 แสดงเน็ตเวิร์กที่มีการเชื่อมต่อแบบสองชั้น

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นสามารถนำมาแก้ปัญหา ที่ซับซ้อนมากได้และผลลัพธ์ของปัญหาที่ต้องแก้นั้น ไม่จำเป็นต้องมีเส้นขอบเขตการตัดสินใจแบบเชิงเส้น ความสามารถ และประสิทธิภาพของโครงข่ายอยู่ที่การเลือกรูปแบบการต่อ โครงข่ายและวิธีการเรียนรู้ปรับเพื่อค่าถ่วงน้ำหนัก โครงข่ายแบบสองชั้นที่มีฟังก์ชันการแปลงชั้นแรกเป็นแบบโค้งตัวเอส (sigmoid) และชั้นที่สองเป็นแบบเชิงเส้น (linear) สามารถสอนให้เรียนรู้เพื่อประมาณหาฟังก์ชันส่วนใหญ่ได้ มีการศึกษาและนำเสนอชนิดของโครงข่ายประสาทเทียมหลายรูปแบบและมีการเสนอการเรียนรู้ของโครงข่ายหลายวิธี



ภาพที่ 2.8 ลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

จากภาพที่ 2.8 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ที่ต่อเชื่อมโยงแบบเต็มขั้น ในโครงข่ายแบบหลายชั้นมีการเรียกชื่อของชั้นต่าง ๆ กัน ดังนี้ คือ ชั้นที่ต่อโดยตรงกับอินพุต เรียกว่า อินพุตเลเยอร์ (Input Layer) ชั้นนี้จะไม่มีการคำนวณ แต่จะทำหน้าที่ต่อเชื่อมข้อมูลไปยังชั้นถัดไป ชั้นที่อยู่ท้ายสุดทางขวามือ เรียกว่า เอาท์พุตเลเยอร์ (Output Layer) เป็นชั้นที่โครงข่ายจะให้ผลลัพธ์ ส่วนชั้นที่อยู่ระหว่างอินพุตเลเยอร์และเอาท์พุตเลเยอร์จะมีกี่ชั้นก็ตามจะเรียกว่า ฮิดเดนเลเยอร์ (Hidden Layer) หากฮิดเดนเลเยอร์มีหลาย ๆ ชั้น ก็จะมีการตั้งชื่อเฉพาะลงไปให้กับแต่ละชั้น

2.1.4 การฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม (Training of Artificial Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นมีลักษณะเช่นเดียวกัน คือ เมื่อสร้างเสร็จ แต่ละเซลล์ประสาทที่สร้างขึ้นมานั้นจะยังไม่มีคุณลักษณะใดเลย เนื่องจากยังไม่มีการกำหนดค่าไซแนปติกส์เวจน์ที่เหมาะสมกับงานที่ต้องการให้กับมันจึงต้องมีการฝึกสอนเพื่อให้เน็ตเวิร์กที่สร้างขึ้นมีคุณลักษณะที่ต้องการ การฝึกสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมจะกระทำโดยการปรับเปลี่ยนค่าไซแนปติกเวจน์เพื่อให้โครงข่ายจดจำแพตเทอร์นความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาท์พุตได้ โดยในขั้นแรกอาจกำหนดเป็นค่าสุ่มใดๆ (Random Weight) ก่อนแล้วถึงปรับเปลี่ยนเวจน์ไปตามอัลกอริทึมสมมติฐานหลายๆ รอบจนกว่าจะได้เอาท์พุตของเน็ตเวิร์กเหมือนกับเอาท์พุตที่ต้องการในเงื่อนไขความผิดพลาดที่ยอมรับได้ ซึ่งในการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมมีการฝึกสอนอยู่ 2 แบบด้วยกัน คือ แบบมีผู้สอน (Supervised Training) และ แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Training)

2.1.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอน (Supervised Training)

การเรียนรู้ด้วยวิธีนี้จำเป็นจะต้องมีการจับคู่ของการเทรนนิ่ง ระหว่างอินพุตกับเป้าหมายที่ต้องการที่เรียกว่าเทรนนิ่งแพร์ (Training Pairs) โครงข่ายจะถูกเทรนไปตามจำนวนของคู่

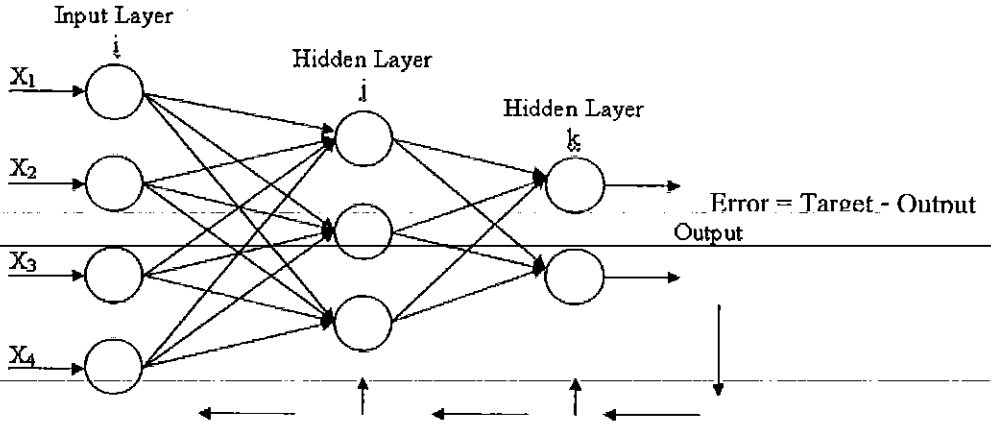
ที่เทรนนิ่ง (จำนวนคู่ของอินพุตกับเอาท์พุตที่ต้องการให้โครงข่ายรู้จำ) เอาท์พุตที่คำนวณได้จากโครงข่ายจะถูกเปรียบเทียบกับความสอดคล้องกับเป้าหมาย ค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นจะถูกป้อนกลับไปยังโครงข่ายและเปลี่ยนแปลงค่าเวจท์ให้สอดคล้องกับอัลกอริทึม ที่ทำให้แนวโน้มของค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นระหว่างเอาท์พุตกับเป้าหมายโดยเฉลี่ยมีค่าลดต่ำลง ตัวอย่างการเทรนนิ่งแบบนี้ ได้แก่ การเทรนนิ่งแบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation)

2.1.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Training)

วิธีนี้จะป้อนข้อมูลตัวอย่างให้กับโครงข่ายภายในโครงข่ายจะมีผลลัพธ์อยู่หลายโนด แต่และโนดแทนกลุ่มของข้อมูลตัวอย่างที่มีคุณสมบัติเหมือนกัน เมื่อป้อนข้อมูลตัวอย่างเข้าสู่โครงข่าย โครงข่ายจะคำนวณความสัมพันธ์ที่มีภายในกลุ่มของตัวอย่าง โดยอาศัยค่าถ่วงน้ำหนักเป็นตัวแยกแยะชนิดของข้อมูลตัวอย่างไปเก็บไว้ในโนดผลลัพธ์ของโครงข่ายตัวอย่าง เช่น หากให้โครงข่ายรู้จำภาพหน้าคนหนึ่ง หากภาพหน้าคนคนนั้นเปลี่ยนแปลงไปเล็กน้อย (Image อาจมี Noise ร่วมอยู่บ้าง) โครงข่ายนั้นก็ยังสามารถบอกได้ว่า คนคนนั้นเป็นคนเดิมเป็นต้น การเทรนนิ่งจะไม่มีการตัดสินใจมาก่อนไม่มีการกำหนดแบบเอาท์พุตมาก่อน ดังนั้น เอาท์พุตของโครงข่ายก็เช่นกัน ส่วนใหญ่จะถูกแปรรูปซึ่งจะเข้าใจได้ภายหลังกระบวนการเทรนนิ่ง ดังนั้นจึงไม่สามารถแก้ปัญหาที่สำคัญได้ แต่มักนิยมให้โครงข่ายแบบนี้กับงานง่ายๆ ประเภทการเปรียบเทียบเอกลักษณ์รูปแบบที่สัมพันธ์กันระหว่างอินพุตและเอาท์พุตที่ถูกกำหนดโดยโครงข่าย

2.1.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชนิดแพร่ย้อนกลับ(Back Propagation of Artificial Neural Network)

เมื่อส่งชุดข้อมูลเข้าค่าหนึ่งจะได้ชุดผลลัพธ์ออกมาค่าหนึ่งซึ่งผลลัพธ์ที่ได้นี้จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับค่าผลลัพธ์จริงหรือผลลัพธ์ที่ถูกต้องผลที่ได้จากการเปรียบเทียบจะได้ค่าความคลาดเคลื่อนออกมาค่าหนึ่ง เมื่อความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นจึงต้องมีกระบวนการปรับค่าน้ำหนัก ซึ่งการปรับค่าน้ำหนักนี้จะถูกกระทำจนกว่าผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณและผลลัพธ์ที่แท้จริงมีค่าใกล้เคียงกันหรือใกล้เคียงศูนย์จึงต้องไม่มีการปรับค่าอีก



ภาพที่ 2.9 การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชนิดแพร่ย้อนกลับ

จากภาพที่ 2.9 จะเห็นได้ว่า มีทั้งหมดอยู่ 3 Layer คือ Input Layer Hidden Layer และ Output Layer โดยเริ่มแรกเริ่มจากข้อมูล Input Layer จะเป็นข้อมูล Input ให้กับชั้น Hidden Layer และ ชั้น Hidden Layer ก็จะเป็นข้อมูลให้กับชั้น Output Layer ต่อไปดังนั้นเมื่อข้อมูลจากชั้น Input Layer ไปจนถึงชั้น Output Layer จะมีค่าข้อมูลที่ได้ออกมาค่าหนึ่ง ซึ่งค่าข้อมูลที่ได้ออกมานี้จะทำการเปรียบเทียบกับค่า Target หรือ ค่าที่เราต้องการ โดยจะได้สมการออกมา คือ Error = Target – Output สรุปได้ว่าค่าที่ได้จาก Output จะได้เป็นค่าของ Error เนื่องจากจะต้องนำค่า Target ลบออกด้วย Output เมื่อค่าของ Error ออกมาและไม่ได้อยู่ภายใต้เงื่อนไขที่กำหนดก็จะมีกระบวนการปรับค่าของ Error ขึ้นมา ซึ่งเรียกว่าการปรับค่าเวจท์หรือการ Adjust Weight กระบวนการปรับเวจท์จะทำการปรับค่าไปเรื่อย ๆ จนค่าของ Error ที่ได้จะอยู่ภายใต้เงื่อนไขที่ระบบสามารถยอมรับได้ก็ไม่ต้องทำการปรับค่าของเวจท์อีก ค่าของเวจท์ต่างๆ ก็จะมีการเปลี่ยนแปลงตามไปด้วยและเมื่อค่า Error ที่ออกมาอยู่ภายใต้เงื่อนไขที่ระบบสามารถยอมรับได้ระบบก็จะไม่มีการปรับค่าอีกและค่าของข้อมูลที่ได้จากระบบก็จะมีความถูกต้องและมีประสิทธิภาพมากขึ้นตามไปด้วย

การป้อนข้อมูลอินพุตให้กับโครงข่ายจะต้องกำหนดโนดรับข้อมูลจำนวนโนดผลลัพธ์ จำนวนโนดชั้นซ่อนข้อมูลตัวอย่างขาเข้าและข้อมูลผลลัพธ์ จากนั้นรับจำนวนรอบสูงสุดที่จะทำการเรียนรู้ และค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้วิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับสามารถจำแนกเป็นขั้นตอนเพื่อให้เข้าใจได้ ดังนี้

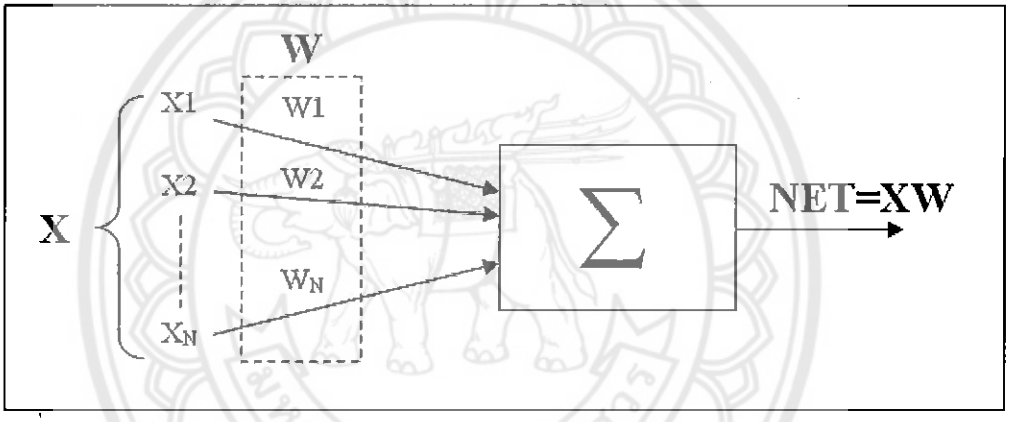
กำหนดจำนวนโนดรับข้อมูลจำนวนโนดผลลัพธ์ จำนวนโนดของชั้นซ่อน ข้อมูลตัวอย่างขาเข้า และข้อมูลผลลัพธ์ จากนั้นรับจำนวนรอบสูงสุดที่จะทำการเรียนรู้และค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้

จำนวนโนดของแต่ละชั้นจะผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมกล่าวคือ หากจำนวนโนดมากเกินไปจะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้ช้าแต่ถ้าน้อยเกินไปแล้วข้อมูลที่จะ

สอนให้โครงข่ายมีเป็นจำนวนมากก็จะส่งผลให้โครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถเรียนรู้ข้อมูลชุดนั้นได้

ค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้มีผลกับคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียมและการเรียนรู้เช่นกัน หากค่าที่ยอมรับได้ต่ำหรือเข้าใกล้ศูนย์จะทำให้โครงข่ายเรียนรู้ได้ช้า แต่ความแม่นยำในการเรียนรู้ก็จะสูงขึ้น ในทางตรงกันข้ามถ้าความผิลพลาดที่ยอมรับได้สูงหรือออกห่างศูนย์ โครงข่ายประสามเทียมก็สามารถเรียนรู้ได้เร็วแต่ผลที่ได้จะมีความแม่นยำต่ำเช่นกัน

จำนวนโนดของแต่ละชั้นจะมีผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมกล่าวคือ หากจำนวนโนดมากเกินไปจะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้ช้าแต่ถ้าน้อยเกินไปแล้วข้อมูลที่สอนให้กับโครงข่ายมีจำนวนมากก็จะส่งผลให้โครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถเรียนรู้ข้อมูลชุดนั้นได้ จากภาพที่ 2.10 แสดงไดอะแกรมการทำงานของนิวรอนที่สร้างขึ้น



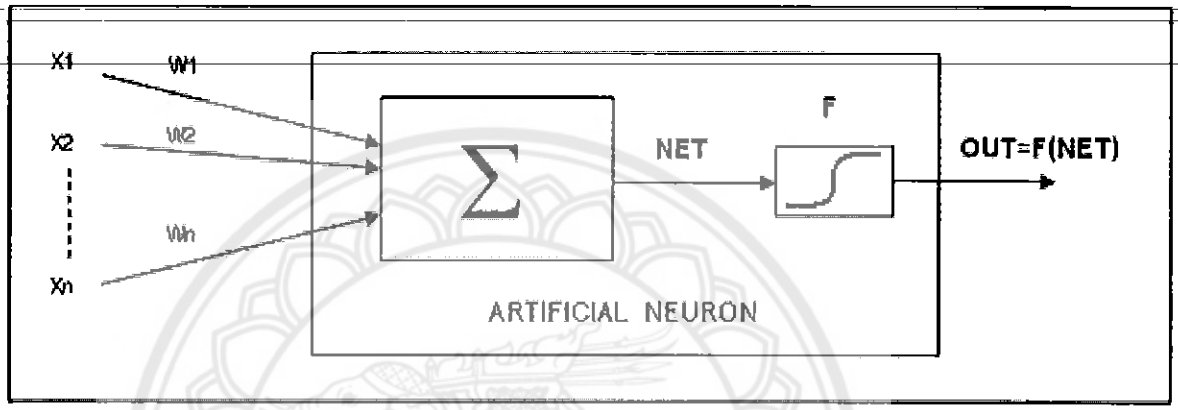
ภาพที่ 2.10 แบบจำลองนิวรอน 1 หน่วย

จากภาพที่ 2.10 แสดงถึงโมดูลที่สร้างขึ้นโดยแนวความคิดจากเซลล์สมองชีวภาพ สัญญาณอินพุต คือ $X_1, X_2, ..., X_N$ จะถูกป้อนเข้าไปยังนิวรอนที่สร้างขึ้นซึ่งเปรียบเทียบได้กับสัญญาณที่ป้อนเข้าไปยังไซแนป์ของนิวรอนชีวภาพ โดยสัญญาณอินพุตนี้จะถูกนำไปคูณกับค่าซินแนป์ติกส์เวจท์ที่มีตั้งแต่ 0 ถึง 1 (Weight: ค่าที่ใช้ถ่วงน้ำหนัก) $W_1, W_2, ..., W_N$ ก่อนที่จะเข้าสู่บล็อกซัมเมชั่น ($\sum$: Summation) บล็อกซัมเมชั่นนี้ก็จะทำหน้าที่สอดคล้องคล้ายกับตัวเซลล์สมองชีวภาพ ผลรวมของคณิตศาสตร์ของอินพุตและเวจท์จะได้เป็นเอาท์พุต เราเรียกว่า เน็ต (NET) ซึ่งเราจะรวมอยู่ในรูปของเวกเตอร์ได้ดังนี้

$$NET = X_1W_1 + X_2W_2 + ... + X_NW_N$$

จะได้ $$NET = XW$$

เมื่อได้สัญญาณ เน็ต (NET) แล้วกระบวนการต่อมาที่นิวรอนต้องทำ คือ ตัดสินใจเรา จึงต้องกำหนดฟังก์ชั่นการตัดสินใจ เพื่อใช้เป็นระดับของการตัดสินใจให้กับนิวรอน เพื่อให้ได้สัญญาณเอาท์พุตของนิวรอนออกมาซึ่งเชื่อมต่อไปยังนิวรอนตัวอื่น ๆ ต่อไป



