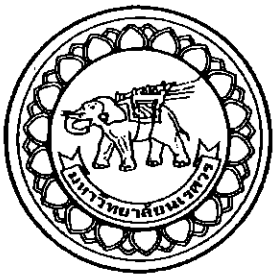
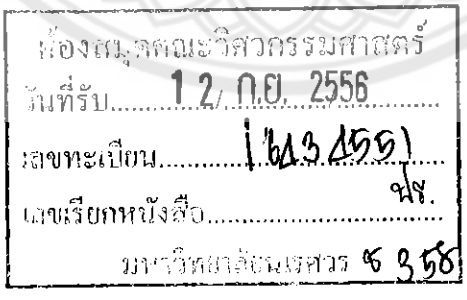


# การแบ่งแยกการขันสกรูโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

# SCREW FASTENING CLASSIFICATION USING NEURAL NETWORK

นายชัชวาลย์ ก่อกอง รหัส 51364279

นายณัฐพงษ์ เกษทองมา รหัส 51364293


ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

ปีการศึกษา 2554

# ใบรับรองปริญญานิพนธ์

**ชื่อหัวข้อโครงงาน** การแบ่งแยกการขันสกรูโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

**ผู้ดำเนินโครงงาน** นายชัชวาลย์ ก่อกอง รหัส 51364279

นายณัฐพงษ์ เกษทองมา รหัส 51364293

**ที่ปรึกษาโครงงาน** ดร. ศุภวรรณ พลพิทักษ์ชัย

**สาขาวิชา** วิศวกรรมไฟฟ้า

**ภาควิชา** วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์

**ปีการศึกษา** 2554

.....

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร อนุมัติให้ปริญญานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

.....ที่ปรึกษาโครงงาน
(ดร. ศุภวรรณ พลพิทักษ์ชัย)

.....กรรมการ
(ดร. นิพัทธ์ จันทรมินทร์)

.....กรรมการ
(ดร. มุฑิตา สงฆ์จันทร์)

| | | |
|---|---|---|
| **ชื่อหัวข้อโครงงาน** | การแบ่งแยกการขันสกรูโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม | |
| **ผู้ดำเนินโครงงาน** | นายชัชวาลย์ ก่อกอง | รหัส 51364279 |
| | นายณัฐพงษ์ เกษทองมา | รหัส 51364293 |
| **ที่ปรึกษาโครงงาน** | ดร. ศุภวรรณ พลพิทักษ์ชัย | |
| **สาขาวิชา** | วิศวกรรมไฟฟ้า | |
| **ภาควิชา** | วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ | |
| **ปีการศึกษา** | 2554 | |


## บทคัดย่อ

ปริญญานิพนธ์ฉบับนี้ได้ศึกษาการแบ่งแยกการขันสกรูด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่มีผู้สอนด้วยวิธีแพร่กระจายย้อนกลับ ซึ่งเกิดจากแนวคิดที่จะแก้ไขปัญหาการแบ่งแยกการขันสกรูแบบสมบูรณ์และไม่สมบูรณ์ออกจากกัน โดยไม่ต้องใช้สายตาของผู้ทำงาน โปรแกรมที่ใช้ในการแบ่งแยกจะถูกเขียนขึ้นด้วยโปรแกรมแมทแลป ซึ่งจะต้องมีการปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ เช่น อัตราการเรียนรู้ จำนวนชั้น และจำนวนชั้นซ่อน ให้เกิดค่าการผิดกลุ่มที่น้อยที่สุด ซึ่งค่าต่างๆที่ได้สามารถนำไปประยุกต์ใช้พัฒนาเครื่องมืออัตโนมัติในการแบ่งแยกการขันสกรูในโรงงานอุตสาหกรรมต่อไป

| | | |
|---|---|---|
| **Project title** | Screw Fastening Classification using Neural Network | |
| **Name** | Mr. Chatchawanl Kokong | ID. 51364279 |
| | Mr. Nattapong Ketthongma | ID. 51364293 |
| **Project advisor** | Ms. Supawan Ponpitakchai, Ph.D. | |
| **Major** | Electrical Engineering | |
| **Department** | Electrical and Computer Engineering | |
| **Academic year** | 2011 | |


## Abstract

This study applies Neural Network to classify screw fastening process, which is based on supervised backpropagation learning. Instead of human investigation, this classification method is developed to classify two types of fastening process which are complete and incomplete fastening screws. The classification model is implemented in MATLAB software. The learning process requires adjusting several parameters (such as learning rate, amount of layers and amount of hidden layers) for which intend to minimize missclass percentage. Further, the model with proper values of its parameter can be developed as a part of automated machine for detecting the false of screw fastening process in industry.

# กิตติกรรมประกาศ

โครงงานนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความกรุณาเป็นอย่างยิ่งจาก ดร.ศุภวรรณ พลพิทักษ์ชัย ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาโครงงานและให้ความกรุณาในการตรวจทานปริญญานิพนธ์ คณะผู้ดำเนินโครงงานขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงและขอระลึกถึงความกรุณาของท่านไว้ตลอดไป

ขอขอบคุณคณาจารย์ทุกท่านที่ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ให้กับคณะผู้ดำเนินงาน นอกจากนี้ยังต้องขอขอบคุณภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ที่ให้ยืมอุปกรณ์ และเครื่องมือวัดมาใช้งาน จนทำให้โครงงานนี้สำเร็จลุล่วงไปได้

เหนือสิ่งอื่นใด คณะผู้ดำเนินโครงงานขอกราบขอบพระคุณบิดามารดา ผู้มอบความรักความเมตตา สติปัญญา รวมทั้งเป็นผู้ให้ทุกสิ่งทุกอย่างตั้งแต่วัยเยาว์จวบจนถึงปัจจุบัน คอยเป็นกำลังใจทำให้ได้รับความสำเร็จอย่างทุกวันนี้ และขอขอบคุณทุก ๆ คนในครอบครัวของคณะผู้ดำเนินโครงงานที่ไม่ได้กล่าวไว้ ณ ที่นี้ด้วย

นายชัชวาลย์ ก่อกอง

นายณัฐพงษ์ เกษทองมา

# สารบัญ

หน้า

ใบรับรองปริญญานิพนธ์ ..... ก
บทคัดย่อภาษาไทย ..... ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... ค
กิตติกรรมประกาศ ..... ง
สารบัญ ..... จ
สารบัญตาราง ..... ช
สารบัญรูป ..... ซ

บทที่ 1 บทนำ ..... 1
1.1 ที่มาและความสำคัญของโครงงาน ..... 1
1.2 วัตถุประสงค์ของโครงงาน ..... 2
1.3 ขอบเขตของโครงงาน ..... 2
1.4 ขั้นตอนและแผนการดำเนินงาน ..... 2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากโครงงาน ..... 3
1.6 งบประมาณ ..... 3

บทที่ 2 ทฤษฎีและหลักการที่เกี่ยวข้อง ..... 4
2.1 การเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม ..... 4
2.2 การใช้ข่ายงานประสาทเทียม ..... 7
2.3 แบบจำลองเซลล์ประสาท ..... 8
2.4 สถาปัตยกรรมโครงข่าย ..... 11
2.5 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบหลายข้อมูลขาเข้า ..... 13
2.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ..... 14
2.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ..... 17
2.8 อัลกอริทึมการแพร่กระจายย้อนกลับ ..... 18

# สารบัญ (ต่อ)

หน้า


บทที่ 3 การแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ ..... 20

3.1 ขั้นตอนการแบ่งกลุ่มด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ ..... 22

3.2 การแบ่งกลุ่มด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบการแพร่กระจายย้อนกลับ ..... 23

3.2.1 ข้อมูลประเภทที่ 1 ..... 23

3.2.2 ข้อมูลประเภทที่ 2 ..... 24

3.2.3 ข้อมูลประเภทที่ 3 ..... 25

บทที่ 4 ผลการแบ่งแยกการขันสกรูด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ..... 26

4.1 ลักษณะของแรงที่เกิดขึ้นในการขันสกรู ..... 26

4.2 การแบ่งแยกแรงด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ..... 29

4.3 ผลการแบ่งแยกแรงด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ..... 29

4.3.1 การแบ่งแยกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้แบบชั้นเดียว ..... 29

4.3.2 การแบ่งแยกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้แบบหลายชั้น ..... 31

4.4 ผลการเปรียบเทียบระหว่างวิธีโครงข่ายประสาทเทียมกับเอสวีเอ็ม ..... 37

บทที่ 5 สรุปผลและข้อเสนอแนะ ..... 39

5.1 สรุปผลการดำเนินโครงงาน ..... 39

5.2 ปัญหาและแนวทางแก้ไข ..... 40

5.3 แนวทางในการพัฒนาต่อไป ..... 40

เอกสารอ้างอิง ..... 41

ประวัติผู้ดำเนินโครงงาน ..... 42

# สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

3.1 ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของข้อมูลประเภทที่ 1 ..... 24
3.2 ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของข้อมูลประเภทที่ 2 ..... 24
3.3 ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของข้อมูลประเภทที่ 3 ..... 25
4.1 ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่ม แบบ 1 ชั้น ..... 30
4.2 ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่ม แบบ 2 ชั้น ..... 32
4.3 ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่ม แบบ 3 ชั้น ..... 33
4.4 ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่ม แบบ 4 ชั้น ..... 35
4.5 ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่ม แบบ 5 ชั้น ..... 36

# สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 การเรียนรู้แบบมีการสอน ..... 5
2.2 การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน ..... 5
2.3 แบบจำลองคณิตศาสตร์ที่เลียนแบบเซลล์สมอง1เซลล์ ..... 6
2.4 การกำหนดน้ำหนักของข้อมูลแต่ละเรื่อง ..... 6
2.5 รูปแบบอย่างง่าย Mcculloch-Pitts's model [1] ..... 8
2.6 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น ..... 9
2.7 ฟังก์ชันเรเดียนเบสิส ..... 9
2.8 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบจำกัดแข็งสมมาตร ..... 10
2.9 ฟังก์ชั่นถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ ..... 10
2.10 ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิคแทนเจนต์ ..... 11
2.11 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายทิศทางเดียว ..... 11
2.12 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายป้อนกลับ ..... 12
2.13 โครงข่ายประสาทแบบสามชั้น ..... 13
2.14 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบหลายข้อมูลขาเข้า ..... 14
2.15 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบหลายข้อมูลขาเข้าในรูปแบบย่อ ..... 14
2.16 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งชั้น ..... 15
2.17 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นในรูปแบบย่อ ..... 16
2.18 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้นที่ใช้ใน MATLAB Toolbox ..... 16
2.19 โครงข่ายประสาทเทียมสามชั้น ..... 17
2.20 โครงข่ายประสาทเทียมหลายข้อมูลขาเข้าหลายข้อมูลขาออกในรูปแบบย่อ ..... 17
2.21 รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ..... 18
3.1 ข้อมูลแบบที่ 1 ..... 20
3.2 ข้อมูลแบบที่ 2 ..... 21
3.3 ข้อมูลแบบที่ 3 ..... 21
3.4 ขั้นตอนการแบ่งข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบการแพร่กระจายย้อนกลับ ..... 23
4.1 ตัวอย่างแรงที่เกิดขึ้นในการขันสกรูแบบ (ก) สมบูรณ์ และ (ข) ไม่สมบูรณ์ ..... 27

# บทที่ 1
# บทนำ

## 1.1 ที่มาและความสำคัญของโครงงาน

เครื่องการเรียนรู้ (Machine learning) เป็นงานวิจัยเพื่อหาวิธีการทำให้ระบบคอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้ ปรับปรุงตัวเองได้ การเรียนรู้คือความต้องการที่อธิบายระบบที่กำลังสนใจในเชิงคณิตศาสตร์ การเรียนรู้เป็นการหาความสัมพันธ์ของข้อมูลขาเข้าและขาออกของระบบนั้นๆ ซึ่งจะแสดงในรูปฟังก์ชันถูกเรียกว่าแบบจำลองของระบบ การหาความสัมพันธ์จะมีแบบเดียว คือ การแบ่งแยก (Classifition) คือการแบ่งแยกระหว่างข้อมูล