ภาพที่ 2.11 แบบจำลองนิวรอน 1 หน่วยที่สร้างขึ้นรวมกับ Activation Functiion

จากภาพที่ 2.11 บล็อก F จะได้รับผลที่ได้จาก NET มาสร้างเป็นสัญญาณเอาท์พุต โดยกระบวนการภายในบล็อก F จะบีบช่วงของเอาท์พุตให้อยู่ในขอบเขตที่จำกัดตามต้องการ ดังนั้น ค่าเอาท์พุต จะมีค่าไม่ต่ำกว่าช่วงที่กำหนดโดยค่าของ NET เราเรียกบล็อก F นี้ว่า สแควชชิ่งฟังก์ชั่น (Squashing Function) และโดยทั่วไป สแควชชิ่งฟังก์ชั่นที่ใช้เป็นแบบลอจิสติกฟังก์ชั่น หรือ ซิกมอยด์ (Logistic Function or "Sigmoid") ซึ่งมีรูปร่างคล้ายตัว S โดยเขียนเป็นสมการคณิตศาสตร์ได้ดังนี้

$$F(x) = \frac{1}{(1+e^{-x})}$$

2.1.8 การคำนวณและการปรับค่าน้ำหนัก (Computation and Adjust Weight)

จากคุณลักษณะการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับจะต้องนำค่าผิดพลาดของข้อมูลผลลัพธ์มาคำนวณปรับถ่วงน้ำหนัก เพื่อนำไปเป็นข้อมูลเข้าในการเรียนรู้ในระดับชั้นต่อไปและทำการวนซ้ำจนกว่าจะได้ผลลัพธ์ตามที่กำหนดไว้นั้นจะต้องมีการเตรียมข้อมูล

แบบที่ใช้ในการสอน(Teaching Pattern) ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลเข้าที่เกิดขึ้นได้และค่าข้อมูลออกที่ต้องการรูปแบบของข้อมูลเข้า(Input Pattern)ซึ่งเขียนในรูปของเวกเตอร์ $Xp = (Xp_1, Xp_2, .., Xp_N)$ จะถูกป้อนเข้าที่ระดับชั้นข้อมูลเข้า ซึ่งมี N เซลล์ ค่าข้อมูลออกแต่ละเซลล์จะถูกคำนวณโดยฟังก์ชันตัวกระตุ้น $\int(Xp_i) = Xp_i$ แล้วส่งไปยังทุก ๆ หน่วยประมวลผล (Processing Unit) ในระดับชั้นซ่อนถัดไปแต่ละหน่วยประมวลผลจะรับค่าข้อมูลออกจากทุกๆ เซลล์ของระดับชั้นข้อมูลเข้าแล้วทำการคำนวณค่าข้อมูลเข้ารวมจากสมการที่ 1

$$Net_{pj}^{h} = \sum_{j=i}^{N} W_{ji}^{h} Xp_i + \theta_j^h \qquad \text{..... (2.1)}$$

เมื่อ p แทนรูปแบบ (Pattern) ที่ใช้สอน

i แทนหมายเลขเซลล์ในระดับชั้นข้อมูลเข้า

j แทนหมายเลขเซลล์ในระดับชั้นซ่อน

h แทนระดับชั้นซ่อน

N แทนจำนวนเซลล์ในระดับชั้นข้อมูลเข้า

θ แทนค่าความลำเอียง (Bias Term)

Xp_i แทนค่าข้อมูลออกที่ส่งมาจากระดับชั้นข้อมูลเข้า

W_{ji} แทนค่าน้ำหนักของการต่อเชื่อมของเซลล์ i กับเซลล์ j

เมื่อได้ค่าข้อมูลเข้ารวมแล้วเซลล์จะทำการคำนวณค่าประจำเซลล์โดยฟังก์ชันตัวกระตุ้นซึ่งเป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function)

$$\int Net_{pj}^{h} = \frac{1}{1+e^{-net_{pj}^{0}}} \qquad \text{..... (2.2)}$$

ค่าประจำเซลล์ที่ได้ จะถูกส่งไปเป็นตัวแปรต้นในการคำนวณค่าข้อมูลออกของเซลล์นั้นสำหรับฟังก์ชันที่ใช้จะเป็นฟังก์ชันเอกลักษณ์ซึ่งจะได้ค่าข้อมูลออกของเซลล์เป็น $i_{pj} = \int_j^h (net_{pj}^h)$ ค่าข้อมูลออกของเซลล์ที่ได้จะถูกส่งต่อไปเป็นค่าข้อมูลเข้าให้กับแต่ละเซลล์ในระดับชั้นถัดไป และค่าที่ได้จากระดับชั้นซ่อนจะถูกนำมาคำนวณค่าข้อมูลรวม สำหรับแต่ละเซลล์ในระดับชั้นแสดงผลโดยคำนวณจาก

$$Net^{o}_{pk} = \sum_{i=1}^{L} W^{o}_{kj} Op_j + \theta^{o}_{k} \quad \text{..... (2.3)}$$

เมื่อ k แทนหมายเลขหน่วยประมวลผลในระดับชั้นแสดงผล

0 แทนระดับชั้นแสดงผล

L แทนจำนวนเซลล์ในระดับชั้นซ่อน

Op_j แทนค่าข้อมูลอกที่ส่งมาจากระดับชั้นซ่อน

หลังจากนั้น แต่ละเซลล์จะทำหน้าที่คำนวณค่าประจำเซลล์ โดยมีค่าข้อมูลเข้ารวมเป็นตัวแปรต้นโดยใช้สมการที่ 4

$$\int net^{o}_{pj} = \frac{1}{1 + e^{-net^{o}_{pj}}} \quad \text{..... (2.4)}$$

แล้วจึงส่งข้อมูลต่อให้ฟังก์ชันข้อมูลออก ซึ่งเป็นฟังก์ชันเอกลักษณ์จะได้ค่าข้อมูล $Op_k = \int^{o}_{k}(net^{o}_{pk})$ เราจะเรียกค่า Op_k นี้ว่าผลลัพธ์แท้จริง (Actual Output) นอกจากนี้จะต้องมีการปรับปรุงค่าน้ำหนักระหว่างระดับชั้นซ่อนกับระดับชั้นแสดงผลและระดับชั้นข้อมูลเข้ากับระดับ ชั้นซ่อนซึ่งแสดงได้ดังสมการ

สมการสำหรับปรับปรุงค่าน้ำหนักระหว่างระดับชั้นซ่อนกับระดับชั้นแสดงผล

$$W^{o}_{kj}(t+1) = W^{o}_{kj}(t) + \eta \delta p^{h}_{k} Xp_j \quad \text{..... (2.5)}$$

เมื่อ

$$\delta p^{h}_{k} = (tp_k - Op_k) Op_k (1 - Op_k) \quad \text{..... (2.6)}$$

สมการสำหรับปรับปรุงค่าน้ำหนักระหว่างระดับชั้นข้อมูลเข้ากับระดับชั้นซ่อน

$$W^{o}_{ji}(t+1) = W^{o}_{ji}(t) + \eta \delta p^{k}_{j} Xp_i \quad \text{..... (2.7)}$$

เมื่อ

$$\delta p^{h}_{j} = \int^{h}_{j}(net^{h}_{pj}) Xp_i \sum_{k} \delta p^{o}_{k} W^{o}_{kj} \quad \text{..... (2.8)}$$

โดยที่ η คือ อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate Parameter)

2.1.9 การคิดค่าผิดพลาดในแต่ละระดับชั้น (Error Think of Layer)

ค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้มีผลกับคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียมและการเรียนรู้เช่นกัน หากค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ต่ำ หรือเข้าใกล้ศูนย์ จะทำให้โครงข่ายเรียนรู้ได้ช้า แต่ความแม่นยำในการรู้จำก็จะสูงขึ้น ในทางตรงกันข้ามถ้าค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้สูง หรือออกห่างศูนย์ โครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถเรียนรู้ได้เร็วกว่า แต่ผลที่ได้จะมีความแม่นยำต่ำเช่นกัน

การป้อนค่ากลับ Error (Target -- Output) จากเอาท์พุตเลเยอร์กลับมาปรับปรุงค่าเวจท์ที่เลเยอร์ก่อนหน้า สำหรับนิวรอนเน็ตเวิร์กที่มีมากกว่า 1 เลเยอร์การปรับปรุงค่าเวจท์ชั้นถัดมาจะใช้ค่าเวจท์เดิมของค่าเวจท์ที่สูงกว่า ร่วมกับตัวร่วมทางด้านเอ้าท์พุตของเลเยอร์มาคำนวณ (เนื่องจากไม่มีค่า Error มาใช้เหมือนเอาท์พุตเลเยอร์)

การปรับเปลี่ยนค่าเวจท์ใหม่ ซึ่งจะได้ข้อมูลจากค่า Error ที่ Output Layer เป็นต้นกำเนิดเพื่อกำหนดทิศทางในการปรับค่าเวจท์ให้นิวรอนเน็ตเวิร์ก มีคุณลักษณะสมบัติตามต้องการ สำดับขั้นตอนของ Reverse Pass สรุปได้ดังนี้ คือ

นำค่า Target ที่ตั้งไว้ ลบออกด้วย Output ของ Output Layer ได้เป็น Error

นำค่า Error มาคูณกับ F' ที่ได้จาก Output Layer เรียกว่า δp_k

นำค่า δp_k มาคูณกับ Op_j แล้วคูณกับ η (อัตราการเรียนรู้ 0 ถึง +1)

ค่าเวจท์ค่าใหม่ที่ได้ คือ ค่า เวจท์เดิมบวกกับผลลัพธ์ที่ได้จากข้อ 3 พอเขียนเป็นสมการใหม่ได้ดังนี้

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \eta \delta p_k Op_j \quad \text{..... (2.9)}$$

เพราะว่า

$$\eta \delta p_k Op_j = \Delta W_{kj} \quad \text{..... (2.10)}$$

ฉะนั้น

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \Delta W_{kj} \quad \text{..... (2.11)}$$

เมื่อ $W_{kj}(t)$ คือ ค่าเวจท์เดิมก่อนปรับ

$W_{kj}(t+1)$ คือ ค่าเวจท์หลังปรับ

η คือ อัตราการเรียนรู้

Op_j คือ Output ของ Hidden Layer

δp_k คือ ค่าที่ได้จาก Error คูณกับดิฟเฟอเรนเชียลของฟังก์ชั่น F

การปรับค่าของ Layer ถัดมา (Hidden Layer) มีลักษณะคล้ายคลึงกับ Output Layer คือ

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \eta \delta p_k Xp_i \quad \text{..... (2.12)}$$

เพราะ $$\eta \delta p_i Xp_i = \Delta W_{ji} \quad \text{..... (2.13)}$$

ฉะนั้น $$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \Delta W_{ji} \quad \text{..... (2.14)}$$

สมการที่ 2.13 แตกต่างจากสมการ 2.10 ตรงการได้มาซึ่ง δp_j เพราะไม่มีค่า Output กับ Target ที่ Hidden Layer ค่าดังกล่าวสามารถแทนได้ด้วยสมการ $\sum k(\delta p_k W_{kj})$ โดย

$$\delta p_j = Op_j(1-Op_j)(\sum k(\delta p_k W_{kj}) \quad \text{..... (2.15)}$$

เมื่อ $W_{kj}(t)$ คือ ค่าเวจท์เดิมก่อนปรับ

$W_{kj}(t+1)$ คือ ค่าเวจท์หลับปรับ

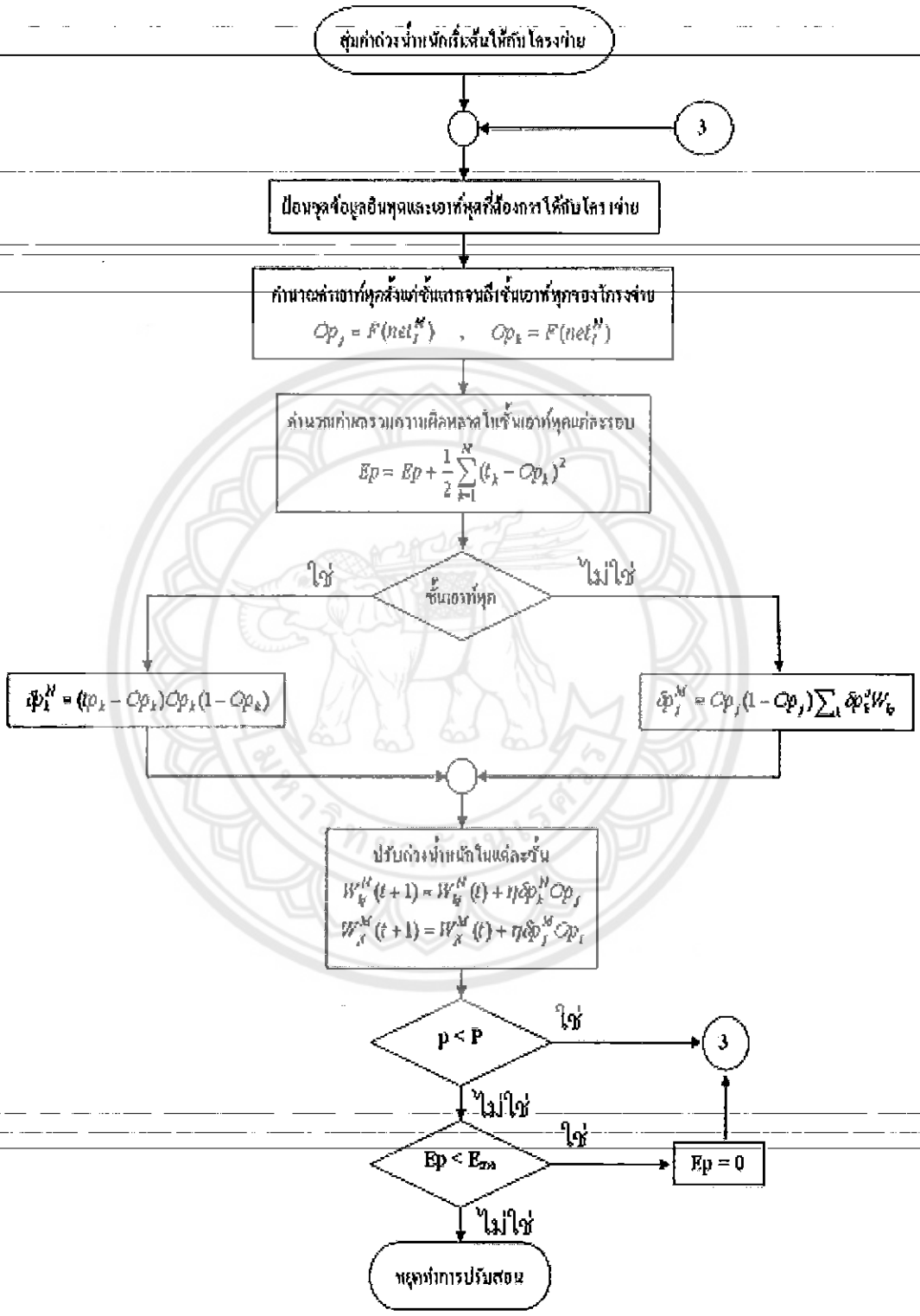
η คือ อัตราการเรียนรู้

Xp_i คือ ข้อมูลที่ได้จาก Input Layer

δp_j คือ ค่าควบคุมให้เวจท์เปลี่ยนแปลงเข้าสู่จุดที่ดีที่สุด

การปรับเวจท์จะปรับที่ละเลเยอร์จาก Output Layer กลับไปยัง Input Layer เมื่อเสร็จสิ้นก็จะกลับสู่ส่วนของ Forward Pass อีกครั้ง เพื่อหา Output มาเปรียบเทียบกับ Target และดำเนินการปรับเวจท์ในส่วนของ Reverse Pass เช่นนี้สลับกันไปจนกว่าค่า Error ที่ได้จะลดลงต่ำกว่าค่าที่ต้องการจึงหยุดกระบวนการ ค่าเวจท์ที่ได้จะเป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับทุกคู่ของ Input และ Target ซึ่งพร้อมที่จะนำไปใช้ในกระบวนการตรวจสอบต่อไป

2.1.10 Flow Chart การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม



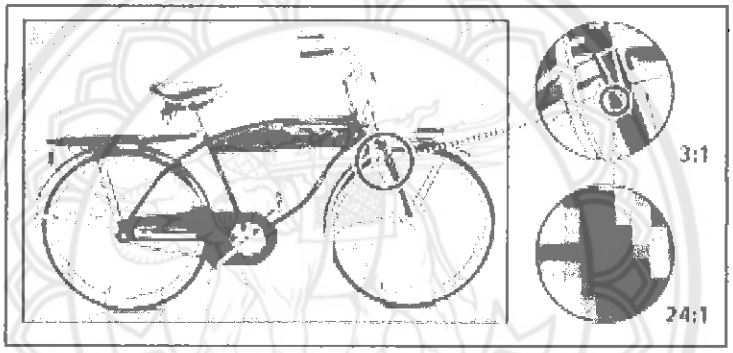
ภาพที่ 2.12 Flow Chart การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

2.2 การทำงานเกี่ยวกับภาพ

2.2.1 วิธีการจัดเก็บข้อมูลภาพ

2.2.1.1 ภาพแบบบิตแมพ (Bitmap)

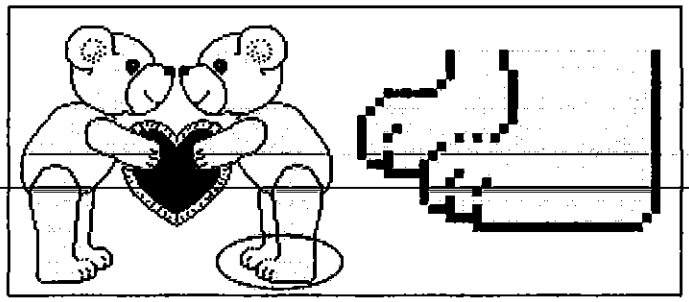
ภาพแบบบิตแมพหรืออาจจะเรียกว่าภาพแบบราสเตอร์ (Raster) เป็นภาพที่เกิดจากจุดสีที่เรียกว่า pixels ซึ่งประกอบกันเป็นรูปร่างบนพื้นที่ที่มีลักษณะเป็นเส้นตาราง (Grid) แต่ละพิกเซลจะมีค่าของตำแหน่ง และค่าสีของตัวเอง ภาพหนึ่งภาพ จะประกอบด้วยพิกเซลหลายๆ พิกเซลผสมกัน แต่เนื่องจากพิกเซลมีขนาดเล็กมาก จึงเห็นภาพมีความละเอียดสวยงาม ไม่เห็นลักษณะของกรอบสี่เหลี่ยม จึงเป็นภาพที่เหมาะสมต่อการแสดงภาพที่มีเฉด และสีสันจำนวนมาก เช่นภาพถ่าย หรือภาพวาด



ภาพที่ 2.13 ภาพแบบ Bitmap

ภาพแบบบิตแมพ เป็นภาพที่ขึ้นอยู่กับความละเอียด หรือความคมชัด (Resolution) ซึ่งก็คือ จำนวนพิกเซลที่แน่นอนในการแสดงภาพ ดังนั้นเมื่อมีการขยายภาพ จะเกิดปัญหาคือ เห็นเป็นกรอบสี่เหลี่ยมเล็กๆ หลายๆ จุด ประกอบกัน เพราะเส้นตารางของภาพมีขนาดที่แน่นอนนั่นเอง

ภาพบิตแมพ เป็นภาพที่มีการเก็บข้อมูลแบบพิกเซล หรือจุดเล็กๆ ที่แสดงค่าสี ดังนั้นภาพหนึ่งๆ จึงเกิดจากจุดเล็กๆ หลายๆ จุดประกอบกัน ทำให้รูปภาพแต่ละรูป เก็บข้อมูลจำนวนมาก เมื่อจะนำมาใช้ จึงมีเทคนิคการบีบอัดข้อมูล ฟอร์แมตของภาพบิตแมพที่รู้จักกันดี ได้แก่ BMP,.PCX,.GIF,.JPG,.TIF



ภาพที่ 2.14 ภาพแบบ Bitmap (ต่อ)

บิตแมพ เป็นการกำหนดพื้นและสีให้แต่ละพิกเซล (Pixel) หรือ bit ในพื้นที่การแสดงภาพ ตัวอย่างเช่น ไฟล์ GIF (Graphics Interchange Format) และไฟล์ jpeg

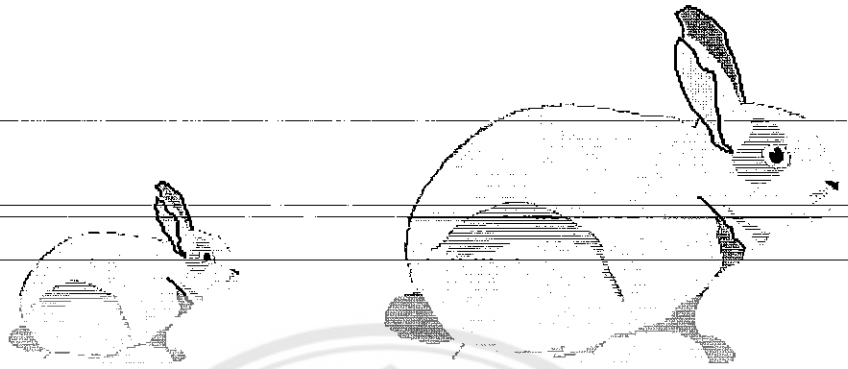
เนื่องจากบิตแมพ ใช้วิธีการแบบตายตัวหรือ Raster Graphic ในการกำหนดภาพ ทำให้ภาพไม่สามารถขยายสัดส่วน เพราะทำให้สูญเสียความคมชัด ในขณะที่ภาพแบบ Vector Graphic ได้รับออกแบบให้ขยายสัดส่วนได้ทันที ทำให้มีความนิยมในการสร้างภาพแบบ Vector Graphic ก่อนแล้วจึงแปลงเป็น เป็นภาพแบบ Raster Graphic หรือ บิตแมพ

Pixel เป็นหน่วยพื้นฐานของสีในระบบโปรแกรมบนจอภาพหรือภาพ ซึ่งหน่วยที่มีลักษณะเป็นหน่วยทางตรรกะมากกว่ากายภาค ขนาดของ Pixel ขึ้นกับการกำหนดความละเอียด (Resolution) ของจอภาพ ถ้าตั้งค่าความละเอียดสูงสุดขนาดของ Pixel จะทำกับขนาดทางกายภาพของขนาดของจุด (Dot Pitch) ของจอภาพ การกำหนดสีของ Pixel ใช้การผสมของสเปคตรัม RGB ข้อมูลของสีสามารถคำนวณไบต์ได้ถึง 3 ไบต์ ซึ่ง 1 สำหรับแต่ละสี True Color หรือระบบสี 24 บิต จะใช้จำนวนไบต์ทั้ง 3 ไบต์ อย่างไรก็ตามระบบสีส่วนใหญ่ใช้ 8 บิต ซึ่งไฟล์สีได้ 256 สี Bitmap เป็นไฟล์ที่ใช้ชี้สีในแต่ละ Pixel ตามแกนนอนหรือแถว และสีสำหรับแต่ละ Pixel ในแกนตั้ง เช่น ไฟล์ GIF (Graphics Interchange Format) เก็บ bitmap ของภาพ ความคมชัดภาพบนจอภาพในบางครั้งแสดงในรูปของจุดต่อไว้ (Dots Per Inch) จำนวนจุดต่อนิ้วจะหาได้โดยขนาดทางกายภาพของจอ และการตั้งค่าความละเอียด ถ้าตั้งค่าความละเอียดไว้ต่ำ ทำให้จุดต่อนิ้วต่ำด้วย ซึ่งจอภาพที่ใหญ่กว่าแต่มีค่าความละเอียดเท่ากัน จะทำให้ความคมชัดลดลง

2.2.1.2 ภาพเวกเตอร์ (Vector)

เป็นภาพที่สร้างด้วยส่วนประกอบของเส้นลักษณะต่างๆ และคุณสมบัติเกี่ยวกับสีของเส้นนั้นๆ ซึ่งสร้างจากการคำนวณทางคณิตศาสตร์ เช่น ภาพของคน ก็จะถูกสร้างด้วยจุดของเส้นหลายๆ จุด เป็นลักษณะของโครงร่าง (Outline) และสีของคนก็เกิดจากสีของเส้นโครงร่างนั้นๆ กับพื้นที่ผิวภายในนั่นเอง เมื่อมีการแก้ไขภาพ ก็จะเป็นการแก้ไขคุณสมบัติของเส้น ทำให้ภาพไม่

สูญเสียความละเอียด เมื่อมีการขยายภาพนั่นเอง ภาพแบบ Vector นี้มักใช้บ่อย คือ ภาพ .wmf ซึ่งเป็น Clipart ของ Microsoft Office

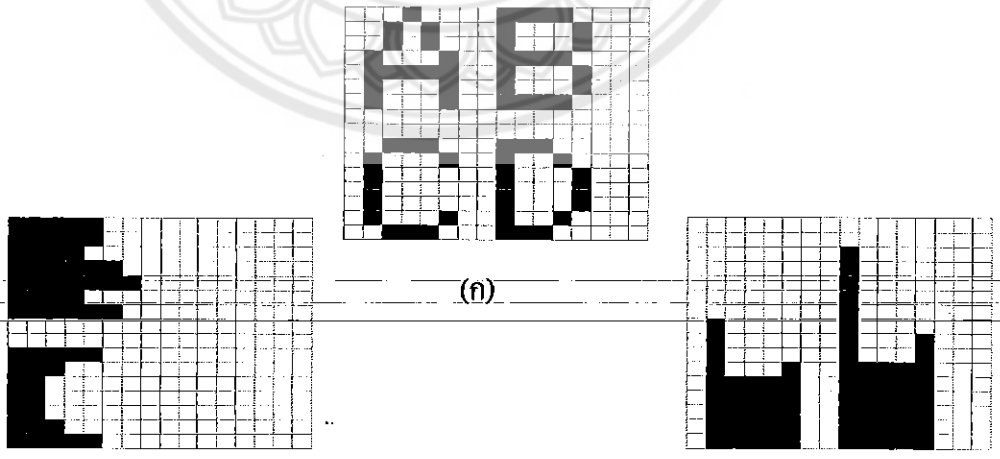


เปรียบเทียบภาพ Vector เมื่อมีการขยายขนาด จะไม่สูญเสียความคมชัด

ภาพที่ 2.15 ภาพเวกเตอร์ (Vector)

2.2.2 การโปรเจ็คชัน (Projection)

การโปรเจ็คชันมี 2 แบบ คือ การโปรเจ็คชันแนวนอน เป็นการนับจำนวนพิกเซลที่เป็นสีดำในแต่ละแถวในแนวแกน X และการโปรเจ็คชันแนวตั้ง เป็นการนับจำนวนพิกเซลที่เป็นสีดำในแต่ละแถวในแนวแกน Y ดังภาพที่ 2.16



(ก)

(ข)

(ค)

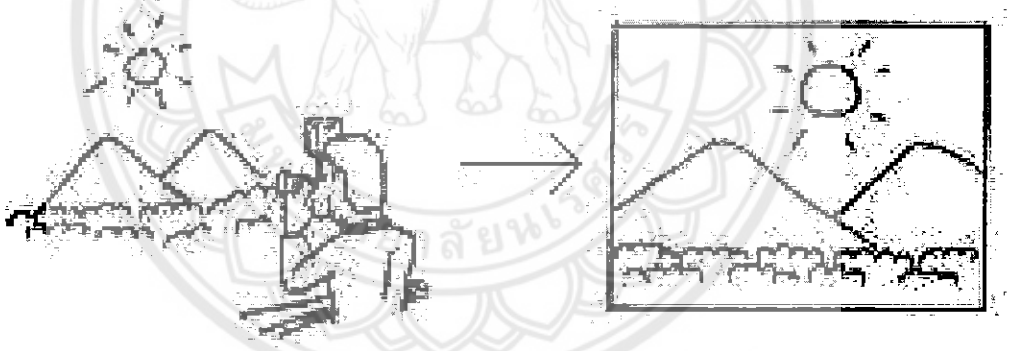
ภาพที่ 2.16 แสดงภาพโปรเจ็คชัน 3 แบบ (ก) ภาพต้นแบบ (ข) ภาพโปรเจ็คชันแนวนอน (ค) ภาพโปรเจ็คชันแนวตั้ง

จากภาพที่ 2.16 จะเห็นได้ว่า จากภาพ (ข) จำนวนพิกเซลที่เป็นสีดำของแต่ละแถวจะเท่ากับจำนวนพิกเซลที่เป็นสีดำในแต่ละแถวของภาพ (ก) แต่ถูกจัดเรียงใหม่โดยการนำมาเรียงต่อกันในแนวนอน เช่นเดียวกันกับภาพ (ค) จำนวนพิกเซลที่เป็นสีดำของแต่ละคอลัมน์ จะเท่ากับจำนวนพิกเซลที่เป็นสีดำในแต่ละคอลัมน์ของภาพ (ก) แต่ถูกจัดเรียงใหม่โดยการนำมาเรียงต่อกันในแนวตั้ง ดังนั้นเราจึงสามารถนำภาพไปใช้วิเคราะห์ในการแบ่งเส้นบรรทัดได้

2.2.3 การ Sampling

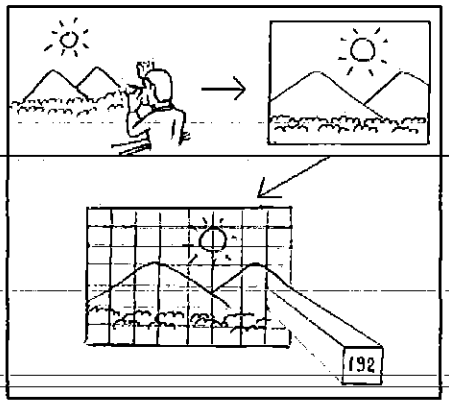
การรับข้อมูลภาพขั้นตอนแรกจะต้องมีการถ่ายภาพ การถ่ายภาพ เป็น การแปลงภาพเชิงต่อเนื่อง (Continuous Image) แบบ 3 มิติ ให้เป็นภาพเชิงต่อเนื่อง 2 มิติ โดยใช้อุปกรณ์เชิงแสง (Optical Device) เช่น กล้องถ่ายรูป เพื่อแปลงภาพเป็นภาพบนฟิล์ม รูปถ่ายบนกระดาษ หรือภาพบนจอคอมพิวเตอร์

โดยปกติแล้วภาพที่มองเห็นอยู่นั้นมีทั้งความกว้าง ความสูงและ ความลึก ซึ่งเป็นแบบ 3 มิติ การถ่ายภาพด้วยกล้องจะได้ข้อมูลภาพ แต่จะเป็นภาพที่มีแต่ความกว้าง และความสูงเท่านั้น ซึ่งเป็นภาพแบบ 2 มิติ เพราะไม่อาจจะถ่ายความลึกของสถานที่มาด้วยได้



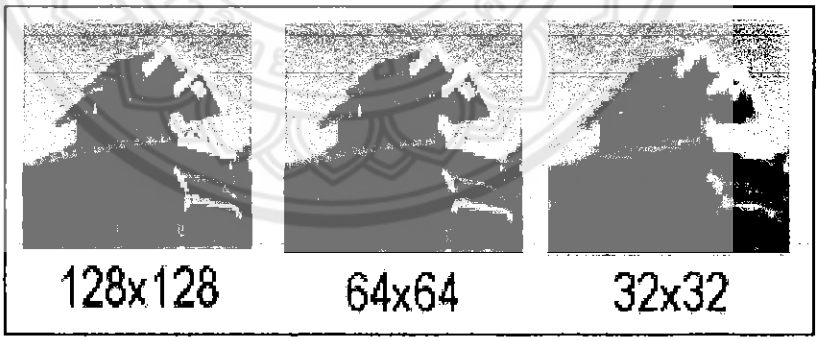
ภาพที่ 2.17 แสดงการถ่ายภาพจากตัวกล้องที่รับเข้ามา

การสุ่มเลือกจุดตำแหน่ง (Image Sampling) เป็นการแปลงภาพ 2 มิติ ที่ได้ให้เป็นภาพเชิงดิจิตอล โดยในการการสุ่มเลือกทางจุดตำแหน่ง หรือ Spatially Sampling โดยสุ่มเลือกเฉพาะบางตำแหน่งในภาพ ซึ่งถ้าสุ่มเลือกมาความละเอียดภาพที่ได้ก็จะมีความละเอียดสูง หน่วยของการสุ่มเลือกก็คือ จุด หรือ Pixel



ภาพที่ 2.18 แสดงการสุ่มเพื่อเลือกตำแหน่งของภาพ

เหตุผลของการทำ Image Sampling นั้นก็คือ ในการแสดงผลของจอภาพคอมพิวเตอร์นั้น หน่วยของความละเอียดในการแสดงผลนั้นเป็นจุด (Pixel) แต่ในโลกแห่งความเป็นจริง ภาพที่มองเห็นด้วยตา ไม่ใช่การเรียงกันของจุด แต่จะเป็นภาพเชิงต่อเนื่องคือ ไม่สามารถแยกลงไปเป็นทีละจุดได้เพราะฉะนั้น เมื่อภาพมาอยู่ในคอมพิวเตอร์ ภาพจะต้องถูกปรับให้อยู่ในหน้าจอที่ประกอบด้วยจุดสี จึงจำเป็นที่จะต้องมีการสุ่มเลือกจุดตำแหน่ง หรือการทำ Image Sampling จากที่ได้กล่าวมานี้ ถ้าสุ่มเลือกจุดตำแหน่งถี่มากเท่าใด คุณภาพของภาพที่ได้ก็จะดีขึ้น ให้สังเกตเมื่อขยายภาพเท่า ๆ กัน ดังภาพที่ 2.19



ภาพที่ 2.19 แสดงภาพที่มีขนาดพิกเซลต่างกัน

จากภาพทั้ง 3 ภาพจะเห็นได้ว่าภาพๆ เดียวกันแต่เมื่อทำการสุ่มเลือกทางจุดมาไม่เท่ากัน เมื่อขยายออกมา คุณภาพของภาพที่ได้จึงต่างกัน

ภาพที่ 1 สุ่มเลือกมา 128x128 จุด

ภาพที่ 2 สุ่มเลือกมา 64x64 จุด

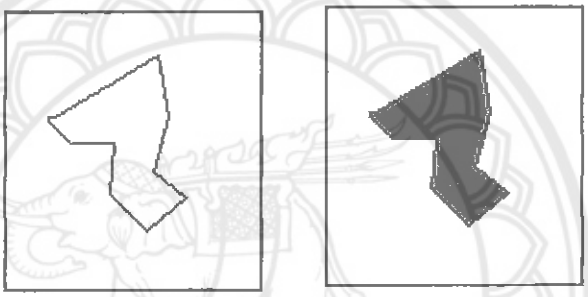
ภาพที่ 3 สุ่มเลือกมา 32x32 จุด

ห้องสมุดคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร 1 4942996

ในการสุ่มเลือกทางตำแหน่งนี้ ถ้าในระยะความกว้างและความสูงของภาพ ที่สุ่มมาละเอียดมาก ๆ เช่น สุ่ม 128 จุด คุณภาพของภาพก็จะดีขึ้น แต่ก็ต้องใช้เนื้อที่ในการเก็บข้อมูลภาพมากขึ้น และขนาดของภาพก็จะมากขึ้น

การเติมสีแบบฟลัดฟิลด์ (Flood Fill)