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) คือ การสร้างคอมพิวเตอร์ที่จำลองเอาวิธีการทำงานของมนุษย์ หรือทำให้คอมพิวเตอร์รู้จักคิดและจดจำในแนวเดียวกับโครงข่ายประสาทของมนุษย์ โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยสัญญาณขาเข้า (Input) และสัญญาณขาออก (Output) โดยมีการกำหนดค่าน้ำหนักให้แก่เส้นทางการนำเข้าของสัญญาณขาเข้าแต่ละตัว ในการเรียนรู้ของเครือข่ายใยประสาท ส่วนใหญ่จะนิยมใช้วิธีการแพร่กระจายย้อนกลับ (Back-propagation algorithm) ในการทำงานการสร้างการเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้มีความคิดเสมือนมนุษย์ มีสองวิธีคือ การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised learning) เสมือนกับวิธีการสอนนักเรียนโดยมีครูสอนคอยแนะนำ อีกวิธีหนึ่งคือ การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised learning) เช่น สามารถแยกแยะพันธุ์สัตว์ตามลักษณะรูปร่างของมันได้โดยไม่มีใครสอน

ดังนั้นโครงงานนี้จึงมุ่งเน้นการค้นคว้าหาสมการทางคณิตศาสตร์ที่สามารถแบ่งแยกการขันสกรูที่สมบูรณ์และไม่สมบูรณ์ที่เกิดขึ้นทั้งสองประเภทได้โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นสมการการแบ่งแยกที่ได้จะนำมาใช้เป็นต้นแบบสำหรับการพัฒนาเป็นเครื่องตรวจสอบการขันสกรูโดยไม่ต้องใช้สายตาของเจ้าหน้าที่ โดยการทำนายจากลักษณะของแรงที่เกิดขึ้นในระหว่างการขันสกรู ถ้าแรงที่เกิดขึ้นเป็นแบบขันสมบูรณ์ก็ไม่ต้องตรวจสอบสกรูตัวนั้น ในทางตรงกันข้ามถ้าพบว่าเป็นแบบขันไม่สมบูรณ์จึงค่อยทำการแก้ไข ผลที่เกิดขึ้นจะช่วยลดการทำงานของเจ้าหน้าที่ โดยที่ไม่ต้องตรวจสอบสกรูทุกตัว แต่ดูเฉพาะสกรูตัวที่ถูกตรวจจับว่าเป็นแบบการขันไม่สมบูรณ์ เพื่อลดความผิดพลาดที่ต้องตรวจสอบสกรูทุกตัวได้ การสร้างอัลกอริทึมของโครงข่ายประสาทเทียมจะทำบนโปรแกรมแมทแลป (MATLAB)

## 1.2 วัตถุประสงค์ของโครงงาน

เพื่อนำวิธีการแบ่งแยกการขันสกรูโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมให้สามารถแบ่งแยกข้อมูลที่มี 2 ประเภทได้ และนำความรู้ที่ได้ไปประยุกต์ใช้กับการแบ่งแยกการขันสกรูในรูปแบบสมบูรณ์กับไม่สมบูรณ์ โดยวิธีการต่างๆ และศึกษาโปรแกรมแมทแลป

## 1.3 ขอบเขตของโครงงาน

1. ศึกษาทฤษฎีของการแบ่งแยกข้อมูลวิธีโครงข่ายประสาทเทียม
2. ศึกษาข้อมูลของการขันสกรูชนิดต่างๆ
3. ใช้โปรแกรมแมทแลป ในการสร้างสมการในการแบ่งแยกการขันสกรูด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม และแสดงผลเปรียบเทียบกับวิธีเอสวีเอ็ม

## 1.4 ขั้นตอนและแผนการดำเนินงาน

| รายละเอียด | ปี 2554 | | | | | | | ปี 2555 | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | มิ.ย. | ก.ค. | ส.ค. | ก.ย. | ต.ค. | พ.ย. | ธ.ค. | ม.ค. | ก.พ. | มี.ค. |
| 1) ศึกษาทฤษฎีของการแบ่งแยกข้อมูลวิธีโครงข่ายประสาทเทียม | | | | | | | | | | |
| 2) ศึกษาข้อมูลของการขันสกรูชนิดต่างๆ | | | | | | | | | | |
| 3) ใช้โปรแกรมแมทแลป ในการสร้างสมการในการแบ่งแยกการขันสกรูด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม และแสดงผลเปรียบเทียบ | | | | | | | | | | |
| 4) จัดทำปริญญานิพนธ์ฉบับสมบูรณ์ | | | | | | | | | | |

## 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากโครงงาน

1. สามารถสร้างวิธีการแบ่งแยกการขันสกรูโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมได้

2. นำความรู้ที่ได้ไปประยุกต์ใช้กับการตรวจสอบการแบ่งแยกการขันสกรูโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมได้

3. นำความรู้ที่ได้จากการเขียนโปรแกรมแมทแลป มาประยุกต์ใช้กับการแบ่งแยกการขันสกรูด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมได้

4. สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับโรงงานอุตสาหกรรมได้จริง

## 1.6 งบประมาณ

| | | |
|---|---|---|
| 1. ค่าวัสดุคอมพิวเตอร์ | 500 | บาท |
| 2. ค่าพิมพ์เอกสาร | 500 | บาท |
| 3. ค่าถ่ายเอกสารและค่าจัดทำรูปเล่มปริญญานิพนธ์ | 1,000 | บาท |
| รวมเป็นเงินทั้งสิ้น (สองพันบาทถ้วน) | 2,000 | บาท |

หมายเหตุ: ถัวเฉลี่ยทุกรายการ

# บทที่ 2
# โครงข่ายประสาทเทียม

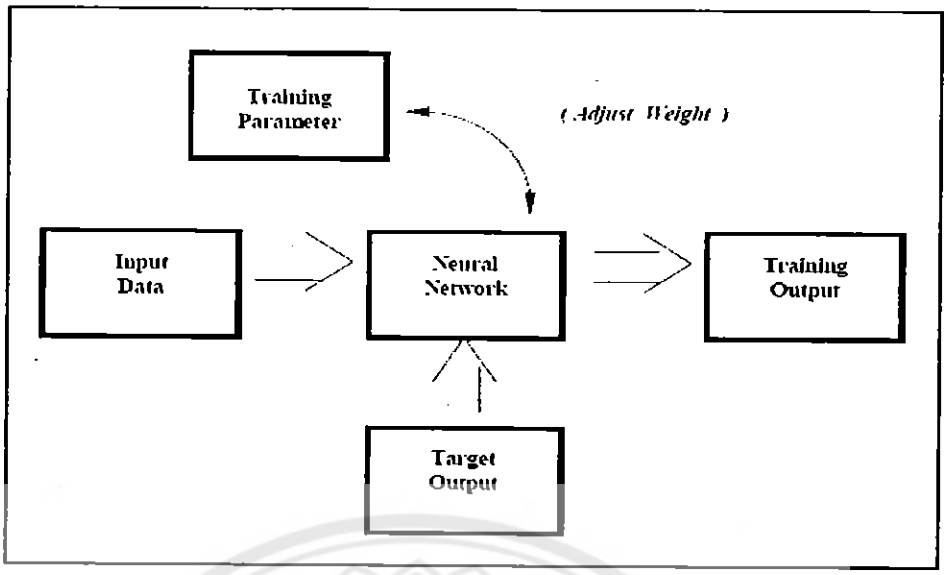
ข่ายงานประสาทเทียม (Artificial neural network) อาจเรียกสั้นๆว่า ข่ายงานประสาท (Neural network หรือ Neural net) คือ แบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนคชันนิสต์ (Connectionist) แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพ (Bioelectric network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท หรือ นิวรอน (Neurons) และจุดประสานประสาท (Synapses) ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน ซึ่งรูปแบบการคำนวณนั้นค่อนข้างซับซ้อน โดยใช้ข้อมูลต่างๆที่มีอยู่ให้ออกมาในรูปแบบของโครงสร้างวิธีการคำนวณ หรือที่เรียกว่าความรู้ประสบการณ์ เพื่อที่จะนำรูปแบบที่ได้จากการเรียนรู้นี้ไปใช้ในการวิเคราะห์ ตีความหรือคาดคะเนความหมายของข้อมูลที่อยู่ในลักษณะเดียวกัน ซึ่งวิธีการดังกล่าวจะเป็นการเลียนแบบวิธีการทำงานของสมองมนุษย์ หรืออาจจะกล่าวได้ว่าวิธีการดังกล่าวเป็นการจำลองการทำงานของสมองนั่นเอง และความรู้ที่ได้อาจจะเกิดขึ้นได้จากกระบวนการเรียนรู้

ดังนั้นอาจกล่าวได้ว่า ข่ายงานประสาทเทียม คือการรวมกลุ่มแบบขนานของหน่วยประมวลผลย่อยๆ ซึ่งการเชื่อมต่อในโครงสร้าง ทำให้เกิดความรู้ ประสบการณ์ ความฉลาดของข่ายงาน ซึ่งนำรูปแบบที่ได้ จากการเรียนรู้นี้ไปใช้ในการวิเคราะห์ ตีความหรือความหมายของข้อมูลที่อยู่ในลักษณะคล้ายกัน ซึ่งวิธีการดังกล่าวจะเป็นการเลียนแบบวิธีการทำงานของสมองมนุษย์ ใน 2 ลักษณะดังนี้

1. ความรู้ ประสบการณ์ หรือความฉลาดนั้นเกิดจากกระบวนการเรียนรู้ (Learning process)
2. ความรู้ถูกเก็บที่การเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาทหรือนิวรอน และจุดประสานประสาท

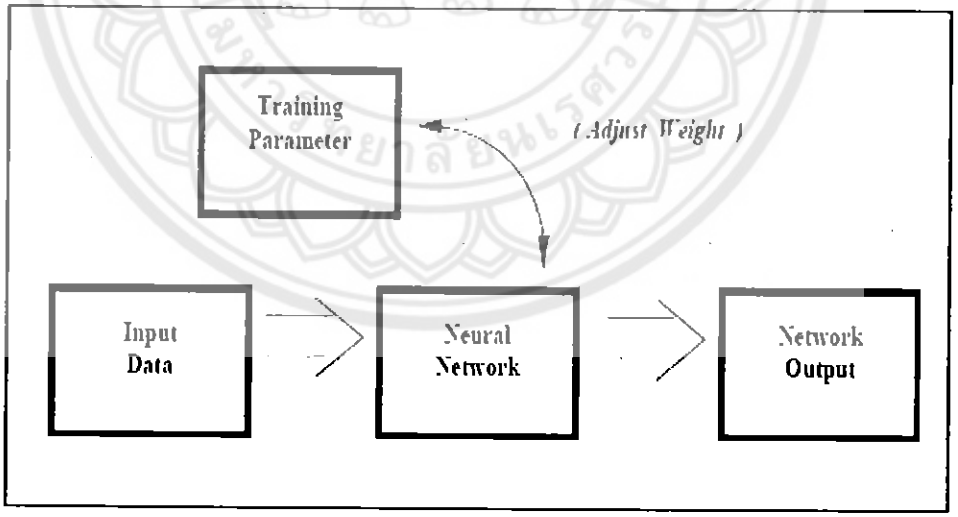
## 2.1 การเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network)

1. การเรียนแบบมีการสอน (Supervised learning) เป็นการเรียนแบบที่มีการตรวจคำตอบเพื่อให้วงจรข่ายปรับตัว ชุดข้อมูลที่ใช้สอนวงจรข่ายจะมีคำตอบไว้คอยตรวจดูว่าวงจรข่ายให้คำตอบที่ถูกหรือไม่ ถ้าตอบไม่ถูก วงจรข่ายก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น (เปรียบเทียบกับคน เหมือนกับการสอนนักเรียนโดยมีครูผู้สอนคอยแนะนำ) ในงานการวิจัยนี้ จะเลือกใช้วิธีการเรียนแบบมีการสอน ดังรูปที่ 2.1