การที่เติมสีในพื้นที่ที่ถูกล้อมรอบไว้ จะเห็นได้ทั่วไปในโปรแกรมสร้างภาพต่าง ๆ โดยลักษณะการทำงาน จะทำเหมือนการเทสีไปรอบ ๆ กรอบในพื้นที่ที่ได้ล้อมเอาไว้ เพื่อให้ในกรอบมีสีตามที่เทลงไปเช่น ในภาพที่ 2.21 ภาพซ้ายแสดงภาพเดิมที่ไม่ผ่านการเติมสีและ ภาพขวามือแสดงภาพที่ผ่านการเติมสี บริเวณด้านในของรูปล้อมรอบไปด้วยกรอบสีดำ



ภาพที่ 2.20 แสดงภาพที่ไม่ผ่านการเติมสีและภาพที่ผ่านการเติมสี

ฝร
ศ677ป
2550

บทที่ 3
วิธีการดำเนินงาน

หลังจากได้ทราบความต้องการและเรียนรู้ทฤษฎีมาแล้ว จึงได้วิเคราะห์ออกแบบขั้นตอนในการดำเนินงานจะประกอบไปด้วยหัวข้อดังนี้

3.1 ขั้นตอนการเรียนรู้จำตัวอักษร

3.2 การรู้จำภาพตัวอักษร

3.3 ตัวอย่างตัวอักษรที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

3.4 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม (Training of Neural Network)

3.5 การทดสอบการรู้จำของโครงข่ายประสาทเทียม

3.1 ขั้นตอนการเรียนรู้จำตัวอักษร

3.1.1 การเตรียมข้อมูลภาพ

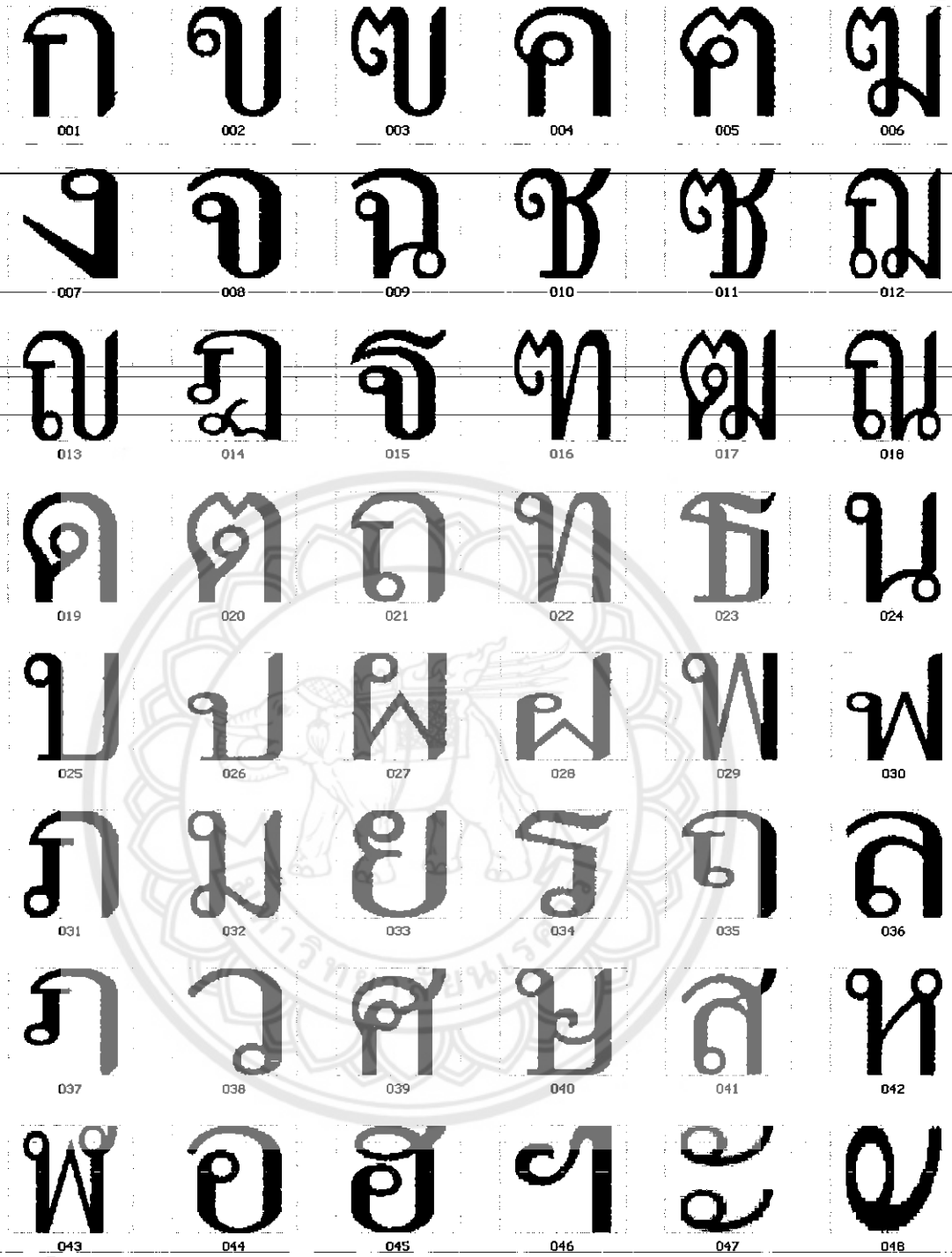
การหาข้อมูลเกี่ยวกับรูปภาพจะต้องมีการเตรียมข้อมูลของรูปภาพเพื่อนำมาเป็นชุดที่ใช้ในการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งที่มาของรูปเกิดขึ้นจากการสแกนด้วยเครื่องสแกนเนอร์ โดยกระบวนการในการเตรียมข้อมูลภาพนั้นมีขั้นตอนอยู่ 2 ขั้นตอนคือ

1. นำเอกสารซึ่งประกอบด้วยตัวอักษรภาษาไทย และตัวเลขอารบิก แบบ Angsana New ขนาด 20, 24, 28, 32, 36, 42 และ72 ไปทำการสแกนด้วยเครื่องสแกนเนอร์ความละเอียด 300 dpi และ 600 dpi

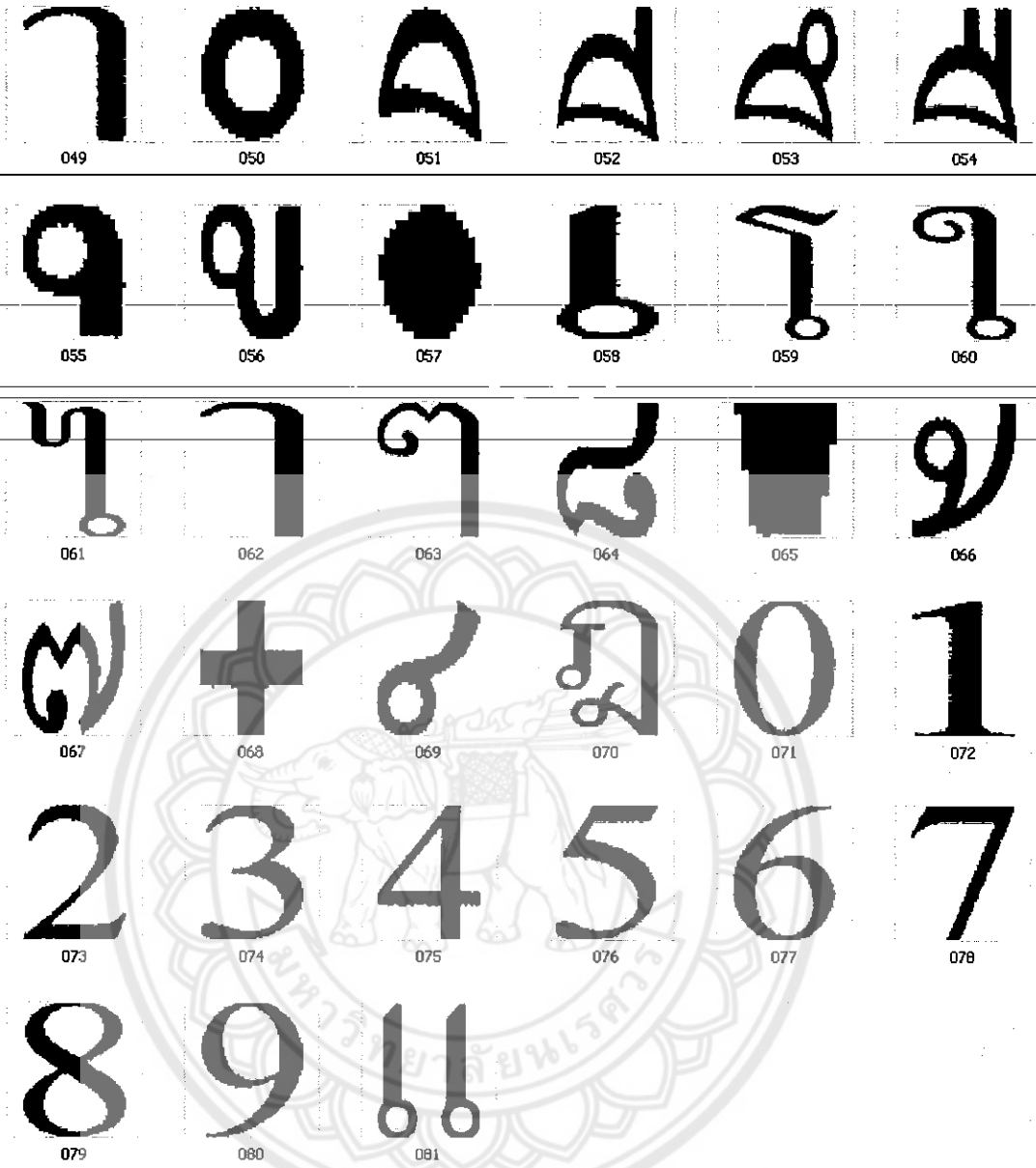
2. นำรูปภาพที่ได้มาทำการตัดด้วยโปรแกรม ACDSee 1 ภาพต่อ 1 ตัวอักษร แล้วนำภาพมาขยายให้ได้ขนาด 150x200 Pixel

- รูปภาพตัวอักษร

ภาพของตัวอักษรที่ใช้ในการฝึกสอนให้กับโครงข่าย โดยรวมชุดของข้อมูลทั้งหมด 13 ชุดข้อมูล ซึ่งในแต่ละชุดข้อมูลจะมีชุดของตัวอักษร 46 ตัว สระ 26 ตัว และตัวเลข 10 ตัว นับรวมเป็น 1 ชุดข้อมูลได้ทั้งหมด 81 ตัวอักษร ดังแสดงในภาพที่ 3.1



ภาพที่ 3.1 แสดงชุดที่ใช้ในการฝึกสอนจำนวน 1 ชุด



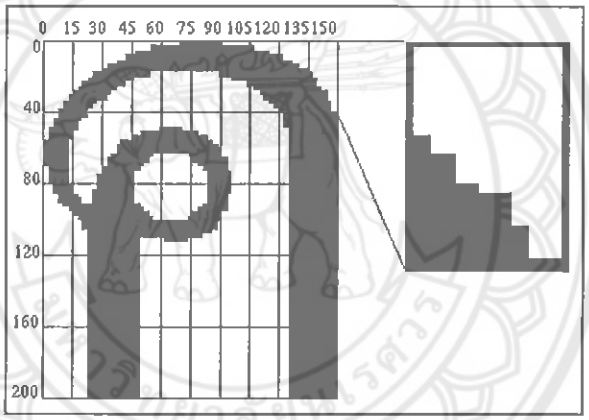
ภาพที่ 3.1 แสดงชุดที่ใช้ในการฝึกสอนจำนวน 1 ชุด(ต่อ)

โดยชุดข้อมูลทั้ง 13 ชุดนี้ จะเป็นชุดที่ใช้ในการฝึกสอนให้กับโครงข่าย ซึ่งจำนวนชุดที่ใช้ฝึกสอนทั้งหมดมีฟอนต์ ที่ต่างกันอยู่ ขนาด คือ 20, 24, 28, 32, 36, 42 และ 72 โดยในแต่ละขนาดก็จะมีการสแกนที่ความละเอียด 300 dpi และ 600 dpi ตามความเหมาะสมของขนาดรูปภาพตัวอักษร

ซึ่งในแต่ละชุดของการฝึกสอนจะมีหมายเลขจัดลำดับของข้อมูล โดยเริ่มตั้งแต่ที่หมายเลข 001 ไปถึงหมายเลข 081 ซึ่งเป็นข้อมูลตัวสุดท้ายสุด ในการเรียงลำดับค่าของ

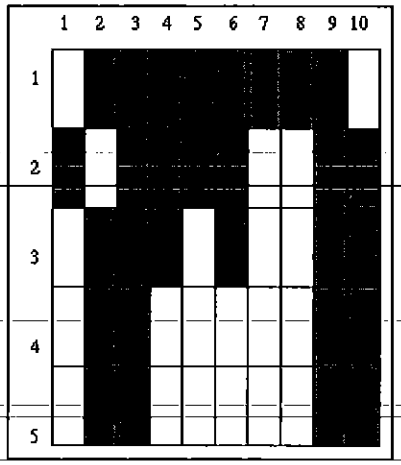
ข้อมูลแต่ละตัวก็เพื่อที่ให้ได้มีการอ่านค่าของข้อมูลทีละลำดับขั้นอย่างเป็นระบบและให้โปรแกรมสามารถทำงานได้สะดวกมากขึ้น

เมื่อแยกภาพตัวอักษรออกมาจากรูปภาพเอกสาร จะได้รูปภาพที่รับมาขนาด 150*200 พิกเซล ตัวหนังสือจะถูกขยายเต็มรูปภาพ และนำมาแซมปลิ้งให้มีขนาดเล็กลง โดย การแซมปลิ้งจะมีการทำงานโดยจะแบ่งรูปภาพออกเป็นช่อง ช่องละ 15*40 จุด รวม 50 ช่อง ในจุดแรก x=0 ,y=0 บวกเพิ่มไปในแต่ละแกน x 15 จุด และ y 40 จุด จะได้จุดที่สอง x=15 y=40 ถ้าช่องที่ทำการแซมปลิ้งมีลักษณะที่เป็นช่องสีดำ โดยคิดจากจำนวนจุดสีดำที่อยู่ในช่องถ้าจุดสีดำมีมากกว่า 40 % ของจุดทั้งหมดในช่อง ถือว่าช่องนั้นมีลักษณะที่มีสีดำ และในช่องนั้นในจะถูกแทนข้อมูลด้วย 1 และ ถ้ามีจุดสีขาวมากกว่า 60% จะแทนว่าไม่มีลักษณะช่องที่เป็นสีดำและจะถูกแทนด้วยข้อมูลด้วย 0 ข้อมูลทั้งหมดจะเก็บไว้ใน Array ที่มีขนาด 10*5 จากการหาลักษณะดังกล่าวจะได้ข้อมูล 50 ตัว



ภาพที่ 3.2 แสดงการแซมปลิ้ง

จากภาพที่ 3.2 แสดงการแซมปลิ้ง จากรูปแสดงช่องที่จะนำมาคิด โดยแต่ละช่องจะมีทั้งหมด 60 พิกเซล ซึ่งในช่องนี้มีสีดำอยู่ 20 พิกเซลซึ่งน้อยกว่า 40% ถือว่าไม่มีรูปแบบที่เป็นสีดำในช่องนี้



ภาพที่ 3.3 แสดงผลที่ได้จากการแซมปลิ้งใน Array

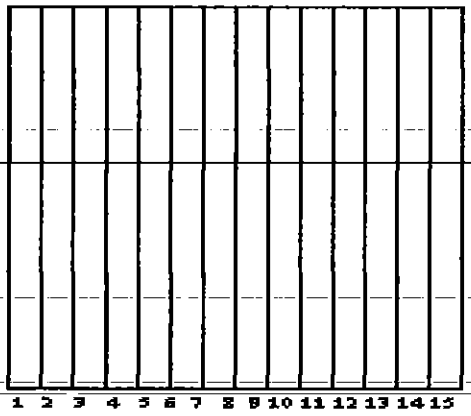
จากภาพที่ 3.3 แทนข้อมูลที่อยู่ใน Array ขนาด 10*5 โดยสีดำถูกแทนข้อมูลด้วย 1 และสีขาวแทนข้อมูลด้วย 0 จะได้ ข้อมูลเป็น

0 1 1 1 1 1 1 1 1 0
1 0 1 1 1 1 0 0 1 1
0 1 1 1 0 1 0 0 1 1
0 1 1 0 0 0 0 0 1 1
0 1 1 0 0 0 0 0 1 1

ข้อมูลทั้งหมด 50 ตัวนี้จะไปรวมกับข้อมูลตัวอื่นเพื่อนำไปสอนโครงข่ายต่อไป

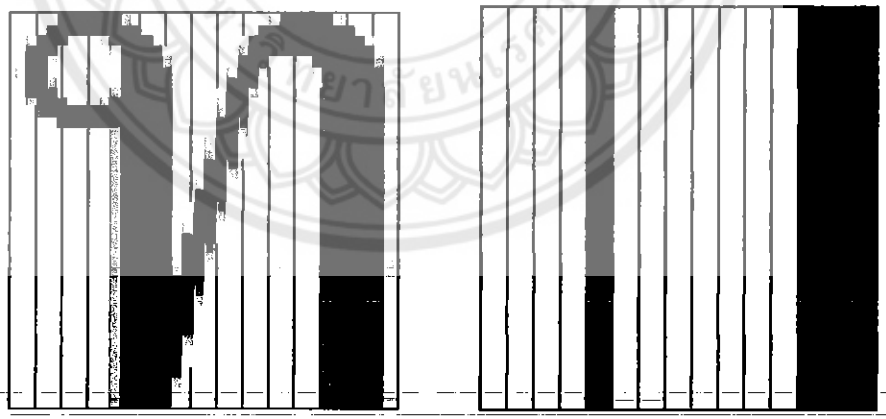
3.1.1.2 การหาตำแหน่งเส้นตรงในแนวตั้ง

จากภาพที่รับมาจะถูกการขยายให้เต็มขนาดเราสามารถระบุได้ว่ามีเส้นอยู่ในส่วนไหนบ้างของรูปภาพ โดยแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ส่วนที่1 ด้านหน้า ส่วนที่2 ตรงกลาง ส่วนที่3 ด้านหลัง โดยการทำงาจะแบ่งแกนทดสอบย่อยๆ เพราะตัวหนังสือบางตัวเมื่อนำมาหาลักษณะแบบนี้แล้วการมีเส้นอาจจะอยู่ระหว่าง หน้ากับกลาง หรือ กลางกับหลัง เพื่อแบ่งแยกการมีเส้นที่ซ้อนกันทั้งๆที่เป็นเส้นเดียวกันโดยจะแบ่ง แกนออกเป็น 15 แกนเพื่อใช้ทดสอบการมีเส้น เมื่อแบ่งการมีเส้นย่อยๆด้านละ 5 แกน