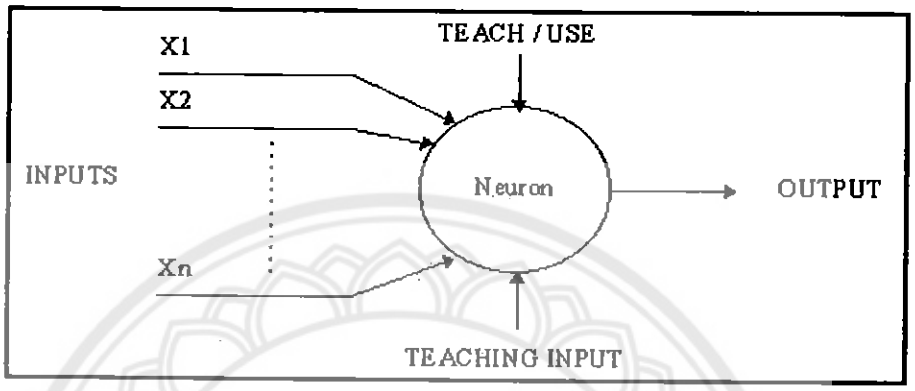

**รูปที่ 2.1** การเรียนรูปแบบมีการสอน

2. การเรียนแบบไม่มีการสอน (Unsupervised learning) เป็นการเรียนแบบไม่มีผู้แนะนำ ไม่มีการตรวจคำตอบว่าถูกหรือผิด วงจรข่ายจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตัวเองตามลักษณะของข้อมูลผลลัพธ์ที่ได้ วงจรข่ายจะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลได้ (เปรียบเทียบกับคน เช่น การที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืช พันธุ์สัตว์ตามลักษณะรูปร่างของมันได้เองโดยไม่มีใครสอน) ดังรูปที่ 2.2



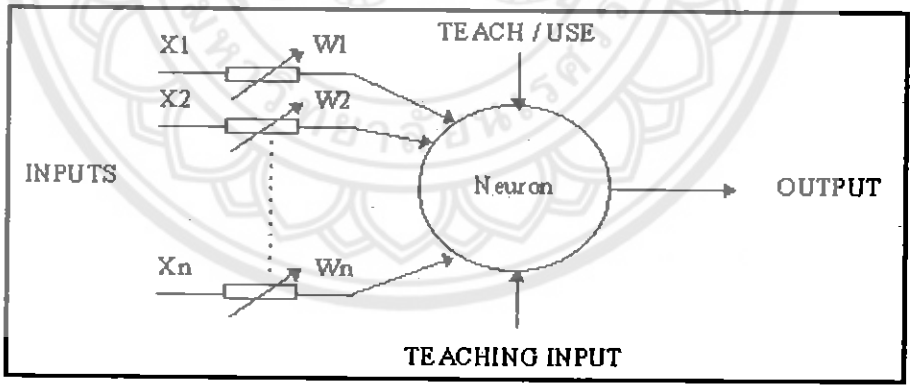

**รูปที่ 2.2** การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน

แนวคิดของแบบจำลองคณิตศาสตร์ในรูปที่ 2.3 แสดงให้เห็นว่าเริ่มต้นที่การมีสัญญาณนำเข้า (Input) คือ X จำนวนหนึ่ง (เช่น n สัญญาณ) เข้ามารวมกันอยู่ในที่ๆหนึ่ง (ซึ่งแสดงด้วยเครื่องหมาย sum) แล้วก่อนที่จะยิงสัญญาณนั้นออกไปก็อาจจะมีการแปลงสัญญาณ ซึ่งการแปลงสัญญาณนี้อาจจะกระทำผ่านฟังก์ชันบางอย่าง แล้วจึงจะออกมาเป็นสัญญาณส่งออก (Output) คือ Y ที่จะส่งไปเป็นสัญญาณนำเข้าของเซลล์สมองตัวต่อไป ดังรูปที่ 2.3




**รูปที่ 2.3** แบบจำลองคณิตศาสตร์ที่เลียนแบบเซลล์สมอง 1 เซลล์

ต่อมาเมื่อได้แบบจำลองเซลล์สมองแล้ว ก็อาจจะพิจารณาได้ว่าในบรรดาข้อมูลนำเข้าทั้งหลายนั้น ข้อมูลแต่ละเรื่องอาจจะมีความสำคัญมากน้อยต่างกัน จึงมีการกำหนดค่าน้ำหนักให้กับแต่ละข้อมูล ดังแสดงในรูปที่ 2.4




**รูปที่ 2.4** การกำหนดน้ำหนักของข้อมูลแต่ละเรื่อง

## 2.2 การใช้ข่ายงานประสาทเทียม

ความสำคัญและเหตุผล

1. เนื่องจากในปัจจุบัน ปัญหาต่างๆบางปัญหาที่พบในชีวิตประจำวันนั้นเป็นปัญหายาก ไม่สามารถที่จะแก้ปัญหาได้โดยใช้วิธีการดั้งเดิม ยกตัวอย่างเช่น

- ปัญหาการแบ่งกลุ่มข้อมูล (Pattern classification) เช่น การรู้จากลายมือเขียน การอ่านความรู้สึกจากใบหน้า

- ปัญหาไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear) เช่น การพยากรณ์หุ้น อัตราแลกเปลี่ยน หรือราคาสินค้าต่างๆ

- ปัญหาการควบคุม (Control) เช่นการควบคุมหุ่นยนต์

2. การประมวลผลแบบขนาน ใช้กับข้อมูลปริมาณมากๆ

3. การวัดสมรรถภาพ (Performance) ของระบบเครือข่าย

ดังตัวอย่างต่อไปนี้

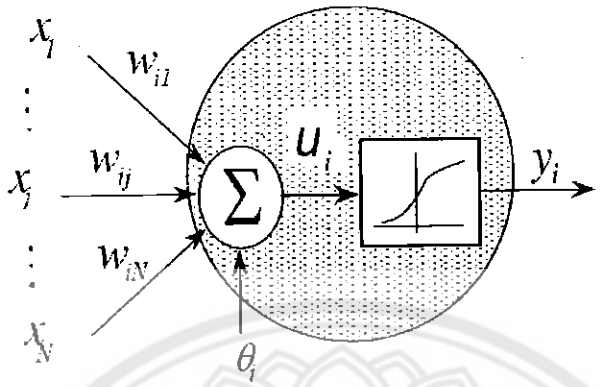
รถที่วิ่งอยู่บนพื้นผิวของดาวอังคารบังคับทิศทางได้อย่างไร หากใช้สัญญาณบังคับวิทยุก็จะต้องส่งจากดาวอังคารมายังโลกแล้วส่งย้อนกลับไปดาวอังคารซึ่งใช้เวลาไม่ต่ำกว่า 30 นาทีต่อครั้ง ความล่าช้าเช่นนี้อาจจะทำให้การบังคับรถไม่ทันการหากรถกำลังวิ่งจะตกเหวที่ดาวอังคาร ดังนั้นการควบคุมรถจึงต้องใช้ความรู้แบบใหม่ที่ทำให้คอมพิวเตอร์ประจำรถคิดเองได้ทันทีที่ได้รับสัญญาณภาพเข้ามา

วิธีหนึ่งที่จะทำให้คอมพิวเตอร์คิดได้ด้วยตัวเองก็คือการให้คอมพิวเตอร์เคยผ่านสถานการณ์นั้นๆมาก่อน โดยการให้เรียนรู้จากบทเรียนต่างๆ (Supervised learning) แต่สถานการณ์บนดาวอังคารซึ่งมนุษย์ยังมีข้อมูลน้อยอาจจะต่างไปจากบทเรียนที่เคยฝึก ดังนั้นรถที่ลงไปยังพื้นผิวดาวอังคารจึงต้องตัดสินใจเองในสถานการณ์ที่ไม่คุ้นเคยเช่นนั้นได้ เช่นเดียวกับมนุษย์อวกาศที่ลงพื้นผิวดวงจันทร์เป็นครั้งแรกก็ไม่เคยเรียนรู้สถานการณ์บางอย่างที่เกิดขึ้นบนดวงจันทร์มาก่อนแต่ก็ยังคิดและตัดสินใจได้ คอมพิวเตอร์ก็ต้องทำได้อย่างนั้นเหมือนกันไม่ใช่ไม่ยอมทำงานเลย

หลักการคิดสำหรับเรื่องการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถคิดได้เองนั้นคือ การมีข้อมูลขาเข้า (X) โดยที่ไม่มีข้อมูลขาออก (Y) มาเป็นบทเรียน ทำให้คอมพิวเตอร์ต้องพยายามหาทางประมวลผลสัญญาณนำเข้าโดยใช้วิธีการใดก็ตามที่จะทำให้ได้ผลลัพธ์ออกมาดูมีความหมาย เทคนิคหนึ่งคือการสร้าง ANNs แบบ Unsupervised learning เช่น Self Organizing Maps (SOMs) อย่างไรก็ตามรถที่ลงบนพื้นผิวดาวอังคารก็ยังสามารถใช้ ANNs แบบ Supervised learning เช่น แบบการแพร่กระจายย้อนกลับ ซึ่งเรียนรู้พื้นผิวดาวอังคารจากสถานการณ์จำลองที่ได้จัดให้ลองฝึกขับมาก่อนแล้ว

## 2.3 แบบจำลองเซลล์ประสาท

McCulloch-Pitts ได้เสนอแบบจำลองอย่างง่าย ดังแสดงในรูปที่ 2.5




**รูปที่ 2.5** รูปแบบอย่างง่าย Mcculloch-Pitts's model [1]

$X = [X_1, X_2, \dots, X_N]^T$ คือข้อมูลนำเข้าขาเข้า

$W = [W, W, \dots, W_N]^T$ คือน้ำหนักความสำคัญที่ให้กับข้อมูลขาเข้า

ฟังก์ชันของข่ายงาน (Network functions) คือผลรวมทั้งหมดของผลคูณของข้อมูลขาเข้ากับน้ำหนักความสำคัญที่ให้กับข้อมูลขาเข้า แต่ละตัวบวกกับระยะลำเอียง (Biased term) โดยฟังก์ชันของโครงข่ายจะสั่งจากข้อมูลขาเข้า ไปเป็นข้อมูลขาออกแบบเป็นเส้นตรงหรือ ไม่ใช่เส้นตรงก็ได้ เรียกว่า ไฮเปอร์เพลน (Hyperplane)

ฟังก์ชันงานข่ายแบ่งประเภทได้ดังต่อไปนี้

1. เนทฟังก์ชัน อยู่ในรูปสมการผลรวมเชิงเส้นของโพลีโนเมียลดีกรีสูง

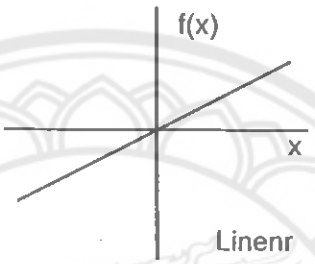
$$u_i = \sum_{j=1,k=1}^{N} w_{ijk} x_j x_k + \theta_i \qquad (2.1)$$

2. ฟังก์ชันในการตีความ (Activation function) มีหลายฟังก์ชันให้เลือกใช้ เช่น

- ฟังก์ชันแบบเชิงเส้น (Linear function) แสดงดังสมการต่อไปนี้

$$f(x) = a\,x + b$$
$$\frac{df(x)}{dx} = a: a \text{ คือค่าคงที่} \qquad (2.2)$$

สมการที่แต่ละพจน์มีเพียงค่าคงตัว หรือเป็นผลคูณระหว่างค่าคงตัวกับตัวแปรยกกำลังหนึ่ง ซึ่งจะมีดีกรีของพหุนามเท่ากับ 0 หรือ 1 สมการเหล่านี้เรียกว่า "เชิงเส้น" เนื่องจากสามารถวาดกราฟของฟังก์ชันบนระบบพิกัดคาร์ทีเซียนได้เป็นเส้นตรง ดังรูปที่ 2.6

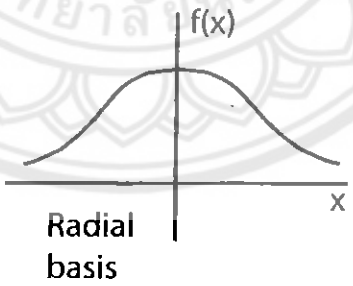



**รูปที่ 2.6** ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น

- ฟังก์ชันเรเดียลเบสิส (Radial basis function)

$$f(x) = \exp[-\beta(x(t) - c_i)^2] \qquad (2.3)$$

เป็นฟังก์ชันที่แสดงรูปคล้ายๆกับระฆังคว่ำ ดังรูปที่ 2.7

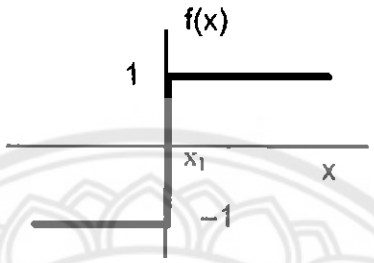



**รูปที่ 2.7** ฟังก์ชันเรเดียนเบสิส

- ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบจำกัดแข็งสมมาตร (Threshold)

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x > x_1; \\ -1 & x > x_1 \end{cases} \tag{2.4}$$

เป็นฟังก์ชันที่ติดลบคงที่ค่าหนึ่งไว้ พอถึงค่าที่เป็นศูนย์จะเป็นค่าบวกทันทีแล้วจะคงที่ต่อไป ดังรูปที่ 2.8



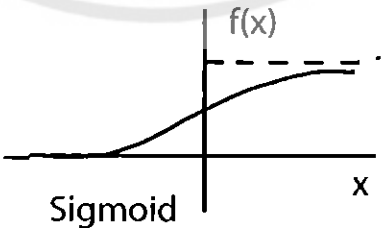

**รูปที่ 2.8** ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบจำกัดแข็งสมมาตร

- ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบซิกมอยด์ (Sigmoid)

$$f(x) = \frac{1}{1+\exp\left(-\frac{x}{T}\right)} \quad ; \text{T คืออุณหภูมิ}$$

$$\frac{df(x)}{dx} = \frac{1}{T} f(x)[1 - f(x)] \tag{2.5}$$

เป็นฟังก์ชันที่มีค่าเริ่มต้นที่ศูนย์ และค่าเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ แต่ไม่เกินขีดจำกัดของฟังก์ชัน ดังรูปที่ 2.9



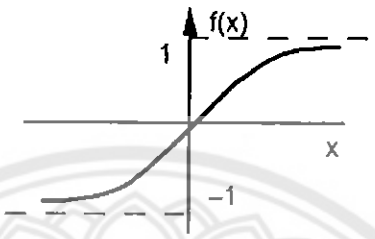

**รูปที่ 2.9** ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบซิกมอยด์

- ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเปอร์โบลิค (Hyperbolic tangent)

$$f(x) = tanh\left(\frac{x}{T}\right)$$

$$\frac{df(x)}{dx} = T[1 - f^2(x)] \qquad (2.6)$$

เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการเป็นการคำนวณหาค่าไฮเปอร์โบลิคของค่า $x$ ดังรูปที่ 2.10

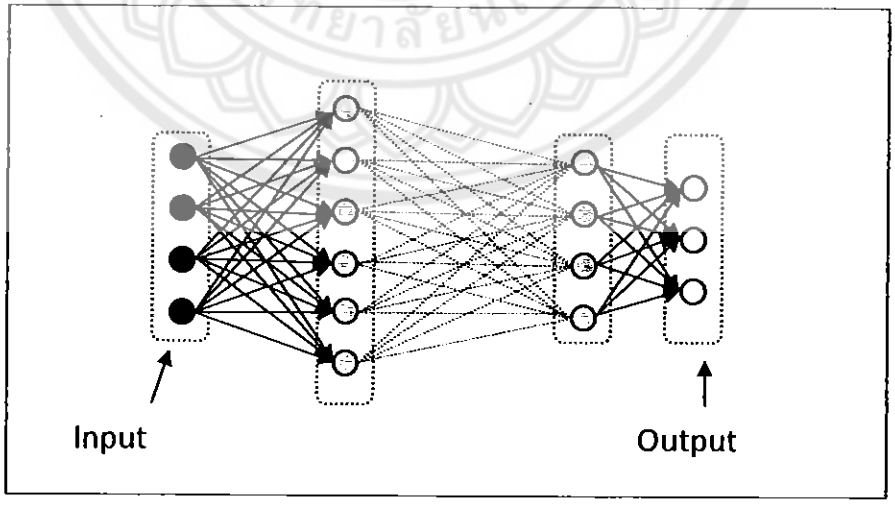



**รูปที่ 2.10** ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิคแทนเจนต์

## 2.4 สถาปัตยกรรมโครงข่าย (Network architecture)

1. โครงข่ายทิศทางเดียว (Feedforward network)

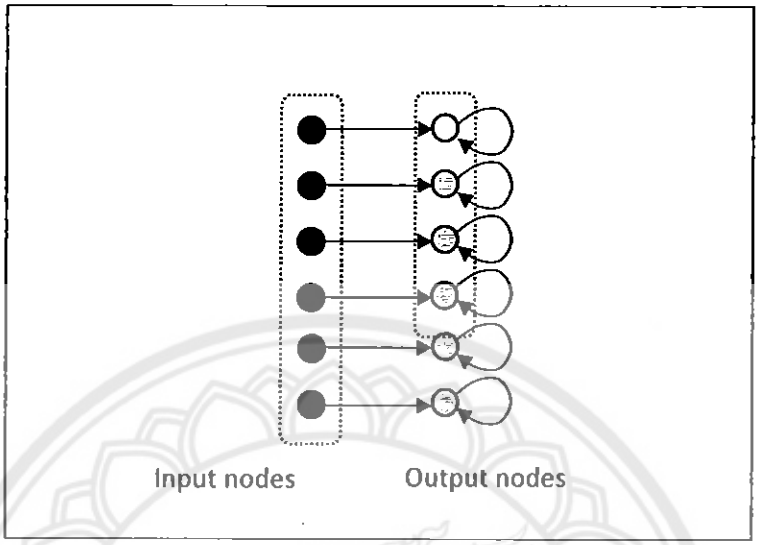
ข้อมูลที่ประมวลผลในวงจรข่ายจะถูกส่งไปในทิศทางเดียวจากโหนดข้อมูลนำขาเข้าส่งต่อมาเรื่อยๆ มาจนถึงโหนดข้อมูลนำออก โดยไม่มีการย้อนกลับของข้อมูล หรือแม้แต่โหนดในชั้นเดียวกันก็ไม่มีการเชื่อมต่อกัน ดังแสดงในรูปที่ 2.11




**รูปที่ 2.11** สถาปัตยกรรมของโครงข่ายทิศทางเดียว

2. โครงข่ายป้อนกลับ (Feedback network)

ข้อมูลที่ประมวลผลในวงจรข่าย จะมีการป้อนกลับเข้าไปยังวงจรข่ายหลายๆครั้ง จนกระทั่งได้คำตอบออกมา (บางครั้งเรียกว่า Recurrent network) ดังแสดงในรูปที่ 2.12




**รูปที่ 2.12** สถาปัตยกรรมของโครงข่ายป้อนกลับ

3. เครือข่ายชั้น (Network layer)

พื้นฐานที่สำคัญของเครือข่ายประสาทเทียม จะประกอบไปด้วย 3 ส่วน หรือ 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นของหน่วยข้อมูลขาเข้า (Input units) ที่ถูกเชื่อมต่อกับชั้นของหน่วยซ่อน (Hidden units) ซึ่งเชื่อมต่อกับชั้นของหน่วยข้อมูลขาออก (Output units)

การทำงานของหน่วยข้อมูลขาเข้าจะทำหน้าที่แทนส่วนของข้อมูลดิบ ที่จะถูกป้อนเข้าสู่เครือข่าย โดยที่การทำงานของแต่ละหน่วยซ่อนจะถูกกำหนดโดยการทำงานของหน่วยข้อมูลขาเข้าและค่าน้ำหนักบนความสัมพันธ์ระหว่างหน่วยข้อมูลขาเข้าและหน่วยซ่อน นอกจากนี้พฤติกรรมการทำงานของหน่วยข้อมูลขาออกจะขึ้นอยู่กับการทำงานของหน่วยซ่อนและค่าน้ำหนักระหว่างหน่วยซ่อนและหน่วยข้อมูลขาออก

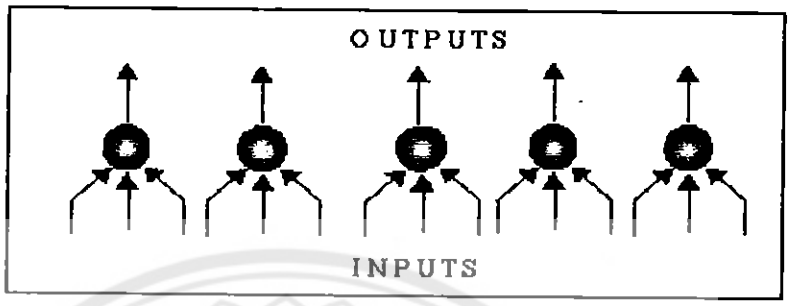
สถาปัตยกรรมของชั้นสามารถออกเป็น 2 ประเภทคือ ชั้นเดียว (Single layer) และหลายชั้น (Multilayer)

- เครือข่ายประสาทที่ประกอบด้วยชั้นเพียงชั้นเดียว (Single layer perceptron) จำนวนโหนดข้อมูลขาเข้าขึ้นอยู่กับจำนวนส่วนประกอบของข้อมูลขาเข้า และฟังก์ชันการเปิดใช้งานขึ้นอยู่กับลักษณะข้อมูลขาออก เช่น ถ้าขาออกที่ต้องการเป็น "ใช่" หรือ "ไม่ใช่" จะต้องใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบจำกัดแข็งสมมาตร

$$f(x) = \begin{cases} 1 \; if \; x \geq T \\ 0 \; if \; x < T \end{cases} \qquad \text{T = Threshold level} \qquad (2.7)$$

หรือถ้าข้อมูลขาออกเป็นค่าตัวเลขที่ต่อเนื่อง เราต้องใช้ฟังก์ชันต่อเนื่อง เช่น ฟังก์ชันซิกมอยด์ ดังแสดงในรูปที่ 2.13

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-ax}} \tag{2.8}$$




**รูปที่ 2.13** โครงข่ายประสาทแบบเป็นชั้น

- เครือข่ายใยประสาทจะประกอบด้วยหลายชั้น (Multilayer perceptron) โดยในแต่ละชั้นจะประกอบด้วยโหนด หรือเปรียบได้กับตัวเซลล์ประสาท ค่าน้ำหนักของเส้นที่เชื่อมต่อระหว่างโหนดของแต่ละชั้น (เมทริกซ์ W), ค่าไบแอสเวกเตอร์ (b) และค่าเวกเตอร์ข้อมูลขาออก (a) โดย m เป็นตัวเลขบอกลำดับชั้นกำกับไว้ด้านบน เมื่อ p เป็นเวกเตอร์ข้อมูลขาเข้าการคำนวณค่าของข้อมูลขาออกสำหรับเครือข่ายใยประสาทที่มี M ชั้นจะเป็นดังสมการ

$$a^{m+1} = f^{m+1}(W^{m+1}a^m + b^{m+1}) \tag{2.9}$$

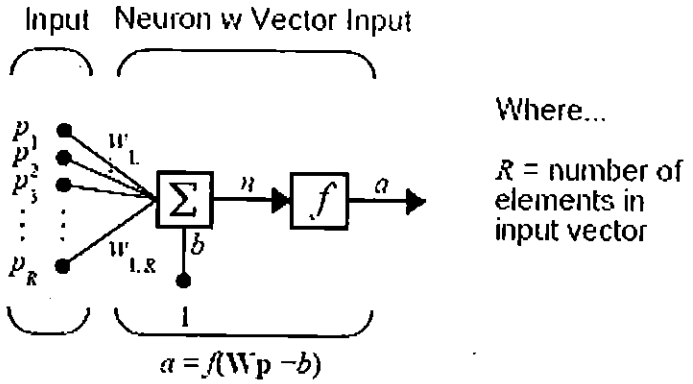
เมื่อ $m = 0,2,\ldots,\mathrm{M}-1, a^0 = p, a = a^m$ และ $f$ เป็น ฟังก์ชันถ่ายโอน

## 2.5 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบหลายข้อมูลขาเข้า

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายข้อมูลขาเข้าในรูปเวกเตอร์ $P = [p_1, p_2, \ldots, p_R]^{\mathrm{T}}$ มีข้อมูลขาเข้า $R$ ค่าข้อมูลขาเข้าแต่ละตัวถูกคูณด้วยเวกเตอร์น้ำหนัก $W = [w_{11}, w_{12}, \ldots, w_{1R}]$ แล้วป้อนให้กับฟังก์ชันถ่ายโอน $f$ เป็นข้อมูลขาออก $a$ ดังสมการ โดยดังแสดงในรูปที่ 2.14