ภาพที่ 3.4 แสดงการแบ่งภาพเพื่อหาเส้นตำแหน่งตรงในแนวตั้ง

จากภาพที่ 3.4 เป็นการแบ่งภาพย่อย ๆ ออกเป็น 5 แกน แกนที่ 1 ถึง 5 ทดสอบการมีเส้นด้านหน้า แกนที่ 6 ถึง 10 ทดสอบการมีเส้นตรงกลาง แกนที่ 11 ถึง 15 ทดสอบการมีเส้นด้านหลังการทำงานจะนับจุดสีดำในแกนที่จะทำการทดสอบว่า มีจุดสีดำมากกว่าจุดสีขาวเกินกว่าที่กำหนดไว้ และจะต้องมีตั้งแต่ 2 แกนขึ้นไปจึงจะถือว่าแกนที่ทดสอบนั้นมีลักษณะที่เส้น เมื่อได้ข้อมูลของแกนที่เป็นเส้นทั้งหมดนำมาหาการมีเส้นอยู่ด้านไหน โดยคิดจากการมีแกนทดสอบที่เป็นเส้นตั้งแต่สองเส้นขึ้นไป จะกำหนดให้ด้านนั้นมีลักษณะเป็นเส้น



ภาพที่ 3.5 แสดงการทำงานของการหาตำแหน่งเส้นตรงในแนวตั้ง

จากภาพ 3.5 แสดงการหาลักษณะเด่นที่ได้จากตัว "ท" การหาค่าที่ได้จากการทดสอบ ซึ่งแกนทดสอบที่มีลักษณะเป็นเส้น คือ 5,6,7,13,14 และ 15

ในด้านหน้ามีแกนทดสอบ 5 แกนมีลักษณะเป็นเส้น 1 แกนคือแกนที่ 5 ถือว่าด้านหน้าไม่มีเส้น

ในตรงกลางมีแกนทดสอบ5 แกนมีลักษณะเป็นเส้น 2 แกนคือแกนที่ 6 และ7 ที่มีลักษะเป็นเส้นถือว่าตรงกลางมีเส้น

ในด้านหลังมีแกนทดสอบ 5 แกนมีลักษณะเป็นเส้น 3 แกนคือแกนที่ 13,14 และ15 สามแกนที่มีลักษณะเป็นเส้น ถือว่าด้านหลังมีเส้น

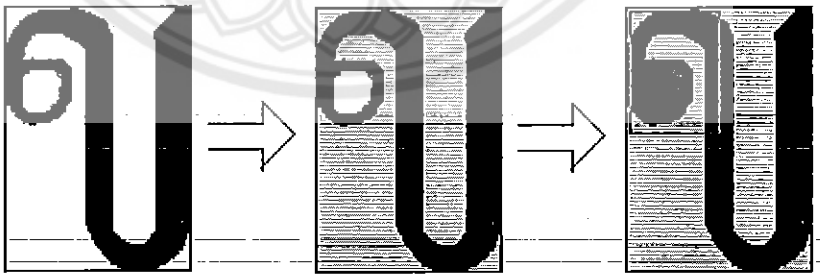
จากการหาค่าที่ทดสอบทั้งหมดจะได้ข้อมูล 6 รูปแบบ 3 ตัว คือ

การมีเส้นด้านหน้า	แทนด้วย 100	(1)
การมีเส้นตรงกลาง	แทนด้วย 010	(2)
การมีเส้นด้านหลัง	แทนด้วย 001	(3)
การมีเส้นด้านหน้าและกลาง	แทนด้วย 110	(4)
การมีเส้นด้านหน้าและหลัง	แทนด้วย 101	(5)
การมีเส้นตรงกลางและหลัง	แทนด้วย 011	(6)

3.1.1.3 การหาตำแหน่งหัว

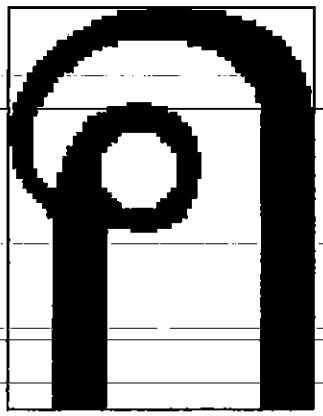
ตัวหนังสือภาษาไทยนั้นแทบทุกตัวประกอบไปด้วยหัวและหัวของแต่ละตัวมีตำแหน่งที่แตกต่างกันและบางตัวเหมือนกันจึงได้นำลักษณะมาเป็นข้อมูลในการสอนโครงข่าย

การทำงานเป็นสองส่วน ส่วนแรกจะเติมเต็มในส่วนที่ว่างให้หมดทั้งภาพ ส่วนที่สองจะหาตำแหน่งของหัวโดยวัดจากหลุมของสีหลังจากที่ได้ถมไปในขั้นตอนแรก โดยจะแบ่งตำแหน่งหัวออกเป็น 5 ตำแหน่ง ขวาบน ซ้ายบน ขวาล่าง ซ้ายล่าง ตรงกลาง เมื่อหลุมสีไปตกอยู่ในตำแหน่งไหนก็จะได้ว่ามีลักษณะของหัวอยู่ในตำแหน่งนั้น จากการทำงานนี้จะได้ลักษณะเด่นของหัว 5 ตัว



ภาพที่ 3.6 แสดงการทำงานของการหาตำแหน่งหัว

จากภาพที่รับมาจะมีสีขาว และสีดำส่วนสีขาวจะเป็นพื้นหลังสีดำจะเป็นตัวหนังสือจากภาพที่ แสดงภาพตัวหนังสือ ค ที่รับเข้ามา



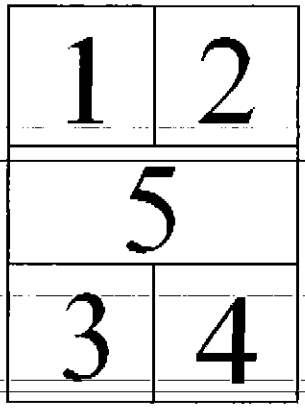
ภาพที่ 3.7 แสดงภาพ ค ที่รับเข้ามา

ทำการเทสีรอบรูปภาพด้วยสีแดง พอเทสีจนรอบภาพแล้วเราจะได้หลุมของสีขาวที่ไม่สามารถเทสีลงไปได้

ภาพที่ 3.8 แสดงภาพ ค ที่ผ่านการเทสีแดงรอบรูป

การเทสีจะใช้การทำงานแบบรีเคอร์ซีฟ โดยตรวจสอบรอบๆรูป เริ่มจากจุดแรก 0,0 วนไปเรื่อย ๆ จนครบรอบ ให้ดูว่าจุดที่ตรวจสอบเป็นสี ขาวหรือไม่ ถ้าใช่ให้เปลี่ยนสีขาวเป็นสีแดงแล้วไปทดสอบจุดใหม่ในตำแหน่งรอบตัวของจุดที่ทดสอบนั้นไปเรื่อย

เมื่อทำการเทสีเรียบร้อยแล้ว จะได้หลุมของสีขาวที่ไม่สามารถเทสีแดงลงไปได้ ซึ่งคิดว่าหลุมสีขาวนี้เป็นลักษณะของหัวแล้วมาดูตำแหน่งอีกที่ว่าหลุมสีขาวอยู่ตำแหน่งไหนของรูปซึ่งจะแบ่งแยกลักษณะตำแหน่งหัวออกเป็น 5 ตำแหน่ง คือ 1 ขวาบน 2 ซ้ายบน 3 ขวาล่าง 4 ซ้ายล่าง 5 ตรงกลาง ตามภาพที่ 3.9



ภาพที่ 3.9 แสดงการแบ่งตำแหน่งของหัว

นำภาพที่ผ่านการเทสีมาหาว่ามีหัวในตำแหน่งใด โดยใช้การวนลูปนับจำนวนจุดที่เป็นสีขาวในช่องต่างๆ ถ้ามีจุดสีขาวมากว่าที่กำหนดไว้ ในช่องตำแหน่งนั้นจะถือว่ามีลักษณะที่มีหัว

ภาพที่ 3.10 แสดงการหาตำแหน่งของหัว

จากภาพที่ 3.10 การหาตำแหน่งของ ค โดยกำหนดจุดที่มีถ้าเกิน 300 จุดจะถือว่ามีหัว ในช่องที่ 1 มีสีขาว 30 จุดน้อยกว่าที่กำหนดไว้ แสดงว่าไม่มีหัวในช่องนี้ ช่องที่ 2 ไม่มีสีขาวเลย แสดงว่าไม่มีหัวในช่องนี้ ช่องที่ 3 ไม่มีสีขาวเลย แสดงว่าไม่มีหัวในช่องนี้ ช่องที่ 4 ไม่มีสีขาวเลย แสดงว่าไม่มีหัวในช่องนี้ ช่องที่ 5 มีสีขาว 347 จุด มากกว่าที่กำหนดไว้คือ 300 จุด แสดงว่ามีหัวในช่องนี้ ซึ่งนำข้อมูลที่ได้ทั้งหมดมาใช้โดยแบ่งเป็น 5 ตัว ตามลำดับดังนี้ 1 ขวาบน 2 ซ้ายบน 3 ขวาล่าง 4 ซ้ายล่าง 5 ตรงกลาง ถ้ามีลักษณะของหัวในตำแหน่งใดจะถูกแทนข้อมูลด้วย 1 ถ้าไม่มีหัวจะถูกแทนข้อมูลด้วย 0

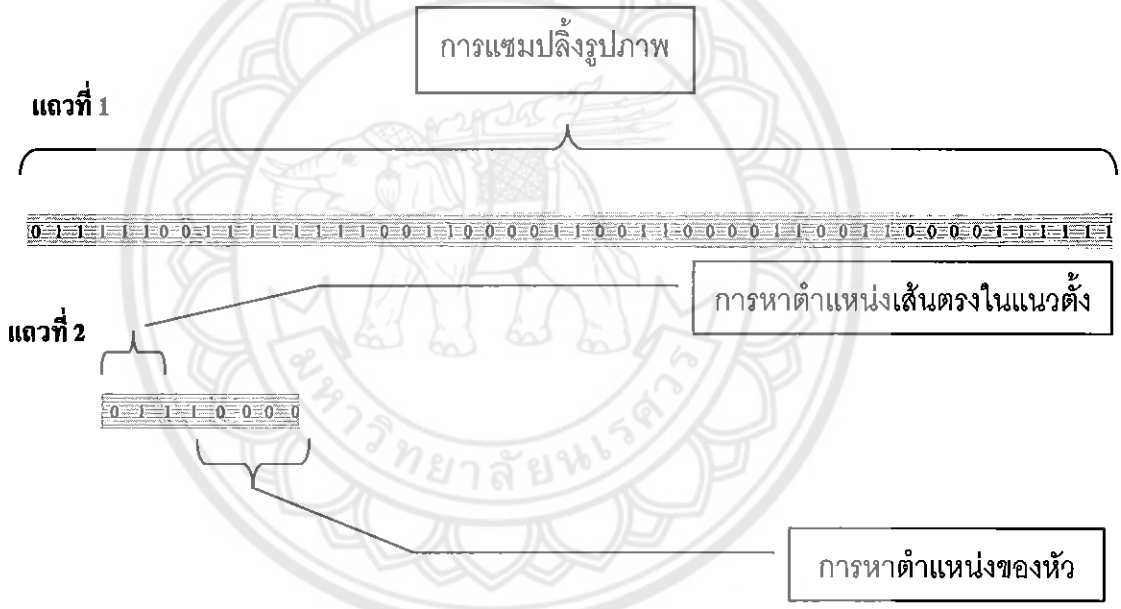
ยกตัวอย่างเช่น ค มีหัวอยู่ตรงกลางจะถูกแทนข้อมูลด้วย 00001

ยกตัวอย่างเช่น ห มีหัวอยู่ซ้ายบน และ ขวาบน ตรงกลางจะถูกแทนข้อมูลด้วย 11000

จากลักษณะเด่นทั้งหมด รูปแบบ จะนำไปใช้ในการเรียนรู้ของชุดสอน และใช้ในการรู้จำของชุดรู้จำโดยเรียงจาก

1. การแซมปลิ้งรูปภาพ	แถวแรกทั้งหมด
2. การหาตำแหน่งเส้นตรงในแนวตั้ง	แถวที่ 2 ตัวที่ 1 ถึง ตัวที่ 3
3. การหาตำแหน่งของหัว	แถวที่ 2 ตัวที่ 4 ถึง ตัวที่ 8

สามารถอธิบายเพื่อให้เห็นภาพได้ดังนี้



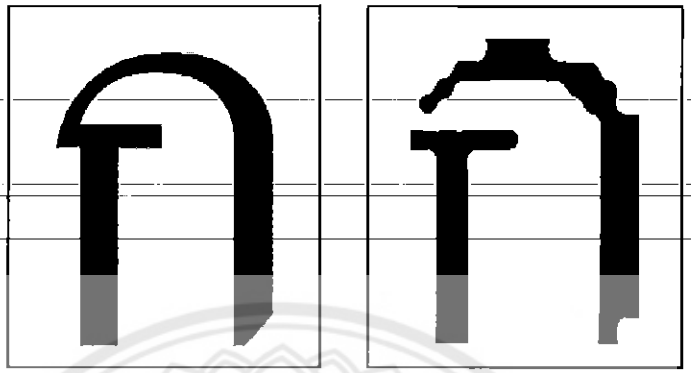
ภาพที่ 3.11 การหาตำแหน่งของตัวอักษร

ในหนึ่งบรรทัดจะมีข้อมูลของตัวหนังสือหนึ่งตัวเมื่อมีหลายตัว ก็จะไปเขียนบรรทัดใหม่ไปเรื่อย ๆ ตามตัวหนังสือ

3.2 การรู้จำภาพตัวอักษร

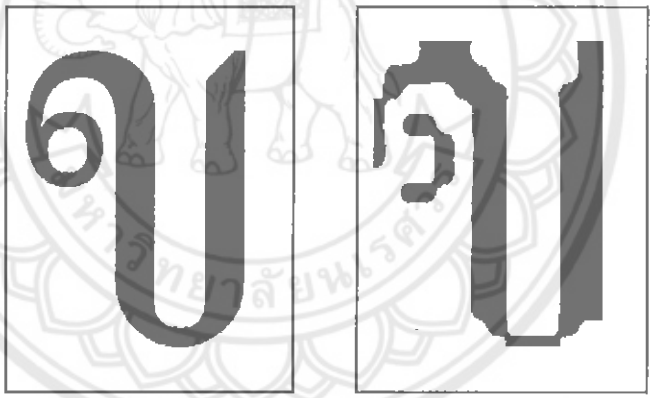
การรู้จำภาพตัวอักษรของโครงข่ายประสาทเทียม จะมีความถูกต้องได้มากหรือน้อย ซึ่งจะขึ้นอยู่กับชนิดของรูปภาพตัวอักษรที่ใช้ในการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากค่าความคมชัดของภาพตัวอักษรจะมีผลกระทบต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม ดังแสดง

ให้เห็นค่าของความแตกต่างระหว่างภาพที่สมบูรณ์และไม่สมบูรณ์ ได้ดังรูปที่ 3.12 ซึ่งเป็นรูปภาพ ก (ก) ที่สมบูรณ์ และ ก (ข) ที่ไม่สมบูรณ์ และ ภาพที่ 3.13 เป็นรูปภาพ ข (ก) ที่สมบูรณ์และ ข (ข) ที่ไม่สมบูรณ์



(ก) (ข)

ภาพที่ 3.12 แสดงรูปภาพตัวอักษร ก (ก) สมบูรณ์ และ (ข) ไม่สมบูรณ์



(ก) (ข)

ภาพที่ 3.13 แสดงรูปภาพตัวอักษร ข (ก) สมบูรณ์ และ (ข) ไม่สมบูรณ์

โครงสร้างการทำงานโครงข่ายประสาทเทียม (Structure of Neural Network) ที่ใช้ในการทำงานเป็นแบบชนิดแพร่ย้อนกลับ (Black Propagation of Neural Network) การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ จะนำค่าของเอาต์พุตที่ได้ย้อนกลับไป เพื่อทำการปรับค่าของน้ำหนักใหม่ ทำการปรับค่าไปเรื่อย ๆ จนกว่าค่าเอาต์พุตที่ได้อยู่ภายใต้เงื่อนไขของระบบสามารถยอมรับได้ ระบบจึงหยุดทำการปรับสอน และฟังก์ชันการกระตุ้นเพื่อช่วยในกระบวนการตัดสินใจให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ในโครงงานนี้ใช้ ซิกมอยด์ฟังก์ชั่น (Sigmoid Function) แบบ

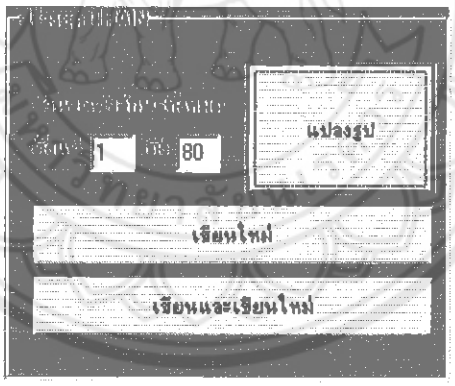
ลอจิสติกฟังก์ชัน (Logistic Function) โดยมีสมการในการปรับค่าของโครงข่ายประสาทเทียม คือ $F(x)=\frac{1}{1+e^{-x}}$ ซึ่งสามารถเรียกใช้งานในโปรแกรม Matlab ด้วยฟังก์ชัน logsig