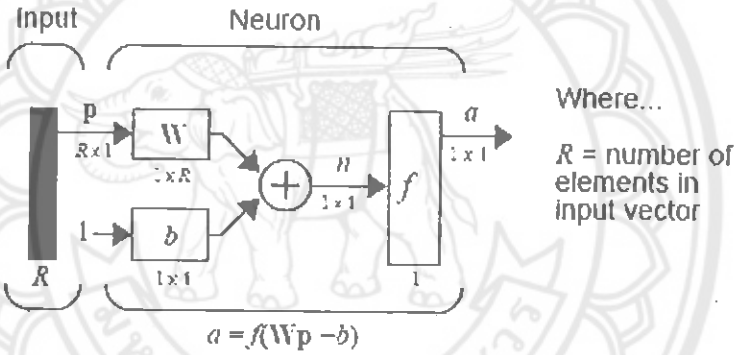
$$n = W_P + b = w_{11}p_1 + w_{12}p_2 + \cdots + w_{1R}p_R + b \tag{2.10}$$

$$a = f(n) = f(W_P + b) \tag{2.11}$$




**รูปที่ 2.14** โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบหลายข้อมูลขาเข้า

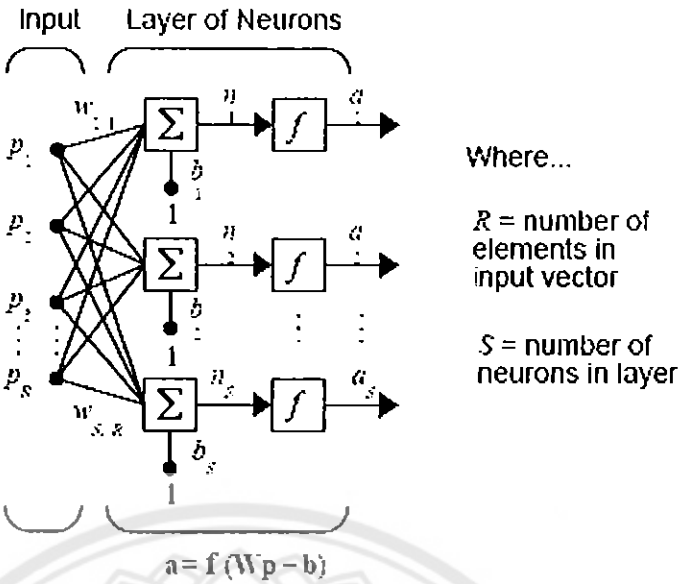
อย่างไรก็ตามสามารถเขียนโครงข่ายประสาทหนึ่งหน่วยแบบหลายข้อมูลขาเข้าในรูปย่อ โดยใช้เวกเตอร์ ดังแสดงในรูปที่ 2.15




**รูปที่ 2.15** โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบหลายข้อมูลขาเข้าในรูปแบบย่อ

## 2.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเป็นชั้น

ในระบบงานทั่วไปจะเกี่ยวข้องกับตัวแปรมากกว่าหนึ่งตัวแปร โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายหน่วยหลายข้อมูลขาเข้าจะมีหลายสัญญาณเข้าและหลายสัญญาณออก ซึ่งทำให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบหลายตัวแปรได้ โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายข้อมูลขาเข้าหลายข้อมูลขาออกมีชื่อทั่วไปว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบเป็นชั้นโครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งชั้น ดังรูปที่ 2.16




**รูปที่ 2.16** โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งชั้น

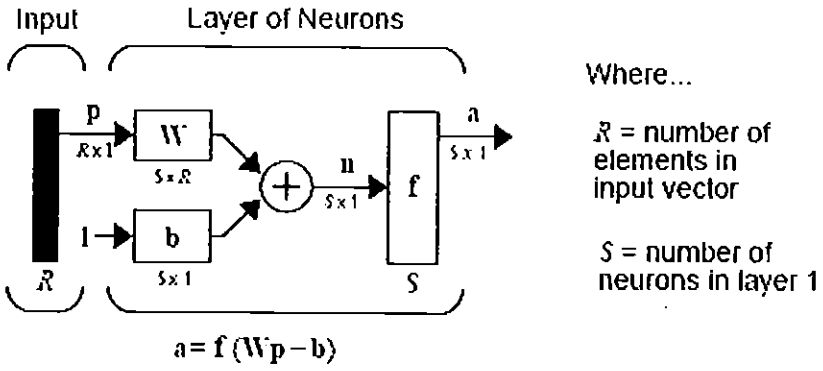
จากรูปที่ 2.16 ค่าต่างๆสามารถคำนวณได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\begin{aligned} n_1 &= w_{11}p_1 + w_{12}p_2 + w_{13}p_3 + \cdots + w_{1R}p_R + b_1 \\ n_2 &= w_{21}p_1 + w_{22}p_2 + w_{23}p_3 + \cdots + w_{2R}p_R + b_2 \\ n_3 &= w_{31}p_1 + w_{32}w_2 + w_{33}p_3 + \cdots + w_{3R}p_R + b_3 \\ &\vdots \\ n_S &= w_{S1}p_1 + w_{S2}p_2 + w_{S3}p_3 + \cdots + w_{SR}p_R + b_s \end{aligned} \tag{2.12}$$

และข้อมูลขาออกหาได้จาก

$$\begin{aligned} a_1 &= f(n_1) = f(w_{11}p_1 + w_{12}p_2 + w_{13}p_3 + \cdots + w_{1R}p_R + b_1) \\ a_2 &= f(n_2) = f(w_{21}p_1 + w_{22}p_2 + w_{23}p_3 + \cdots + w_{2R}p_R + b_2) \\ a_3 &= f(n_3) = f(w_{31}p_1 + w_{32}w_2 + w_{33}p_3 + \cdots + w_{3R}p_R + b_3) \\ &\vdots \\ a_S &= f(n_S) = f(w_{S1}p_1 + w_{S2}p_2 + w_{S3}p_3 + \cdots + w_{SR}p_R + b_s) \end{aligned} \tag{2.13}$$

**รูปที่** 2.17 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้นที่มีหลายข้อมูลขาเข้าหลายข้อมูลขาออกในรูปเวกเตอร์-เมทริกซ์ เมื่อ p เป็นเวกเตอร์ขาเข้าขนาด $R$×1 W เป็นเมทริกซ์น้ำหนักขนาด $S$×$R$ b เป็นไบแอสเวกเตอร์ขนาด $S$×1 n เป็นเวกเตอร์ผลบวกระหว่าง Wp และ b f เป็นเวกเตอร์ฟังก์ชันถ่ายโอน และ a เป็นเวกเตอร์ข้อมูลขาออก ส่วน $R$ เป็นค่าสเกลาร์แสดงจำนวนข้อมูลขาเข้า และ $S$ เป็นค่าสเกลาร์แสดงจำนวนนิวรอน ดังรูปที่ 2.17




**รูปที่ 2.17** โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นในรูปแบบย่อ

กำหนดให้ $P = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_R]^T$

$$w = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1R} \\ w_{21} & w_{22} & & w_{2R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S1} & w_{S2} & \cdots & w_{SR} \end{bmatrix}$$

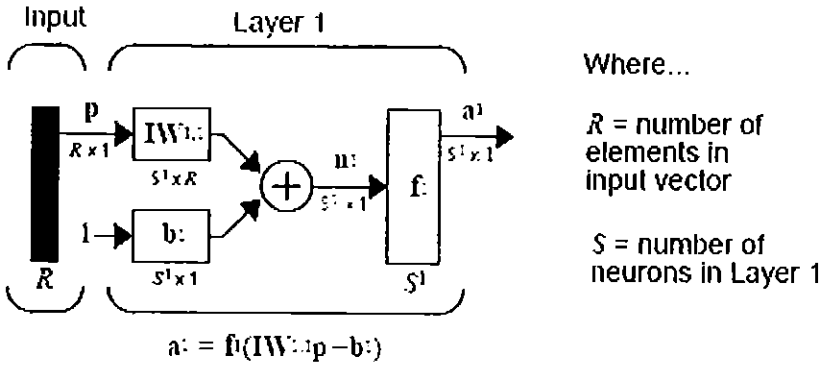
และ $b = \left[[b_1 \ b_2 \ \dots \ b_S]\right]^T$

ดังนั้น จากรูปที่ 2.17 ค่าต่างๆสามารถคำนวณได้ดังสมการต่อไปนี้

$$n = Wp + b \tag{2.14}$$

$$a = f(n) = f(Wp + b) \tag{2.15}$$

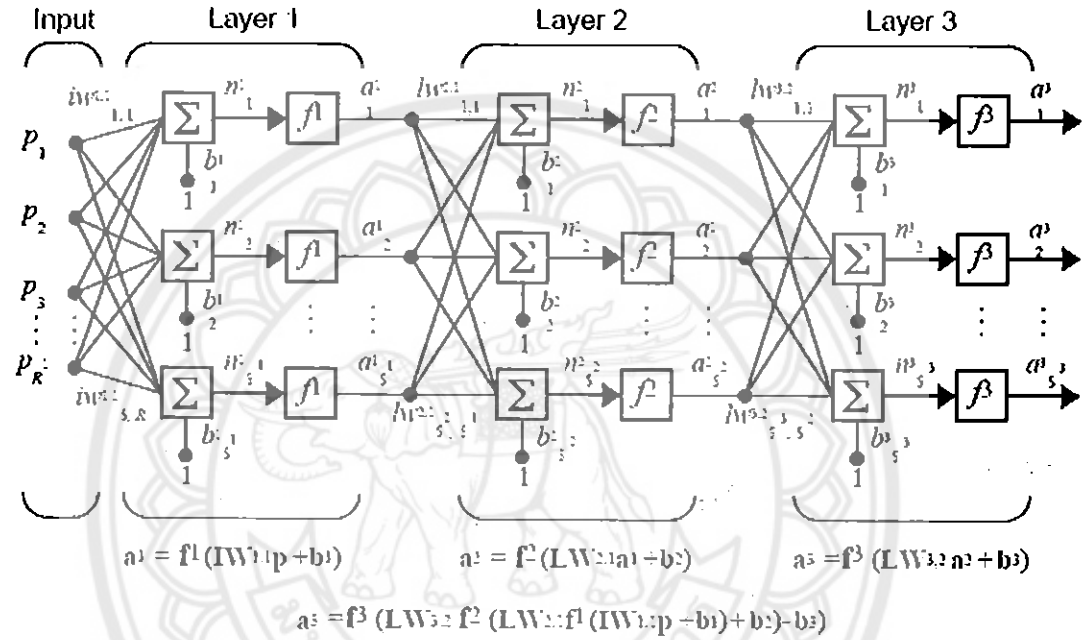
รูปที่ 2.18 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้นที่ใช้ใน MATLAB Toolbox โดย $IW^{1,1}$ เป็นน้ำหนักข้อมูลขาเข้า เป็นการเชื่อมโยงสำหรับพารามิเตอร์อื่นๆ จะมีตัวยกเป็นเลข 1 เป็นการบอกว่าเป็นพารามิเตอร์ของชั้นที่ 1 ดังรูปที่ 2.18



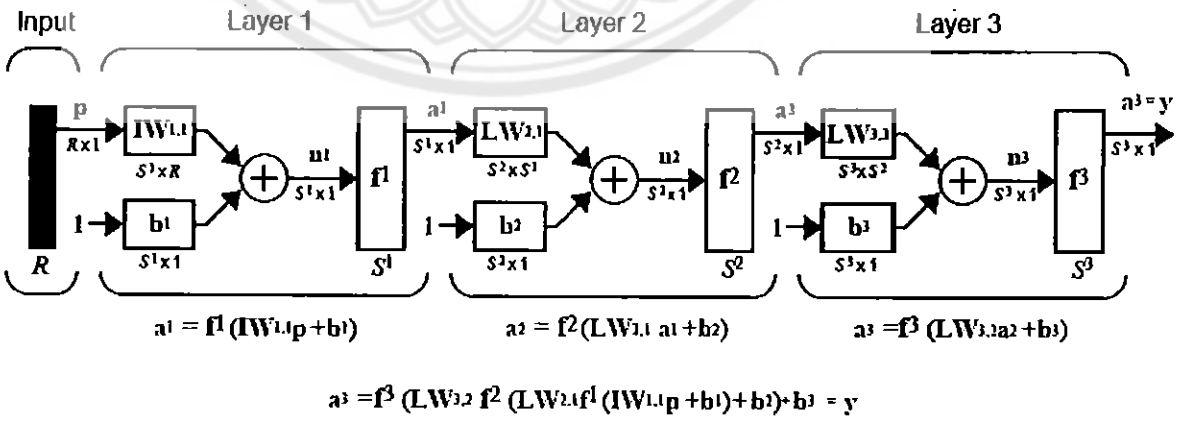

**รูปที่ 2.18** โครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้นที่ใช้ใน MATLAB Toolbox

## 2.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayered perceptron: MLP) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้มากที่สุด เป็นโครงข่ายที่สามารถทำงานที่มีความซับซ้อนมากๆได้ อาจกล่าวได้ว่า สามารถประยุกต์ใช้ได้กับงานเกือบทุกประเภท แต่มีข้อแม้ว่าต้องมีจำนวนชั้นและจำนวนนิวรอนที่เหมาะสม รูปที่ 2.19 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบสามชั้น รูปที่ 2.20 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบสามชั้นในรูปเมทริกซ์