3.2.1 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม (Training of Neural Network)

การฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้โปรแกรม Matlab ในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมก่อนการฝึกสอนจะต้องมีการเตรียมข้อมูลรูปภาพตัวอักษร ในแต่ละรูปแบบและในแต่รูปแบบของรูปภาพตัวอักษรกำหนดให้เป็น Front Angsana New โดยรวมทั้งหมด 13 ชุดข้อมูล ซึ่ง ในแต่ละชุดข้อมูลประกอบไปด้วยรูปภาพตัวอักษรจากการสแกนภาพด้วยเครื่องสแกนเนอร์ ที่ความละเอียด 300 dpi และ 600 dpi และรูปภาพจากการถ่ายเอกสาร โดยรูปภาพที่ใช้มีขนาดของ Front ตั้งแต่ 18,20,24,28,32 และ 36 ซึ่งในขั้นตอนการแปลงภาพรูปภาพของตัวอักษรมีกระบวนการดังนี้

ข้อมูลอินพุตชุดฝึกสอน

- รับรูปภาพขนาด 150 X 200 Pixels
- ชื่อไฟล์ของรูปตั้งแต่ 001.bmp ถึง 081.bmp
- ชื่อตัวอักษรในแต่ละชุดจะเรียงจาก 001 ถึง 081



ภาพที่ 3.14 แสดงภาพโปรแกรมที่ใช้ในการสร้างข้อมูลอินพุตที่ใช้ฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

จากภาพที่ 3.14 โปรแกรมส่วนนี้ทำหน้าที่สร้างข้อมูลจากรูปภาพมาเป็นลักษณะเด่น การสร้างชุดฝึกสอนที่ใช้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเมื่อสร้างเสร็จจะได้ไฟล์ input.xls และ output.xls ซึ่งสองไฟล์นี้จะมีข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนชุดโครงข่าย และในการสร้างชุดโครงข่ายจำเป็นที่จะต้องมีข้อกำหนด ซึ่งมีขั้นตอนการทำงานดังนี้

1. รูปภาพตัวอักษร และ การตั้งชื่อรูปภาพตามที่กำหนด ยกตัวอย่าง เช่น รูป ก จะตั้งชื่อไฟล์ 001.bmp เรียงต่อกันมาไปเรื่อย ๆ จนถึงตัวสุดท้ายจะเป็นตัวที่ 081.bmp หรือ ตั้งแต่ 1 ถึง 81 จากรูปแบบของโปรแกรม

การใช้งานส่วนของการสร้างชุดฝึกสอนจะต้องระบุ Path Directory ของ Folder ที่เก็บชุดข้อมูลรูปนั้นก่อนแล้วจึงกดปุ่มแปลงรูป แล้วลำดับต่อไปจะทำการเขียนไฟล์ มีสองปุ่มคือ เขียนใหม่ เขียนและเขียนเพิ่ม

2. ในกรณีที่เขียนใหม่ เมื่อกดปุ่มแปลงรูปแล้ว กดปุ่มเขียนใหม่ โปรแกรมจะเขียนไฟล์ที่แปลงข้อมูลรูปภาพที่เราระบุ Path Directory ในครั้งแรก ถ้าต้องการทำข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนหลาย ๆ ชุด เมื่อกดปุ่มแปลงรูปแล้ว หากต้องการจะแปลงรูปใน Folder อื่น ก็สามารถเปลี่ยน Path Directory ไปที่ Folder ต่อไป แล้วกดแปลงรูป เมื่อแปลงรูปครบทุกตัวอักษรตามต้องการแล้วจึงกดเขียนไฟล์ และจะได้ไฟล์ input.xls และ output.xls ใน Directory และเมื่อเขียนไฟล์เสร็จแล้วโปรแกรมจะไม่สามารถเขียนได้อีก ถ้ากดเขียนใหม่ข้อมูลจะไม่มี (null)

3. ในกรณีที่กดเขียนและเขียนเพิ่มใช้สำหรับการสร้างชุดฝึกสอนที่ยังไม่หมด แล้วกดเขียนใหม่ถ้าต้องการเขียนเพิ่มจากของเดิมให้กดแปลงรูปแล้วกดเขียนและเขียนเพิ่มจะได้ข้อมูลของชุดสอนเพิ่มขึ้น

ทั้ง 3 ขั้นตอนไม่จำเป็นที่จะต้องทำทั้งหมด ซึ่งขึ้นอยู่กับลำดับของข้อมูลที่ได้ทำการฝึกสอน โดยลำดับข้อมูลกำหนดให้อยู่ระหว่าง 1 ถึง 81 ซึ่งข้อที่ 1 หากข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนเริ่มตั้งแต่ 1 ถึง 81 ก็ไม่จำเป็นที่จะต้องฝึกสอนเพิ่มเติมอีก เนื่องจากข้อมูลได้ทำการฝึกสอนไว้ครบแล้ว ดังนั้น ข้อที่ 2 และข้อที่ 3 จะทำได้ในกรณีที่ทำการฝึกสอนเพิ่มเติมเท่านั้น

ผลลัพธ์ที่ได้จากโปรแกรม

ชุดรูปภาพในการรู้จำเมื่อผ่านโปรแกรมจะได้ ลักษณะเด่นของรูป เขียนลงไฟล์ input.xls และ output.xls

- ไฟล์ input ประกอบไปด้วยลักษณะเด่นของตัวอักษร
- ไฟล์ output จะมีค่าผลลัพธ์ที่ต้องการในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ลักษณะของข้อมูลในการเปรียบเทียบผลลัพธ์

	A	B	C
1	1000000		ก
2	0100000		ข
3	1100000		ฃ
4	0010000		ค
5	1010000		ฅ
6	0110000		ฆ
7	1110000		ง
8	0001000		จ
9	1001000		ฉ
10	0101000		ช
11	1101000		ซ
12	0011000		ฌ
13	1011000		ญ
14	0111000		ฎ
15	1111000		ฏ
16	0000100		ฐ
17	1000100		ฑ
18	0100100		ฒ
19	1100100		ด
20	0010100		ต

20	0010100	ต
21	1010100	ถ
22	0110100	ท
23	1110100	ธ
24	0001100	น
25	1001100	บ
26	0101100	ป
27	1101100	ผ
28	0011100	ฝ
29	1011100	พ
30	0111100	ฟ
31	1111100	ภ
32	0000010	ม
33	1000010	ย
34	0100010	ร
35	1100010	ฤ
36	0010010	ล
37	1010010	ฦ
38	0110010	ว
39	1110010	ศ
40	0001010	ษ

ภาพที่ 3.15 แสดงลักษณะของชุดข้อมูลที่จะใช้ในการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียม

จากภาพที่ 3.15 ใช้รหัสของเลขฐานสองในการแทนค่าของตัวอักษรรหัสทั้งหมดมี 7 ตัว ซึ่ง 7 ตัวจะแทนด้วยรหัสของตัวอักษรได้ทั้งหมด 128 ตัว ซึ่งเพียงพอกับความต้องการเช่น

ก จะถูกแทนด้วยรหัส 1 0 0 0 0 0 0 0

ข จะถูกแทนด้วยรหัส 0 1 0 0 0 0 0 0

ฃ จะถูกแทนด้วยรหัส 1 1 0 0 0 0 0 0

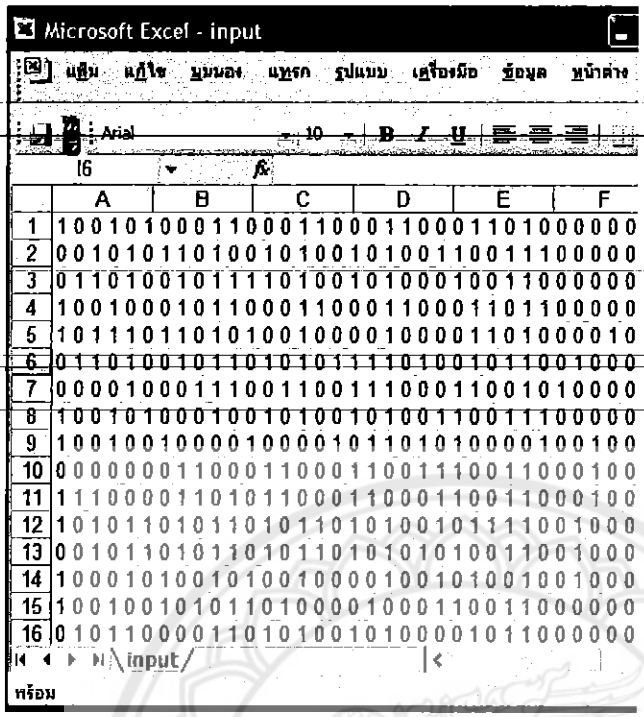
ค จะถูกแทนด้วยรหัส 0 0 1 0 0 0 0 0

ต จะถูกแทนด้วยรหัส 1 0 1 0 0 1 0 0

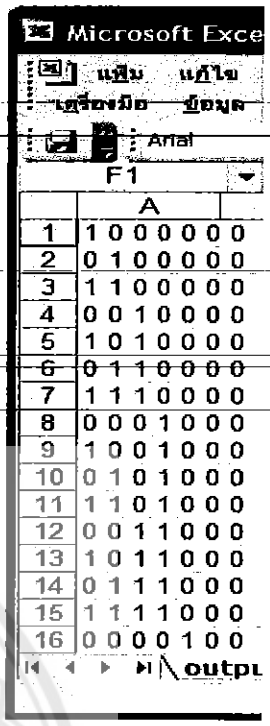
ฆ จะถูกแทนด้วยรหัส 0 1 1 0 0 0 0 0

ง จะถูกแทนด้วยรหัส 1 1 1 0 0 0 0 0

อินพุต



เอาท์พุต



ภาพที่ 3.16 แสดงข้อมูลตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน ระหว่างอินพุต และ เอาท์พุตให้กับ โครงข่ายประสาทเทียม

จากภาพที่ 3.16 แสดงให้เห็นจำนวนค่าของอินพุตและค่าของเอาท์พุต ซึ่งเป็นค่าที่ใช้ในการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะมีการฝึกสอนเป็นคู่ เช่น ในแถวที่หนึ่งของอินพุตก็จะคู่กับแถวที่หนึ่งของเอาท์พุต ไปเรื่อย ๆ จนครบทุกคู่ของจำนวนข้อมูลในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะมีทั้งหมด 81 แบบ

3.3 ตัวอย่างตัวอักษรที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูลที่ใช้ในการสอนชุดโครงข่ายได้มาจากการพิมพ์ภาษาไทย โดยใช้รูปแบบ Angsana New ในรูปแบบประกอบไปด้วย พยัญชนะ 46 ตัว สระ 20 ตัว วรรณยุกต์ 4 ตัว ตัวเลข 10 ตัว รวม 81 ตัวอักษร ในหนึ่งรูปแบบ แต่ละรูปแบบแบ่งตามขนาดของตัวอักษรที่ใช้ แบ่งออกเป็น ขนาด 16 , 20 , 24 , 28 , 36 , 42, 72 โดยสแกนความละเอียดที่แตกต่างกันคือ 300 และ 600 dpi จะได้รูปแบบออกมารวม 13 ชุด รวม 1053 ตัวอักษร

ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบมีอยู่ทั้งหมด 5 ชุดประกอบด้วย มีดังนี้

3.3.1 ข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 ตัวอักษรฟอนต์ Angsana New ขนาด 20 แล้วนำมาสแกนด้วยความละเอียดที่ 600 dpi โดยทำการทดสอบทีเดียวทั้งชุดครบทุกตัวอักษร

3.3.2 ข้อมูลทดสอบชุดที่ 2 ตัวอักษรฟอนต์ Angsana New ขนาด 24 แล้วนำมาสแกนด้วยความละเอียดที่ 600 dpi

3.3.3 ข้อมูลทดสอบชุดที่ 3 ตัวอักษรฟอนต์ Angsana New ขนาด 28 แล้วนำมาสแกนด้วยความละเอียดที่ 600 dpi

3.3.4 ข้อมูลทดสอบชุดที่ 4 ตัวอักษรฟอนต์ Angsana New ขนาด 36 แล้วนำมาสแกนด้วยความละเอียดที่ 600 dpi

3.3.5 ข้อมูลทดสอบชุดที่ 5 ตัวอักษรฟอนต์ Angsana New ขนาด 48 แล้วนำมาสแกนด้วยความละเอียดที่ 600 dpi

รูปแบบชุดตัวอักษรที่ใช้ฝึกสอนและทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียม

ก ข ฃ ค ฅ ฆ ง จ ฉ ช ซ ฌ ญ ฎ ฏ ฐ ฑ ฒ ณ ด ต ถ ท ธ น บ ป ผ ฝ พ ฟ ภ ม ย ร ฤ ล ฦ ว ศ ษ ส ห ฬ อ ฮ ฯ ะ ั า ิ ี ึ ื ุ ู ฺ เ แ โ ใ ไ ๅ ๆ ็ ่ ้ ๊ ๋ ์ ฎ 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 แ

3.4 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม (Training of Neural Network)

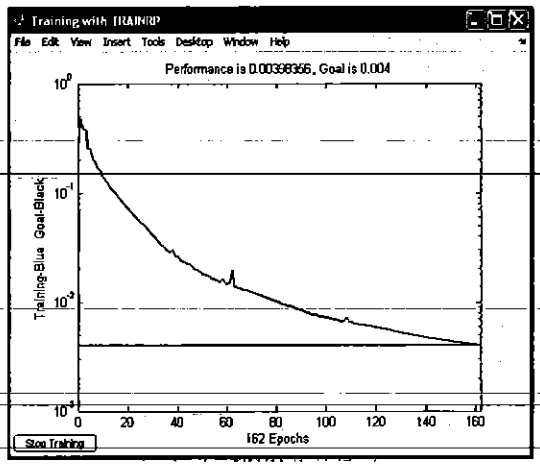
การฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม สามารถสร้างได้จากโปรแกรม Matlab ซึ่งจะมีโครงสร้างการทำงานของโปรแกรมที่ไม่ซับซ้อน โดยเฉพาะจะมีรายละเอียดการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมที่อยู่ภายในโปรแกรม การทำงานของโปรแกรมสามารถอธิบายได้ดังนี้

โปรแกรมการสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

```
pall = load('C:\MATLAB7\work\input.xls');
pall = pall';
sall = load('C:\MATLAB7\work\output.xls');
sall = sall';
test = load('C:\MATLAB7\work\test.xls');
test = test';
net = newff(minmax(pall),[200,7],{'logsig','logsig','logsig'},'trainrp');
net.trainParam.show = 10;
net.trainParam.lr = 0.01;
net.trainParam.lr_inc = 0.05;
net.trainParam.epochs = 500;
net.trainParam.goal = 0.001;
[net,tr] = train(net,pall,sall);
o = sim(net,test)
o = round(o)
o = o'
save('C:\MATLAB7\work\OCR_thai99.mat','net');
```

จากโค้ดโปรแกรมเป็นส่วนของการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม มีคำอธิบายดังนี้ การทำงานของโปรแกรมเริ่มจากค่า pall จะเป็นการ Load ค่าของข้อมูลอินพุตซึ่งกำหนดให้ข้อมูลอินพุตเป็นโปรแกรม Microsoft Excel โดยก็จะมี Part ที่ใช้ในการเรียกของชื่อโปรแกรมนั้นอยู่

และข้อมูลที่ถูกเรียกต้องอยู่ภายใต้ Condition ของโปรแกรมนั้นๆ ซึ่งโปรแกรมที่ใช้เขียนนี้เป็นโปรแกรม Mathlab โดยค่าของข้อมูลอินพุตจะให้ทำการ Load มาเก็บไว้ในตัวแปร pall และจากนั้นก็จะต้องมีการ Load ค่าของชุดข้อมูล Output ที่กำหนดไว้ หรือค่าของข้อมูล Target มาเก็บไว้ในตัวแปร sall แล้วนำค่าของตัวทั้งสองที่ได้จากการ Load ค่าของข้อมูลมา เพื่อทำการ Transport ให้ได้ค่าขนาดของจำนวน Colum ที่เท่ากัน และพร้อมที่จะนำเข้าชุดโครงข่ายต่อไป net หมายถึงชุดของโครงข่ายที่ใช้ในการสอน และภายใน net ประกอบไปด้วย newff เป็นโครงข่ายของ Black Propagation minmax(p) เป็นจำนวนของข้อมูลที่นำเข้า และค่า 100 กับ 7 เป็นจำนวนของชั้นซ่อนและชั้นเอาท์พุตตามลำดับ ซึ่งก็จะมีการเรียกใช้ ฟังก์ชัน logsig โดยจะเป็นการบีบค่าของช่วงข้อมูลให้อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 และการเทรนของโครงข่ายนั้นจะเป็นชนิด Trainrp ซึ่งเป็นการเทรนของ Black Propagation และค่า net.trainParam.show = 10 เป็นการ Show ค่าทุกๆ 10 รอบการทำงานของโครงข่าย net.trainParam.lr = 0.05 เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากค่าของการทำงานได้ตั้งไว้ที่ 0.05 เพราะว่าเป็นการอ่านค่าของ Goal ซึ่งค่าของ Goal ตั้งไว้ที่ 0.001 ดังนั้น เพื่อเป็นการตั้งค่าให้ถึงระยะ Goal หากตั้งค่าไว้ละเอียดมากเท่าไหร่โอกาสที่จะข้าม Goal ไปก็น้อย แต่จะใช้เวลานานขึ้น และถ้าหาก เลือกค่าของ อัตราการเรียนรู้ให้ได้พอดีกับค่าของ Goal แล้วก็จะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมทำงานได้ดียิ่งขึ้นและเร็วขึ้น net.trainParam.epochs = 200 เป็นจำนวนรอบที่อ่านซึ่งกำหนดให้เป็น 200 รอบก็เพียงพอที่จะทำให้ค่าที่ได้ถึง Goal แล้ว net.trainParam.goal = 0.004 เป็นค่าของเป้าหมายที่ได้ตั้งไว้ [net,tr] = train(net,p,s) เป็นการเทรนค่าของชุดข้อมูลอินพุตและชุดข้อมูลเอาท์พุต o = sim(net,p) เป็นการทดสอบโดยค่าของข้อมูลออกมา (Output ที่ได้ออกมา) o = round(o) เป็นการปัดค่าให้อยู่ในเลขของจำนวนเต็ม เช่น 0.0012 ก็จะได้ 0 และ 0.8251 จะได้เป็น 1 นั้นหมายถึงหากน้อยกว่า 0.5 ให้ปัดเป็น 0 และหากมากกว่าหรือเท่ากับ 0.5 ให้ปัดเป็น 1 ซึ่งก็จะอยู่ภายใต้ Condition ของ logsig function save('C:\Program Files\MATLAB704\work\OCRNet.mat', 'net') เป็นการ save ค่าของข้อมูลของชุดโครงข่ายที่ได้ทำการฝึกสอนหรือ เทรนไปแล้ว ให้อยู่ในตัวแปรชื่อ OCRNet.mat อัตราการเรียนรู้ ที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม