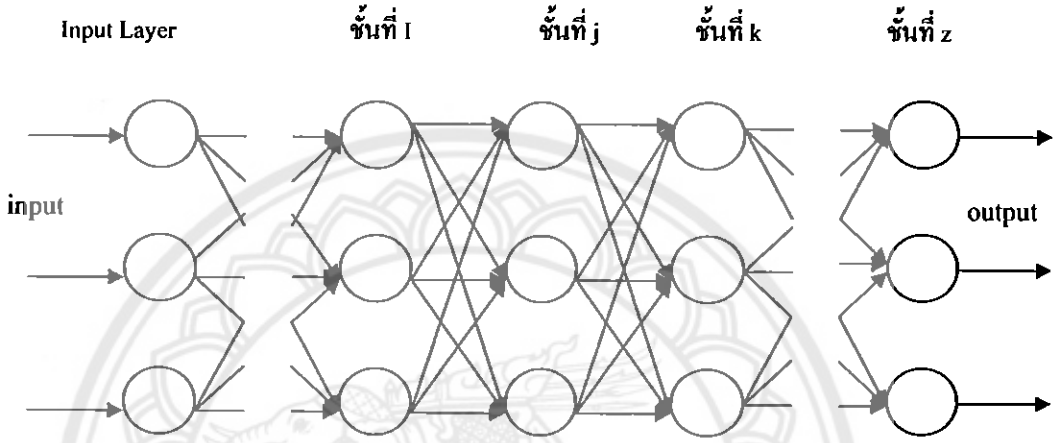

**รูปที่ 2.19** โครงข่ายประสาทเทียมสามชั้น




**รูปที่ 2.20** โครงข่ายประสาทเทียมหลายข้อมูลขาเข้าหลายข้อมูลขาออกในรูปแบบย่อ

## 2.8 อัลกอริทึมของการแพร่กระจายย้อนกลับ (Backpropagation algorithm)

การแพร่กระจายย้อนกลับ เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของเครือข่ายใยประสาทวิธีหนึ่งที่นิยมใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น เพื่อปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดให้เหมาะสม โดยการปรับค่านี้จะขึ้นกับความแตกต่างของค่าข้อมูลขาออกที่คำนวณได้กับค่าของข้อมูลขาออกที่ต้องการ โดยมีขั้นตอนดังแสดงในรูปที่ 2.21




**รูปที่ 2.21** รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

ขั้นตอนของอัลกอริทึมของการแพร่กระจายย้อนกลับ มีดังนี้

1. กำหนดค่าอัตราเร็วในการเรียนรู้ (Learning rate parameter: r)

2. สำหรับแต่ละตัวอย่างข้อมูลขาเข้าให้ทำตามขั้นตอนต่อไปนี้จนกว่าได้ระดับที่มีประสิทธิภาพที่ต้องการ

- คำนวณหาค่าข้อมูลขาออกโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นซึ่งอาจได้จากการสุ่ม
- คำนวณหาค่า$\beta$: แทนประโยชน์ที่จะได้รับสำหรับการเปลี่ยนค่าของข้อมูลขาออกของแต่ละโหนด

- ในชั้นข้อมูลขาออก (Output Layer)

$$\beta_z = d_z - O_z \tag{2.16}$$

เมื่อ $d_z$ = ค่าข้อมูลขาออกที่ต้องการ

$o_z$ = ค่าข้อมูลขาออกที่คำนวณได้

- ในชั้นซ่อน (Hidden layer)

$$\beta = \sum w_{jk} o(1 - O_k)\beta_k \quad (2.18)$$

เมื่อ $w_{jk}$ = น้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างชั้นที่ j กับ k

- คำนวณค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลงไปสำหรับในทุกน้ำหนัก ด้วยสมการต่อไปนี้

$$\Delta w_{ij} = r o_i o_j (1 - O_j)\beta_j \quad (2.19)$$

- เพิ่มค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลง สำหรับตัวอย่างข้อมูลขาเข้าทั้งหมด และเปลี่ยนค่าน้ำหนัก

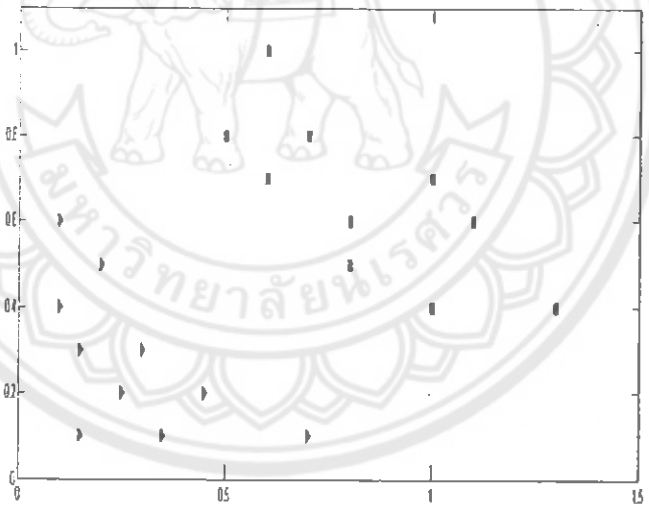
# บทที่ 3

# การแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ

จากหลักการและวิธีแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมดังที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 2 ในบทนี้จะเป็นการแสดงผลการแบ่งกลุ่มของข้อมูลที่ได้ โดยใช้โปรแกรมแมทแลปในการแบ่งแยกกลุ่มข้อมูล

ข้อมูลในการแบ่งรูปแบบของข้อมูล จะใช้เป็นการแบ่งลักษณะการกระจายของข้อมูลว่ากระจายตัวในลักษณะใด ซึ่งข้อมูลที่สร้างขึ้นมานี้มีการกระจายตัวทั้งหมด 3 แบบ โดยยึดการใช้รูปแบบการแบ่งแยกโดยใช้เส้นแบ่งในการจัดกลุ่มของข้อมูล หลังจากกำหนดลักษณะของข้อมูลแล้ว จะเรียกข้อมูลขึ้นมาในโปรแกรมแมทแลป และข้อมูลทั้ง 3 แบบแสดงดังนี้

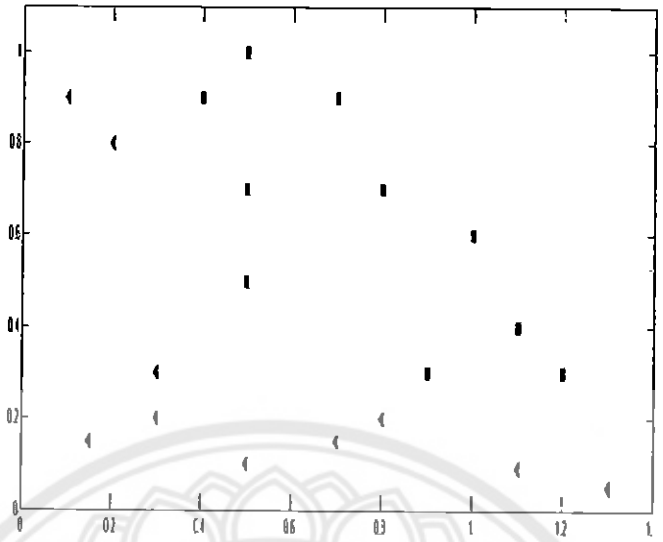
1. ข้อมูลแบบที่ 1 เป็นข้อมูลที่แบ่งด้วยเส้นตรงได้ ดังรูปที่ 3.1




**รูปที่ 3.1** ข้อมูลแบบที่ 1 เป็นข้อมูลที่แบ่งด้วยเส้นตรงได้

ข้อมูลแบบที่ 1 เป็นข้อมูลที่สามารถใช้แบ่งด้วยเส้นตรง ในการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มได้

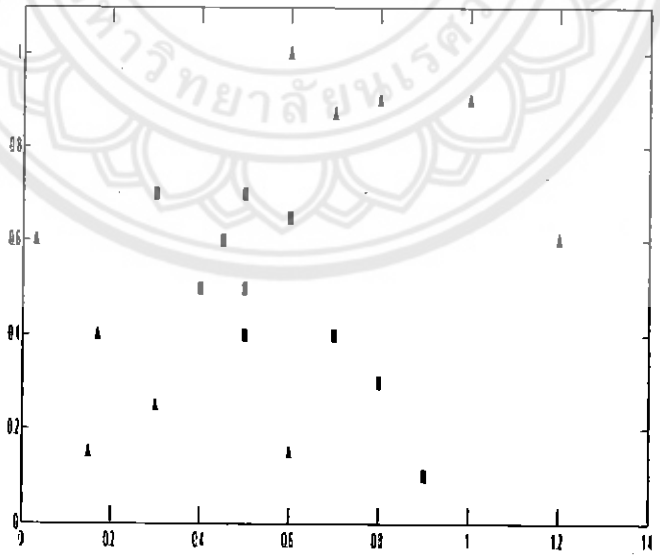
2. ข้อมูลแบบที่ 2 เป็นข้อมูลที่แบ่งด้วยเส้นตรงไม่ได้ ดังรูปที่ 3.2



**รูปที่ 3.2** ข้อมูลแบบที่ 2 เป็นข้อมูลที่แบ่งด้วยเส้นตรงไม่ได้

ข้อมูลแบบที่ 2 เป็นลักษณะของข้อมูลที่ไม่สามารถแบ่งได้โดยใช้เส้นตรง

3. ข้อมูลแบบที่ 3 เป็นข้อมูลที่แบ่งออกเป็น 2 กลุ่มหลักๆ กระจายล้อมรอบและอยู่ตรงกลาง ดังรูปที่ 3.3



**รูปที่ 3.3** ข้อมูลแบบที่ 3 เป็นข้อมูลที่แบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม กระจายล้อมรอบและอยู่ตรงกลาง

ข้อมูลแบบที่ 3 เป็นลักษณะของข้อมูลหนึ่งรวมตัวเป็นกลุ่ม และข้อมูลอีกส่วนกระจายล้อมรอบข้อมูลที่เป็นกลุ่มตรงกลาง นอกจากนั้นข้อมูลลักษณะนี้ยังไม่สามารถแบ่งแยกได้ด้วยเส้นตรง

## 3.1 ขั้นตอนการแบ่งกลุ่มด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ

การแบ่งแยกจะกระทำโดยใช้โปรแกรมแมทแลป มีทั้งหมด 4 ขั้นตอนคร่าวๆ ดังนี้

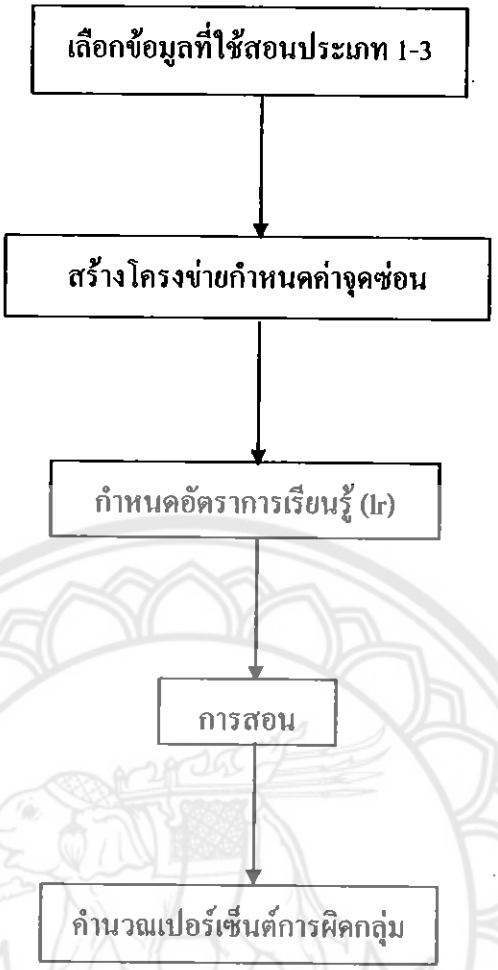
1. สร้างข้อมูลการสอน (Assemble the training data) สร้างกลุ่มข้อมูลขึ้นเพื่อให้มีข้อมูลในการสอนก่อนที่จะนำข้อมูลนี้ไปใช้งานจริง