ภาพที่ 3.17 แสดงกราฟอัตราการเรียนรู้ที่ได้จากการฝึกสอน

จากกราฟที่ได้จากการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะสังเกตเห็นได้ว่าค่าของเส้นกราฟจะค่อย ๆ ลดลงจนถึงเส้นสีดำในแนวนอน คือเส้นของ Goal – Black เส้น Goal – Black คือเส้นของค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ เพื่อให้ทราบว่าผลที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้น มีการเปลี่ยนแปลงเข้าสู่จุดที่ดีขึ้นเรื่อย ๆ ตามลำดับ

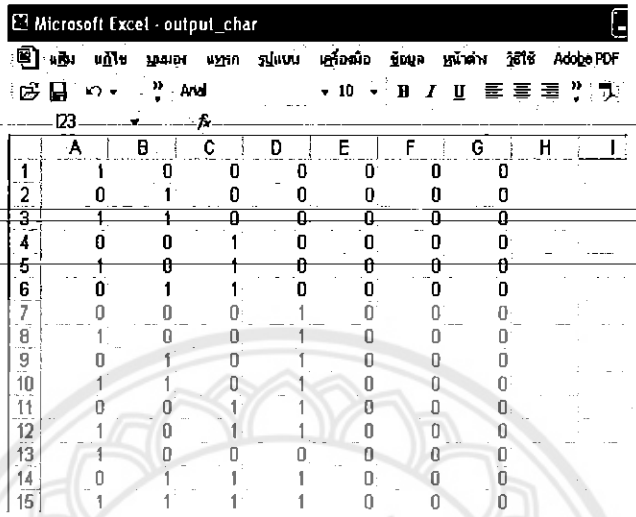
3.5 การทดสอบการรู้จำของโครงข่ายประสาทเทียม

โปรแกรมในการทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียม

```
load('C:\MATLAB7\work\OCR_thai99.mat')
t = load('C:\MATLAB7\work\test.xls')
t = t'
o = sim(net,t)
o = round (o)
o = o'
delete('C:\MATLAB7\work\character.txt')
save('C:\MATLAB7\work\character.txt','o','-ascii')
```

จากโค้ดโปรแกรมเป็นส่วนของการทดสอบให้กับโครงข่ายประสาทเทียม มีคำอธิบายดังนี้ จากการทำงานของการทดสอบการรู้จำของโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะมีการ Load ค่าของชุดโครงข่ายที่ได้ save ไว้ ด้วยตัวแปร OCRNet.mat จากนั้น ทำการ Load ข้อมูลที่ใช้ ทดสอบซึ่งกำหนดไว้ในโปรแกรม Microsoft Excel และมาเก็บไว้ในตัวแปร t และทำการ Transpose ให้ตรงกับชุดของเดิมแล้วทดสอบ โดยใช้คำสั่ง sim ค่าออกมา ผ่านการปัดเศษให้เป็นเลขจำนวนเต็มแล้ว Transpose อีกครั้ง delete ไฟล์เดิมที่มีก่อนหน้านี้ เพื่อไม่ให้มีการ save ทับไฟล์เก่า จึงต้องทำการลบแล้วเขียนใหม่ด้วยคำสั่ง xlswrite ซึ่งไฟล์ที่เขียนจะเขียนลงในโปรแกรม Microsoft

Excel โดยกำหนดให้เป็นตัวแปร output_char.xls จากไฟล์ output_char จะได้รหัสของตัวอักษรที่ผ่านการรู้จำของโครงข่ายประสาทเทียม ตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้แสดงดังภาพที่ 3.18



Microsoft Excel - output_char

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	1	0	0	0	0	0	0		
2	0	1	0	0	0	0	0		
3	1	1	0	0	0	0	0		
4	0	0	1	0	0	0	0		
5	1	0	1	0	0	0	0		
6	0	1	1	0	0	0	0		
7	0	0	0	1	0	0	0		
8	1	0	0	1	0	0	0		
9	0	1	0	1	0	0	0		
10	1	1	0	1	0	0	0		
11	0	0	1	1	0	0	0		
12	1	0	1	1	0	0	0		
13	1	0	0	0	0	0	0		
14	0	1	1	1	0	0	0		
15	1	1	1	1	0	0	0		

ภาพที่ 3.18 แสดงตัวอย่างการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

การทำงานของชุดโครงข่ายประสาทเทียมพิจารณาจากกราฟที่ได้จากการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งค่าของการฝึกสอนจะค่อย ๆ เริ่มเรียนรู้เพื่อที่จะให้เข้าใกล้ค่าของ Goal -- Black และค่าของข้อมูลที่ได้จากการฝึกสอนจะต้องให้มีค่าที่เท่ากับ Goal หรือ ใกล้เคียงมากที่สุด เพื่อที่จะได้ค่าของข้อมูลที่ออกมามีความถูกต้องมากที่สุด ซึ่งก็จะขึ้นอยู่กับการตั้งค่าการทำงานของโปรแกรมด้วยเช่นกัน

การสร้างข้อมูลอินพุตหรือข้อมูลเอาท์พุต เพื่อที่จะเป็นชุดข้อมูลให้กับโปรแกรม Mat Lab ไม่ว่าจะเขียนข้อมูลในโปรแกรม Microsoft Excel หรือ Note pad ก็ตามสามารถเขียนข้อมูลได้ทั้งสิ้น ซึ่งในการเรียกใช้งานอาจจะต้องมีคำสั่งในการเรียกใช้งานในแต่ละโปรแกรมที่ไม่เหมือนกัน ดังนั้น การที่จะเลือกโปรแกรมที่จะเขียนข้อมูลก็เป็นทางเลือกหนึ่งที่มีความสำคัญในการใช้งานของโครงข่ายประสาทเทียม และโปรแกรม Microsoft Excel ก็เป็นทางเลือกหนึ่งที่ดีและสามารถเขียนได้ง่ายไม่ซับซ้อนมากนัก แต่อาจจะต้องมีการเรียกใช้คำสั่งเพื่อที่จะได้เข้าถึงค่าของข้อมูลนั้น ๆ อยู่ด้วย

บทที่ 4

ผลการดำเนินงาน

จากการที่ได้ทำการทดสอบการรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยเป็นข้อมูลที่เก็บไว้ในแฟ้มแล้ว ก็จะได้ทำการทดลองข้อมูลตัวอักษรแต่ละชุดโดยจะประกอบด้วยชุดทดลองดังนี้

4.1 ผลการทดลอง

4.2 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 1

4.3 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 2

4.4 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 3

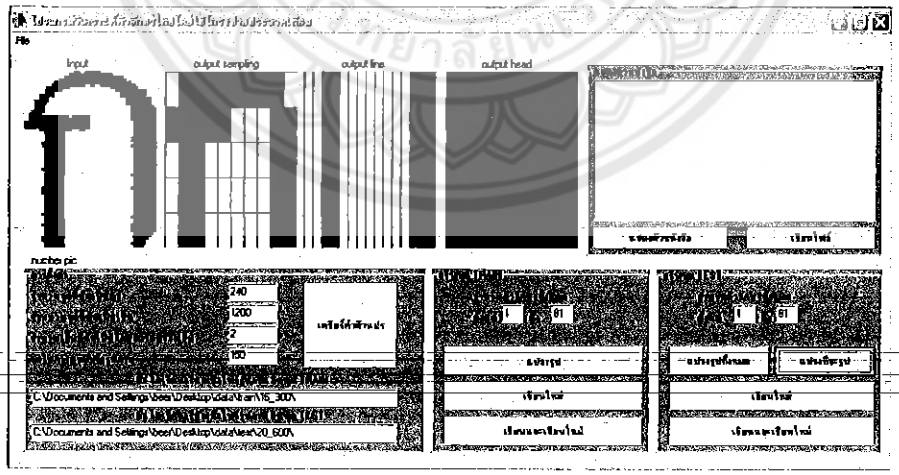
4.5 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 4

4.6 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 5

4.7 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ไม่สมบูรณ์

4.1 ผลการทดลอง

จากที่ได้ทำการเขียนโปรแกรมจะมีลักษณะดังแสดงในภาพที่ 4.1



ภาพที่ 4.1 แสดงลักษณะของโปรแกรม

จากการทดสอบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งทำการทดสอบด้วยข้อมูลทั้งหมดจำนวน 5 ชุดสามารถวัดค่าความถูกต้องได้ดังนี้

ตารางที่ 4.1 แสดงผลการทดสอบการรู้จำชุดข้อมูลที่ 1-5

ลำดับ	ตัวหนังสือ	ชุดที่ 1 ฟอนต์ 20 Angsana New		ชุดที่ 2 ฟอนต์ 24 Angsana New		ชุดที่ 3 ฟอนต์ 28 Angsana New		ชุดที่ 4 ฟอนต์ 36 Angsana New		ชุดที่ 5 ฟอนต์ 48 Angsana New		จำนวนความถูกต้อง	ความถูกต้อง (100 %)
		char	point	char	point	char	point	char	point	char	point		
1	ก	ก	1	ก	1	ก	1	ก	1	ก	1	5	100
2	ข	ข	1	ข	1	ข	1	ข	1	ข	1	5	100
3	ฃ	ฃ	1	ฃ	1	ฃ	1	ฃ	1	ฃ	1	5	100
4	ค	ค	1	ล	0	ค	1	ล	0	ล	0	2	40
5	ฅ	ฅ	1	ค	0	ฅ	1	ฅ	1	ฅ	1	4	80
6	ฆ	ฆ	1	ฆ	1	ฆ	1	ฆ	1	ฆ	1	5	100
7	ง	ง	1	ง	1	ง	1	ง	1	ศ	0	4	80
8	จ	จ	1	จ	1	จ	1	จ	1	จ	1	5	100
9	ฉ	บ	0	ฉ	1	บ	0	ฉ	1	ฉ	1	3	60

ตารางที่ 4.1 แสดงผลการทดสอบการรู้จำชุดข้อมูลที่ 1-5 (ต่อ)

10	ช	ช	1	ฐ	0	ช	1	ฐ	0	ฐ	0	2	40
11	ซ	ซ	1	ซ	1	ซ	1	ซ	1	ซ	1	5	100
12	ฌ	ฌ	1	ฌ	1	ฌ	1	ฌ	1	ฌ	1	5	100
13	ญ	ญ	1	ญ	1	ญ	1	ญ	1	ญ	1	5	100
14	ฎ	ฎ	1	ฐ	0	ฎ	1	ฎ	1	ฎ	1	4	80
15	ฐ	ฐ	1	ฐ	1	ฐ	1	ฐ	1	ฐ	1	5	100
16	ฑ	ฑ	1	ฑ	1	ฑ	1	ฑ	1	ฑ	1	5	100
17	ฒ	ฒ	1	ฒ	1	ฒ	1	ฒ	1	ฒ	1	5	100
18	ณ	ณ	1	ณ	1	ณ	1	ณ	1	ข	0	4	80
19	ด	ด	1	ด	1	ด	1	ด	1	ด	1	5	100

ตารางที่ 4.1 แสดงผลการทดสอบการรู้จำชุดข้อมูลที่ 1-5 (ต่อ)

20	ต	ต	1	ต	1	ต	1	ต	1	ต	1	5	100
21	ถ	ถ	1	ถ	1	ถ	1	ถ	1	ถ	1	5	100
22	ท	ท	1	ท	1	ท	1	ท	1	ท	1	5	100
23	ธ	ฐ	0	ธ	1	ธ	1	ฐ	0	ธ	1	3	60
24	น	น	1	๙	0	น	1	น	1	น	1	4	80
25	บ	บ	1	บ	1	บ	1	บ	1	บ	1	5	100
26	ป	ป	1	ป	1	ป	1	ป	1	ป	1	5	100
27	ผ	ผ	1	ผ	1	ผ	1	ผ	1	ผ	1	5	100
28	ฝ	ฝ	1	ฝ	1	ฝ	1	ฝ	1	ฝ	1	5	100

ตารางที่ 4.1 แสดงผลการทดสอบการรู้จำชุดข้อมูลที่ 1-5 (ต่อ)

29	พ	พ	1	พ	1	พ	1	พ	1	พ	1	5	100
30	ฟ	ฟ	1	ฟ	1	ฟ	1	ฟ	1	ฟ	1	5	100
31	ภ	ภ	1	ภ	1	ภ	1	ภ	1	ภ	1	5	100
32	ม	ม	1	ม	1	ม	1	ม	1	ม	1	5	100
33	ย	ย	1	ย	1	ย	1	ย	1	ย	1	5	100
34	ร	ร	1	ร	1	ร	1	ร	1	ร	1	5	100
35	ฤ	ฤ	1	ย	0	ฤ	1	ฤ	1	ฤ	1	4	80
36	ล	ล	1	ล	1	ล	1	ล	1	ล	1	5	100
37	ฦ	ฦ	1	ฦ	1	ฦ	1	ฦ	1	ฦ	1	5	100
38	ว	ว	1	ว	1	ว	1	ว	1	ว	1	5	100

ตารางที่ 4.1 แสดงผลการทดสอบการรู้จำชุดข้อมูลที่ 1-5 (ต่อ)

39	ศ	ศ	1	ศ	1	ศ	1	ศ	1	ศ	1	5	100
40	ษ	ษ	1	ษ	1	ษ	1	ษ	1	ษ	1	5	100
41	ส	ส	1	ส	1	ส	1	ส	1	ส	1	5	100
42	ห	ห	1	ห	1	ห	1	ห	1	ห	1	5	100
43	พ	พ	1	พ	1	พ	1	พ	1	ฤ	0	4	80
44	อ	อ	1	อ	1	อ	1	อ	1	อ	1	5	100
45	ฮ	ฮ	1	ฮ	1	ฮ	1	ะ	0	ฮ	1	4	80
46	ฯ	ฯ	1	ฯ	1	ฯ	1	ฯ	1	ฯ	1	5	100
47	ะ	ะ	1	ะ	1	ะ	1	ะ	0	ะ	1	4	80
48	ั	ั	1	ั	1	ั	1	ั	1	ั	1	5	100

ตารางที่ 4.1 แสดงผลการทดสอบการรู้จำชุดข้อมูลที่ 1-5 (ต่อ)

49	า	า	1	า	1	า	1	า	1	า	0	4	80
50	ำ	ำ	1	ำ	1	ำ	1	ณ	0	ร	0	3	60
51	ิ	ิ	1	ิ	1	ิ	1	ิ	1	ิ	1	5	100
52	ี	ี	1	ี	1	ี	1	ี	1	ี	1	5	100
53	ึ	ึ	1	ึ	1	ึ	1	ึ	1	ึ	1	5	100
54	ื	ื	1	ไ	0	ื	1	ื	1	ื	1	4	80
55	ุ	ุ	1	ุ	1	ุ	1	ุ	1	ุ	1	5	100
56	ู	ู	1	ู	1	ู	1	ู	1	ู	1	5	100
57	.	.	1	.	1	.	1	.	1	.	1	5	100

ตารางที่ 4.1 แสดงผลการทดสอบการรู้จำชุดข้อมูลที่ 1-5 (ต่อ)

58	เ	เ	1	เ	1	เ	1	เ	1	เ	1	5	100
59	โ	โ	1	โ	1	โ	1	โ	1	โ	1	5	100
60	ใ	ใ	1	ใ	1	ใ	1	ใ	1	ใ	1	5	100
61	ไ	ไ	1	ไ	1	ไ	1	ไ	1	ไ	1	5	100
62	า	า	1	า	0	า	1	ะ	0	า	0	2	40
63	ๆ	ๆ	1	ๆ	1	ๆ	1	ๆ	1	ๆ	1	5	100
64	็	็	0	็	1	็	1	็	1	็	1	4	80
65	'	'	1	'	1	'	1	'	1	'	1	5	100
66	์	์	1	์	1	์	1	์	1	์	1	5	100
67	์	์	1	์	1	์	1	์	1	์	1	5	100

ตารางที่ 4.1 แสดงผลการทดสอบการรู้จำชุดข้อมูลที่ 1-5 (ต่อ)

68	+	+	1	+	1	+	1	+	1	+	1	5	100
69	๙	๙	1	๙	1	๙	1	๙	1	๙	1	5	100
70	ฎ	7	0	ฎ	1	7	0	ฎ	1	ข	0	2	40
71	0	0	1	ข	0	0	1	ง	0	0	1	3	60
72	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	5	100
73	2	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	5	100
74	3	3	1	3	1	3	1	3	1	3	1	5	100
75	4	4	1	4	1	4	1	4	1	4	1	5	100
76	5	5	1	ฌ	0	5	1	5	1	ฌ	0	3	60
77	6	6	1	6	1	6	1	6	1	6	1	5	100

ตารางที่ 4.1 แสดงผลการทดสอบการรู้จำชุดข้อมูลที่ 1-5 (ต่อ)

ลำดับ	ตัวหนังสือ	ชุดที่ 1 ฟอนต์ 20 Angsana New		ชุดที่ 2 ฟอนต์ 24 Angsana New		ชุดที่ 3 ฟอนต์ 28 Angsana New		ชุดที่ 4 ฟอนต์ 36 Angsana New		ชุดที่ 5 ฟอนต์ 48 Angsana New		จำนวนความถูกต้อง	ความถูกต้อง (100 %)
		char	point	char	point	char	point	char	point	char	point		
78	7	7	1	7	1	7	1	7	1	7	1	5	100
79	8	8	1	8	1	8	1	8	1	8	1	5	100
80	9	9	1	9	1	9	1	9	1	9	1	5	100
81	๑	๑	1	๑	1	๑	1	๑	1	๑	1	5	100
ถูกรวม			77		71		79		73		71	ความถูกต้องรวม	
(100 %) ความถูกต้อง			95.0		87.6		97.5		90.1		87.6	91.6 %	

หมายเหตุ char แทนด้วยตัวอักษรที่โปรแกรมแสดงออกมา

Point คือคะแนนแทนด้วยเลข 0 และ 1 ข้อมูลผิดแทนด้วย 0 ข้อมูลถูกแทนด้วย1

ดังนั้น สรุปค่าความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละชุดทดสอบได้ดังนี้

แบบทดสอบชุดที่ 1 เท่ากับ (77/81)*100 = 95.00%

แบบทดสอบชุดที่ 2 เท่ากับ (71/81)*100 = 87.60 %

แบบทดสอบชุดที่ 3 เท่ากับ (79/81)*100 = 97.50%

แบบทดสอบชุดที่ 4 เท่ากับ (73/81)*100 = 90.10%

แบบทดสอบชุดที่ 5 เท่ากับ (71/81)*100 = 87.60%

จากการทดสอบด้วยค่าข้อมูลทั้งหมด 5 ชุด จะได้ค่าความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียมทั้งหมด คือ (95.00+81.60+97.50+90.10+87.60)/5 = 91.60 %

4.2 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 1

การทดลองชุดที่ 1 ตัวอักษรฟอนต์ Angsana New ขนาด 20 แล้วนำมาสแกนด้วยความละเอียดที่ 600 dpi โดยทำการทดสอบทีเดียวทั้งชุด ครบทุกตัวอักษร

ผลการทดลอง มีความผิดพลาด 4 ตัว จากทั้งหมด 81 ตัว คิดเป็น 95.00 % ตัวที่ผิดคือ ฉ ฏ ธ เป็นความผิดพลาดที่เกิดมาจากการแบ่งลักษณะของตัวอักษรในชุดรูปภาพที่ใช้ ซึ่งรูปที่รับเข้ามาตัวอักษรทุกตัวจะเรียงกันตามลำดับ

4.3 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 2

การทดลองชุดที่ 2 ตัวอักษรฟอนต์ Angsana New ขนาด 24 แล้วนำมาสแกนด้วยความละเอียดที่ 600 dpi โดยทำการทดสอบทีเดียวทั้งชุดครบทุกตัวอักษร

ผลการทดลอง มีความผิดพลาดสูงจาก 81 ตัวถูกเพียง 71 ตัว คิดเป็น 87.60 % ตัวที่ผิดจะเป็น ค ศ ช ฏ 0 5 น ฤ อึ ฦๅ เป็นรูปแบบที่มีลักษณะไม่ใกล้เคียงกัน ความผิดพลาดเกิดมาจากการแบ่งลักษณะของตัวอักษรในชุดรูปภาพที่ใช้ ซึ่งรูปที่รับเข้ามา ตัวอักษรทุกตัวจะเรียงกันตามลำดับ

4.4 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 3

การทดลองชุดที่ 3 ตัวอักษรฟอนต์ Angsana New ขนาด 28 แล้วนำมาสแกนด้วยความละเอียดที่ 600 dpi โดยทำการทดสอบทีเดียวทั้งชุดครบทุกตัวอักษร

ผลการทดลอง มีความผิดพลาดเพียงเล็กน้อย จาก 81 ตัว ผิดไป 2 ตัว คือ ฉ และ ฏ คิดเป็น 97.5 % จะเห็นได้ว่าในชุดทดสอบแบบที่ 3 นี้ มีความถูกต้องมากกว่าทุกแบบที่ทำการทดลองเนื่องมาจาก เราสามารถตรวจสอบรูปภาพได้อย่างละเอียดทีละตัวว่าข้อมูลที่ผ่านการคัดลักษณะเด่นออกมาแล้วนั้นมีความผิดพลาดตรงไหนแล้วทำการแก้ไขรูปภาพให้มีความถูกต้อง แล้วรูปภาพที่ใช้ในการทดสอบมีความชัดเจนมาก และมีการแบ่งลักษณะตำแหน่งการเขียนตัวอักษรที่มีความถูกต้องมากขึ้น แล้วจึงทำการรู้จำ

4.5 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 4

การทดลองชุดที่ 4 ตัวอักษรฟอนต์ Angsana New ขนาด 36 แล้วนำมาสแกนด้วยความละเอียดที่ 600 dpi โดยทำการทดสอบทีเดียวทั้งชุดครบทุกตัวอักษร

ผลการทดลอง ความถูกต้องจาก 81 ตัว ถูก 73 ตัว ความถูกต้อง 90.1 % ซึ่งการทดลองแบบนี้มีความถูกต้องที่ถือว่ายอมรับได้

4.6 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ 5

การทดลองชุดที่ 5 ตัวอักษรฟอนต์ Angsana New ขนาด 48 แล้วนำมาสแกนด้วยความละเอียดที่ 600 dpi โดยทำการทดสอบทีเดียวทั้งชุดครบทุกตัวอักษร

ซึ่งการทดลองแบบนี้มีความถูกต้องที่ดีพอสมควร ซึ่งความคมชัด ความเข้ม ของตัวหนังสือที่อาจจะมีน้อยกว่าชุดทดลองแบบที่ 3 จึงได้ผลการทดลองออกมาดังที่ปรากฏ

จากการทดลองข้อมูลตัวอักษรทั้งหมด จะมีตัวอักษรที่มีความถูกต้องสมบูรณ์อยู่หลายตัว เราเลยได้ทำการปรับแต่งภาพตัวอักษรที่มีความถูกต้อง ให้เกิดความผิดปกติของตัวอักษรที่ถูกต้องไป เช่น ส่วนหัวหรือส่วนตัวอักษรขาด เกิดจุดต่างๆ หางตัวอักษรสั้นกว่าปกติ เป็นต้น แล้วข้อมูลตัวอักษรที่เราเลือกมาทดสอบนั้นได้แก่ ป ผ ฝ พ ฟ ทั้งหมด 5 ตัวด้วยกัน เพื่อทดสอบความสามารถของการเรียนรู้การจำของโปรแกรม

ตารางที่ 4.7 แสดงผลการทดสอบการรู้จำชุดข้อมูลไม่สมบูรณ์

ลำดับ	ตัวหนังสือ	ชุดที่ 1 ฟอนต์ 20 Angsana New		ชุดที่ 2 ฟอนต์ 24 Angsana New		ชุดที่ 3 ฟอนต์ 28 Angsana New		ชุดที่ 4 ฟอนต์ 36 Angsana New		ชุดที่ 5 ฟอนต์ 48 Angsana New		จำนวนความถูกต้อง	ความถูกต้อง (100 %)
		char	point	char	point	char	point	char	point	char	point		
1	ป	ป	1	ป	1	ป	1	๓	0	ผ	0	3	60
2	ผ	ผ	1	ผ	1	ผ	1	ผ	1	ผ	1	5	100
3	ฝ	ฝ	1	ฝ	1	ฝ	1	ฝ	1	ฝ	0	4	80
4	พ	พ	1	พ	1	พ	1	พ	1	พ	1	5	100
5	ฟ	ฟ	1	ฟ	1	ฟ	1	ฟ	1	ฟ	1	5	100

ถูกรวม		5		5		5		4		3	ความถูกต้องรวม
(100 %) ความถูกต้อง		100		100		100		80.0		60.0	88.0 %

หมายเหตุ char แทนด้วยตัวอักษรที่โปรแกรมแสดงออกมา

Point คือคะแนนแทนด้วยเลข 0 และ 1 ข้อมูลผิดแทนด้วย 0 ข้อมูลถูกแทนด้วย1

4.7 การทดลองข้อมูลตัวอักษรชุดที่ไม่สมบูรณ์

การทดลองชุดนี้ ตัวอักษรฟอนต์ Angsana New ของแต่ละขนาด เมื่อนำมาปรับแต่งให้เกิดความผิดปกติของตัวอักษร

ผลการทดลอง ทำให้รู้ว่าการเกิดความผิดปกติหรือเกิดสิ่งที่ไม่เกี่ยวข้องที่แสดงให้เห็นว่าเป็นส่วนหนึ่งของตัวอักษร มีส่วนในการทำให้เกิดความผิดพลาดได้ จะต่างจากผลของการทดลองที่ผ่านนั้นถูกต้องอย่างเห็นได้ชัดเจน

บทที่ 5
สรุปผลการดำเนินการ

โปรแกรมวิเคราะห์ตัวอักษรไทยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้พัฒนาหรือเขียนขึ้นมานี้ใช้โปรแกรม C++builder version 6, Matlab และใช้ ACDSee ในการตัดตัวอักษร แล้วได้ทำการทดลองหาข้อสรุปดังนี้

5.1 สรุปผลโครงงานปริญญานิพนธ์

5.2 สรุปปัญหาของโครงงานปริญญานิพนธ์

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผล

การรู้จำตัวอักษรภาษาไทยรวมถึงสระ พยัญชนะ ตัวเลขนั้น จะต้องทำการแบ่งแยก และหาลักษณะเด่นของแต่ตัวอักษร โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการเรียนรู้ และจำ จากผลการทดลองที่ได้มาทั้งหมด จะเป็นการวัดประสิทธิภาพของชุดโครงข่ายประสาทเทียม โดยนับจำนวนตัวอักษรที่ผิดแล้วเทียบกับจำนวนตัวอักษรทั้งหมดในแต่ละชุด แล้วดูผลจากการรู้จำที่ออกมาว่ามีความถูกต้องมากแค่ไหน ซึ่งผลจากการทดลองที่ได้นี้ เมื่อเทียบค่าความถูกต้องจากชุดตัวอักษรแบ่งออกเป็น 5 ชุด ชุดละ 81 ตัว ผลที่ออกมาทั้งหมดมีการรู้จำถูกต้อง 371 ตัวเกิดการรู้จำผิดพลาด 34 ตัว หากคิดค่าความถูกต้องของการรู้จำเป็นเปอร์เซ็นต์ จะได้ค่าความถูกต้องรวมทั้งหมดเท่ากับ 91.60 % และตัวอักษรที่ไม่สมบูรณ์ แบ่งออกเป็น 5 ชุด ชุดละ 5 ตัว ผลที่ออกมาทั้งหมดมีการรู้จำถูกต้อง 22 ตัว เกิดความผิดพลาด 3 ตัว หากคิดค่าความถูกต้องของการรู้จำเป็นเปอร์เซ็นต์ จะได้ค่าความถูกต้องรวมทั้งหมดเท่ากับ 88.00 %

จากผลการทดลองตัวอักษรบางตัวที่เกิดความผิดพลาดมาก คือ ค ต ช ฏ และ ฦ ซึ่งเป็นตัวอักษรที่มีการรู้จำแล้วเกิดความถูกต้องน้อยมาก และเกิดขึ้นในหลายชุดของแบบทดลอง คือ ค ช เป็น ล ฐ ตามลำดับ ซึ่งมีลักษณะของตัวอักษรคล้ายๆ กัน แต่ในทางตรงกันข้าม ค่าความผิดพลาดของตัวอักษรตัวอื่นนั้นมีไม่มาก ซึ่งผลจากการทดลองการทำงานของโปรแกรมโดยรวมแล้วมีความถูกต้องเป็นที่น่าพอใจและสามารถยอมรับได้

5.2 ปัญหาและแนวทางแก้ไข

5.2.1 ปัญหารูปภาพ

ข้อมูลรูปภาพที่รับเข้ามาเมื่อผ่านการสแกน จะมีจุดพิกเซลบางจุดที่ไม่ใช่จุดของรูปภาพ ซึ่งไม่ต้องการให้มีเพราะเมื่อผ่านการตัดออกมาแล้ว จะกลายเป็นตัวอักษรรูปแบบหนึ่งซึ่งคล้ายจุดจึงทำให้การทดสอบผิดพลาดได้

วิธีการแก้ปัญหา เมื่อสแกนภาพมาเรียบร้อยแล้วใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ เช่นโปรแกรมเพนท์ ลบจุดที่ไม่ต้องการออก หรือสร้างโปรแกรม ประมวลผลภาพเบื้องต้นที่สามารถลบจุดที่ไม่ต้องการออกได้

5.2.2 ปัญหาการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

การทดสอบการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ตัวอักษรบางตัวไม่สามารถรู้จำได้โดยค่าที่ได้มาไม่ตรงกับรหัสตัวอักษรใดเลย จะทำให้เกิดการรู้จำตัวอักษรที่ผิดไป

5.3 ข้อเสนอแนะ

ในการสร้างโปรแกรมขึ้นมาได้พบปัญหาที่เกิดขึ้นน่าปรับปรุงให้ดีขึ้น และเพิ่มประสิทธิภาพให้ดีขึ้นดังต่อไปนี้

1. **การทดลอง** ควรใช้การสแกนที่มีความละเอียด 300 จุดขึ้นไป ถ้าใช้ฟอนต์ตัวหนังสือที่เล็กเพื่อความถูกต้องจะมีมากขึ้น

2. **สร้างโปรแกรม** ประมวลผลภาพเบื้องต้น ก่อนนำมาทำการแยกลักษณะเด่น ให้สามารถแก้ไขปัญหาเกี่ยวกับรูปภาพได้มากขึ้นเช่น ลบจุดที่ไม่ต้องการออก ทำให้ภาพชัดขึ้น แก้ไขภาพที่เอียงได้ และใช้เวลาในการทำงานที่น้อยลง

3. **การสอนโครงข่ายโดยใช้จำนวนตัวหนังสือที่มากกว่านี้** ซึ่งในโปรแกรมนี้ ใช้ตัวอย่างในการสอนฟอนต์เดียว 13 รูปแบบ ควรจะเพิ่มรูปแบบให้มากขึ้นเพื่อเพิ่มความสามารถในการรู้จำให้มีความถูกต้องมากขึ้น

4. **เพิ่มรูปแบบของการรู้จำให้มากขึ้น** เช่น ฟอนต์อื่นๆ ขนาดตัวหนังสือ รูปแบบตัวหนา และตัวเอียง

5. **การแบ่งแยกลักษณะเด่น** บางตัวยังไม่สามารถแยกแยะได้ โดยการทดลองนี้ใช้ อินพุตทั้งหมด 58 ตัว ซึ่งในการรู้จำยังมีผิดและยังจำไม่ได้ จึงต้องลดในส่วนของการแซมปลิ้ง ที่มีรูปแบบอินพุตที่มากเกินไปจนทำให้ลักษณะเด่นส่วนอื่นไม่ค่อยมีผลในโครงข่าย และเพิ่มรูปแบบของลักษณะเด่นเพิ่มขึ้น หรือดัดแปลงของเดิม เพื่อให้ลักษณะเด่นที่ได้ครบคุมตัวหนังสือทุกตัวในการนำไปใช้งาน

เอกสารอ้างอิง

เดชา รัตนาธาร. "การรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยใช้เทคนิคแบบฟัซซีโลจิกและวิธีซินแทกติก." วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้าจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2538

พิพัฒน์ หิรัณย์วณิชากร และ มนลดา บุญสุวรรณ. "การรู้อักขระไทยหลายรูปแบบโดยวิธีไดนามิก." โปรแกรมมิ่ง. สถาบันบัณฑิตพัฒนาบริหารศาสตร์. บริษัท การบินไทย จำกัด

สนธยา เมรินทร์. "การศึกษาการรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยโดยใช้วิธีซินแทกติก." วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2537.

สุรพันธ์ เอื้อไพบูลย์. "การจดจำลายมือเขียนภาษาไทยโดยการพิจารณาหัวของตัวอักษร." วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตร์มหาบัณฑิต สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าคุณทหารลาดกระบัง, 2531

อภิญญา สุพรรณวรรษา. "การประยุกต์ใช้การโปรแกรมตรรกะเชิงอุปนัยในการรู้จำตัวพิมพ์อักษรภาษาไทย." วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2540

A.Van Ooyen, and B. Nienhuis. "Improving the Convergence of the BackPropagation Algorithm". Neural Networks, Vol. 5, pp. 465-471, 1992.

Jocelyn Sietsma. "A Computational Overview of Artificial Neural Networks". Technical Report 13/91, La Trobe University, Melbourne, July 1991.

Kenneth R. Castleman. "Digital Image Processing". Prentice Hall International, 1996.

Laurene Fausett. "Fundamentals of Neural Networks". Prentice Hall International, 1994.

Steve Lawrence, C. Lee Giles, and ah Chung Tsoi. "What Size Neural Network Gives Optimal Generalization? Convergence Properties of Backpropagation". Technical Report UMIACS-TR-96-22 and CS-TR-3617, University of Maryland, College Park, MD 20742, June 1996.

ประวัติผู้เขียนโครงงาน

ชื่อ นายศุภกิจ จันทรา

ภูมิลำเนา 6/64 ถ.สระหลวง ต.ในเมือง อ.เมือง จ.พิจิตร 66000

ประวัติการศึกษา

- จบระดับมัธยมศึกษาจากโรงเรียนพิจิตรพิทยาคม
- ปัจจุบันกำลังศึกษาในระดับปริญญาตรีชั้นปีที่ 5 สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

E-mail : ampload@Hotmail.com

ชื่อ นายอรรณุพัฒน์ วงศ์ผัน

ภูมิลำเนา 143 ถ.วจี ต.หล่มสัก อ.หล่มสัก จ.เพชรบูรณ์ 67110

ประวัติการศึกษา

- จบระดับมัธยมศึกษาจากโรงเรียนหล่มสักวิทยาคม
- ปัจจุบันกำลังศึกษาในระดับปริญญาตรีชั้นปีที่ 5 สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

E-mail : Mobileman_11@Hotmail.com