2. สร้างตัวแปรเครือข่าย (Create the network object) เป็นการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นมาด้วยคำสั่ง newff สามารถกำหนดจำนวนชั้นและจำนวนจุดซ่อนได้

3. สอนโครงข่าย (Training the network) ทำการสอนด้วยโปรแกรมแมทแลป สามารถกำหนดวิธีการสอนและกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ได้ในขั้นตอนนี้

4. ดูผลของโครงข่ายเมื่อให้ข้อมูลขาเข้าเป็นค่าใหม่ (Simulate the network response to new input) เป็นการดูการตอบสนองของโครงข่ายนั้นคือคำนวณค่าข้อมูลขาออกที่เกิดขึ้นของข้อมูลใหม่ที่นำมาป้อน

ขั้นตอนการแบ่งข้อมูลด้วยวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบการแพร่กระจายย้อนกลับดังแสดงในรูปที่ 3.4




**รูปที่ 3.4** ขั้นตอนในการแบ่งแยกการขันสกรูของข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบการแพร่กระจายย้อนกลับ

## 3.2 ผลการแบ่งกลุ่มด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบการแพร่กระจายย้อนกลับ

ในการทดสอบ ได้กำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ เช่น อัตราการเรียนรู้ (Learning rate; lr) และจำนวนจุดซ่อน (Hidden) ไว้เพื่อให้เกิดค่าความแตกต่างที่มากขึ้น โดยการทำการทดสอบ 10 ครั้ง แล้วนำมาเฉลี่ยกันจะได้เห็นค่าที่ชัดเจนมากขึ้น

### 3.2.1 ข้อมูลประเภทที่ 1

เป็นข้อมูลแบบสามารถแบ่งได้ด้วยเส้นตรง ข้อมูลทั้ง 2 กลุ่มแยกจากกันอย่างเห็นได้ชัด และจะแสดงค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของข้อมูล ได้ดังตารางที่ 3.1

**ตารางที่ 3.1** ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของข้อมูลประเภทที่ 1

| อัตราการเรียนรู้ \ จุดซ่อน | 3 | 10 | 15 | 20 | 25 |
|---|---|---|---|---|---|
| 0.05 | 4 | 3.5 | 5 | 13 | 4.5 |
| 0.1 | 7.5 | 3 | 4.5 | 23.5 | 41.5 |
| 1 | 42 | 50.5 | 41 | 49.5 | 42.5 |

จากตารางที่ 3.1 จะเห็นได้ว่าเมื่อเพิ่มค่าอัตราการเรียนรู้ให้มีค่ามากขึ้น เปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของข้อมูลประเภทที่ 1 ก็จะมีค่ามากขึ้น และเมื่อเพิ่มค่าจุดซ่อน ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มก็มีแนวโน้มจะมากขึ้นด้วย ดังนั้นในข้อมูลประเภทนี้ ควรจะเลือกอัตราการเรียนรู้ไม่เกิน 0.1 และจุดซ่อนไม่เกิน 10 จะทำให้ได้ค่าการผิดกลุ่มเกิดขึ้นน้อยที่สุด

### 3.2.2 ข้อมูลประเภทที่ 2

เป็นข้อมูลแบบไม่สามารถแบ่งได้ด้วยเส้นตรง แต่สามารถใช้สายตาแบ่งได้ อาจจะเป็นเส้นโค้ง หรือวงกลมก็ได้ ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของข้อมูลแสดงได้ดังตารางที่ 3.2

**ตารางที่ 3.2** ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของข้อมูลประเภทที่ 2

| อัตราการเรียนรู้ \ จุดซ่อน | 3 | 10 | 15 | 20 | 25 |
|---|---|---|---|---|---|
| 0.05 | 28 | 23 | 14 | 25 | 16.5 |
| 0.1 | 19.5 | 30 | 17 | 17 | 24.5 |
| 1 | 44 | 53 | 44.5 | 49.5 | 45 |

จากตารางที่ 3.2 การเพิ่มค่าของอัตราการเรียนรู้และจุดซ่อน ทำให้ได้ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มออกมาดังตารางนี้ จะเห็นได้ว่าถ้านำค่าในตารางไปวาดกราฟจุดซ่อนเท่ากับ 15 ทำให้ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำที่สุด ค่าที่ต่ำกว่าหรือมากกว่าจุดซ่อนเท่ากับ 15 จะมีค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มสูงมากกว่าค่านี้ ดังนั้นข้อมูลประเภทที่ 2 ควรจะเลือกอัตราการเรียนรู้และจุดซ่อนเท่ากับ 0.05 และ 15 ตามลำดับ เนื่องจากมีค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่มีค่าน้อยที่สุด

### 3.2.3 ข้อมูลประเภทที่ 3

เป็นข้อมูลแบบมีข้อมูล 1 กลุ่มอยู่ตรงกลาง และอีกกลุ่มกระจายอยู่รอบข้าง ซึ่งไม่สามารถแบ่งได้ด้วยเส้นตรงได้ และจะแสดงค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของข้อมูลประเภทที่ 3 ดังตารางที่ 3.3

**ตารางที่ 3.3** ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของข้อมูลประเภทที่ 3

| จุดซ่อน / อัตราการเรียนรู้ | 3 | 10 | 15 | 20 | 25 |
|---|---|---|---|---|---|
| 0.05 | 39 | 41 | 20.5 | 19.5 | 19.5 |
| 0.1 | 40 | 32.5 | 20 | 36.5 | 50 |
| 1 | 52.5 | 53.5 | 51.5 | 48 | 42 |

จากตารางที่ 3.3 สังเกตเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มมีค่าค่อนข้างมาก และหาค่าที่แน่นอนไม่ได้ ข้อมูลทั้ง 3 นี้ การแบ่งกลุ่มทำได้ยาก สังเกตจากเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มในตารางที่ 3 อย่างไรก็ตามค่าการผิดกลุ่มที่ดีที่สุดเกิดขึ้นเมื่อใช้จุดซ่อนเท่ากับ 20 กับ 25 และอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05

จากที่ได้นำข้อมูลแต่ละแบบเข้ามาทำการทดสอบจะพบว่า ข้อมูลชนิดที่แบ่งได้ด้วยเส้นตรงเมื่อใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ที่น้อยๆ จะทำให้เกิดค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่มีค่าต่ำมาก ข้อมูลประเภทที่ 1 ไม่ค่อยมีความซับซ้อนมากนัก ส่วนแบบที่ไม่สามารถแบ่งได้ด้วยเส้นตรงนั้นคือข้อมูลประเภทที่ 2 และ 3 จะเริ่มเกิดความซับซ้อนมากขึ้น และการแบ่งกลุ่มข้อมูลก็ไม่มีข้อมูลค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่มีค่าต่ำ ส่วนใหญ่แล้วจะได้เปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มเกือบทุกข้อมูล โดยเฉพาะในแบบที่ 3 ที่มีข้อมูลชุดหนึ่งอยู่ตรงกลาง และอีกชุดหนึ่งกระจาย ทำให้ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มมีค่าสูงมาก เกิดความซับซ้อนมากเหมือนกับแบบแบ่งเป็นเส้นตรงไม่ได้ และทำให้เลือกใช้งานได้ยาก ซึ่งผลการทดลองที่ได้จาก 3 การทดลองดังกล่าวจะถูกนำไปใช้กับข้อมูลการขันสกรูในบทต่อไป

# บทที่ 4

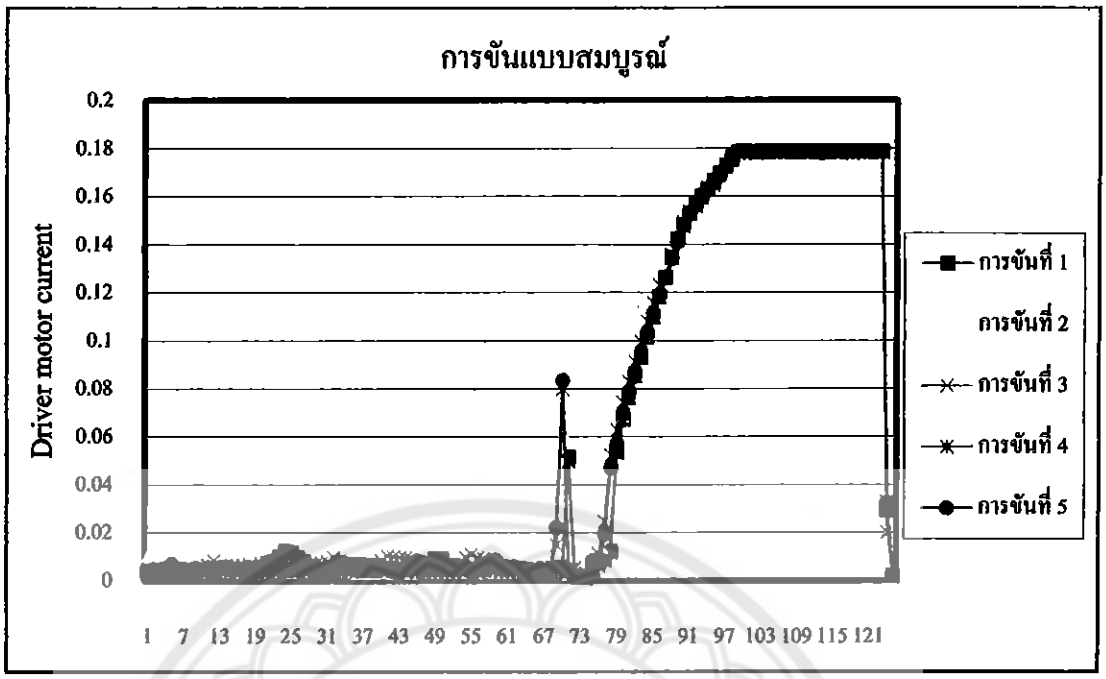
# ผลการแบ่งแยกการขันสกรูด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

แรงที่เกิดขึ้นในการขันสกรูทั้งแบบสมบูรณ์และไม่สมบูรณ์จะถูกเก็บข้อมูล เพื่อนำมาทำการแบ่งแยกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม แต่ก่อนที่จะนำมาทำการแบ่งแยกจะต้องนำข้อมูลมาทำการประมวลผลในเบื้องต้น (Pre-processing) เสียก่อน เพื่อให้เหมาะสมกับการใช้งาน การแบ่งแยกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะมีอยู่ 2 ขั้นตอนคือ ขั้นตอนสอน (Training) เพื่อที่จะได้มาซึ่งสมการการแบ่งแยก และขั้นตอนทดสอบ (Validation) เพื่อทดสอบดูประสิทธิภาพของสมการการแบ่งแยกที่ได้ ดังนั้นข้อมูลที่ถูกเก็บค่ามาจะถูกแบ่งเป็น 2 กลุ่ม คือกลุ่มที่ใช้สอนและกลุ่มที่ใช้ทดสอบ ในการทำโครงงานนี้ได้ใช้ข้อมูลสอน 200 ข้อมูล และข้อมูลทดสอบ 100 ข้อมูล ในแต่ละหนึ่งข้อมูลของการขันสกรูจะถูกเก็บค่ามา 125 ข้อมูล (125 แอททริบิว) และแบ่งกลุ่มของข้อมูลว่าเป็นชนิดใด (+1 เป็นการขันแบบสมบูรณ์ และ -1 เป็นการขันแบบไม่สมบูรณ์)

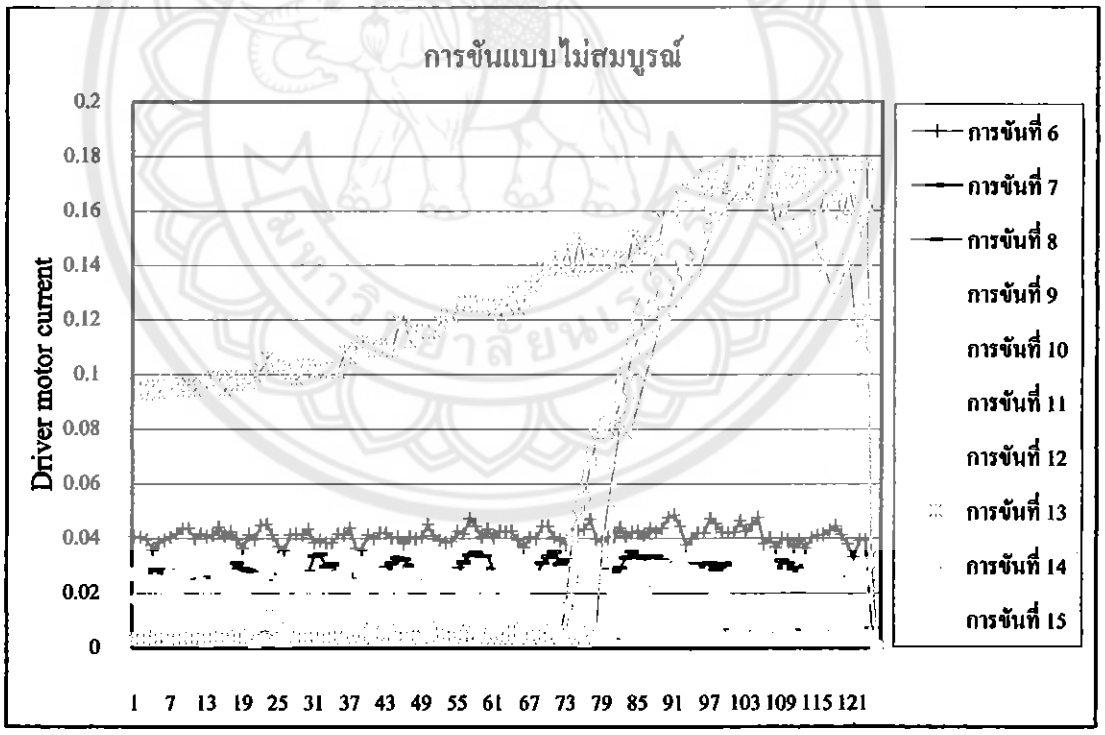
## 4.1 ลักษณะของแรงที่เกิดขึ้นในการขันสกรู

สกรูที่ถูกขันเรียบร้อยแล้วเมื่อเขียนกราฟแรงระหว่างการขันจะได้ 2 ลักษณะคือ การขันแบบสมบูรณ์และแบบไม่สมบูรณ์แสดงดังรูปที่ 4.1 จากข้อมูลทั้ง 2 ชนิดจะเห็นได้ว่าลักษณะกระแสที่ใช้ในการขันสกรูมีลักษณะที่แตกต่างกันนั่นคือการขันที่สมบูรณ์จะมีกระแสที่ต่ำในช่วงแรก และเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วจนมีค่าคงที่ในระยะเวลาหนึ่งของช่วงท้าย ส่วนการขันที่ไม่สมบูรณ์จะมีกระแสจะมีรูปแบบอยู่ 3 ชนิดนั้นคือ ค่าคงที่ตลอด คงที่แล้วเพิ่มขึ้นในช่วงท้าย แต่ยังมีการแกว่งของกระแส และเพิ่มขึ้นต่อเนื่อง ซึ่งลักษณะที่แตกต่างกันนี้สามารถนำไปแบ่งแยกชนิดของข้อมูลได้ต่อไป

อย่างไรก็ตามข้อมูลการขันที่สมบูรณ์และไม่สมบูรณ์ซึ่งถือว่าอยู่ในอนุกรมเวลาที่ได้มานั้นยังไม่สามารถทำการแบ่งแยกได้ ต้องมีการแปลงข้อมูลเสียก่อนซึ่งจะใช้การแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาให้อยู่ในรูปสี่เหลี่ยม (Rectangular representation) หลังจากผ่านการแปลงข้อมูลจะถูกเปลี่ยนให้อยู่ในรูปแอททริบิวที่จำกัด และสามารถนำไปแบ่งแยกต่อไปได้ซึ่งสามารถนำไปวิเคราะห์ระบบที่ถูกเก็บข้อมูล รวมถึงสามารถทำนายข้อมูลในอนาคตได้




(ก)




(ข)

**รูปที่ 4.1** ตัวอย่างแรงที่เกิดขึ้นในการขันในการขันสกรูแบบ (ก) สมบูรณ์ และ (ข) ไม่สมบูรณ์

ตัวอย่างข้อมูลที่เก็บได้ตัวที่ 1 คือ

$$X_1=\underbrace{[-1.0478 \quad -1.2452 \quad -1.1568 \quad \cdots \quad -0.7904]}_{\text{125 แอททริบิว}} \quad Y_1=[+1]$$

ข้อมูลสำหรับใช้สอนจะอยู่ในรูปเมทริกซ์ดังนี้

$$X_train=\underbrace{\begin{bmatrix} -1.0478 & -1.2452 & \cdots & -0.7905 \\ -0.7321 & -0.8969 & \cdots & -1.0600 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ -1.1404 & -1.0609 & \cdots & -0.6622 \end{bmatrix}}_{\text{125 แอททริบิว}} \quad Y=\left.\begin{bmatrix} +1 \\ +1 \\ \vdots \\ -1 \end{bmatrix}\right\} \text{200 ข้อมูล}$$

ข้อมูลสำหรับใช้ทดสอบจะอยู่ในรูปแบบเมทริกซ์ดังนี้

$$X_test=\underbrace{\begin{bmatrix} -0.9499 & -0.5590 & \cdots & -1.2787 \\ -0.8970 & -1.2022 & \cdots & -0.8123 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ -0.8970 & -1.2022 & \cdots & -0.8284 \end{bmatrix}}_{\text{125 แอททริบิว}} \quad Y=\left.\begin{bmatrix} +1 \\ +1 \\ \vdots \\ -1 \end{bmatrix}\right\} \text{100 ข้อมูล}$$

จากตัวอย่างข้อมูลที่แสดงไว้ จะเห็นว่าค่าไม่เหมาะสมนั้นคือมีค่าที่น้อยมาก จะต้องมีการทำให้เป็นบรรทัดฐานเสียก่อน ในที่นี้จะปรับค่าข้อมูลให้อยู่ระหว่าง [-1, 1] โดยค่าข้อมูลที่น้อยที่สุดจะถูกปรับค่าให้เป็น -1 และค่าข้อมูลที่มากที่สุดจะถูกปรับค่าให้เป็น 1

ในการสร้างข้อมูลสำหรับการแบ่งแยกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะดูผลของจำนวนแอททริบิวด้วย ถ้ามีการปรับให้จำนวนแอททริบิวน้อยลง (น้อยกว่า 125) จะทำให้ผลการแบ่งแยกเป็นอย่างไร ดังนั้นจึงมีการสร้างข้อมูลขึ้นมาอีก 4 กลุ่มซึ่งมีจำนวนแอททริบิวเป็น 60, 40, 30 และ 20 โดยอาศัยการเฉลี่ยข้อมูลทุกๆ 2, 3, 4 และ 6 แอททริบิว ดังนั้นข้อมูลที่ใช้ในการสอนและทดสอบการแบ่งด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะมี 5 กลุ่มดังนี้

1. ข้อมูลประเภทที่ 1 : จำนวนแอททริบิว 125 แอททริบิว
2. ข้อมูลประเภทที่ 2 : จำนวนแอททริบิว 60 แอททริบิว
3. ข้อมูลประเภทที่ 3 : จำนวนแอททริบิว 40 แอททริบิว

4. ข้อมูลประเภทที่ 4 : จำนวนแอททริบิว 30 แอททริบิว

5. ข้อมูลประเภทที่ 5 : จำนวนแอททริบิว 20 แอททริบิว

## 4.2 การแบ่งแยกแรงด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

จากที่ได้ทำการทดสอบมาแล้วในหัวข้อที่ 3 เป็นการทดสอบแค่เพียงแบบชั้นเดียว ใช้ข้อมูลแค่ไม่กี่จำนวน แต่ในการทดสอบการขันสกรู เพื่อให้แบ่งแยกออกมาว่า ขันสมบูรณ์ หรือไม่สมบูรณ์ ในส่วนนี้จะใช้ข้อมูลจริงมาทดสอบ เพื่อให้รู้ผลที่ออกมาอย่างแท้จริง จะใช้วิธีที่ได้กระทำผ่านมาแล้วในบทที่ 3 นั้น คือนำข้อมูลจริงที่จะทดสอบ เข้าไปทดสอบ แล้วดูค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มเหมือนเดิม และนอกจากนั้นในขั้นตอนนี้ ยังมีการเพิ่มประสิทธิภาพให้กับการเรียนรู้ โดยการเพิ่มจำนวนชั้น (Layer) เพื่อให้ดูความแตกต่างของเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มนั้นๆ

แบบหลายชั้น (Mutilayer) จะเป็นการนำมาเพื่อสร้างฟังก์ชันให้มีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้น จะทำโดนการนำเอาข้อมูลทั้งหมดที่จัดเตรียมไว้แล้วทำการทดสอบเหมือนกับชั้นเดียวทุกประการ และจะแสดงออกมา เพื่อเปรียบเทียบว่า แบบไหนดีกว่า และควรที่จะเลือกใช้แบบไหนในการแบ่งแยกการขันสกรูต่อไป โดยให้ดูที่ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มว่าควรจะเลือกแบบไหน ถ้าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มน้อยหรือถ้าเป็นศูนย์ ก็ควรที่จะเลือกใช้ตัวนั้น เพราะแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่ดีในการทำงานโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

## 4.3 ผลการแบ่งแยกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ประสิทธิภาพของการแบ่งแยกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแสดงด้วยค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่ม ถ้ามีเปอร์เซ็นต์ของการผิดกลุ่มมีค่าต่ำแสดงว่ามีประสิทธิภาพที่ดี และถ้ามีเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มสูงแสดงว่ามีประสิทธิภาพค่อนข้างต่ำ ซึ่งในการทำนายแรงในการสกรู จะแบ่งออกเป็นการขันแบบสมบูรณ์หรือไม่สมบูรณ์ จากนั้นจะแสดงผลเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของข้อมูลทั้ง 5 ประเภท โดยการใช้โครงข่ายแบบชั้นเดียว และแบบหลายชั้น

### 4.3.1 การแบ่งแยกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้แบบชั้นเดียว

ผลการทดสอบกับข้อมูลทั้งหมด 5 ประเภท แบ่งออกได้ดังตารางที่ 4.1

**ตารางที่ 4.1** ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของแบบ 1 ชั้น

| Data | อัตราการเรียนรู้ | จุดซ่อน | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 3 | 10 | 15 | 20 | 25 |
| Data 1 | 0.05 | 13.7 | 28 | 22.4 | 28.5 | 21.9 |
| | 0.1 | 10.8 | 15.1 | 20.9 | 29 | 38.9 |
| | 1 | 45.8 | 43.3 | 63.6 | 61.1 | 57.1 |
| Data 2 | 0.05 | 10 | 22.6 | 35.2 | 22.4 | 20.6 |
| | 0.1 | 10 | 10.8 | 22.9 | 24.9 | 40.8 |
| | 1 | 40 | 53.8 | 51.2 | 44.3 | 47.6 |
| Data 3 | 0.05 | 10 | 13.2 | 41 | 51.7 | 26.7 |
| | 0.1 | 10.9 | 10.3 | 33.3 | 22.8 | 35.9 |
| | 1 | 52.9 | 71.9 | 74.4 | 56.2 | 62.6 |
| Data 4 | 0.05 | 9.1 | 11.2 | 27.4 | 35.8 | 27.4 |
| | 0.1 | 10 | 20.2 | 18.2 | 15.5 | 30.4 |
| | 1 | 41.2 | 51.6 | 48.1 | 57.1 | 56.1 |
| Data 5 | 0.05 | 10.1 | 14.5 | 22.5 | 35.3 | 16.4 |
| | 0.1 | 9.2 | 27.2 | 16.2 | 30 | 16.2 |
| | 1 | 46.8 | 44.5 | 30.6 | 42.5 | 40.9 |

ข้อมูลประเภทที่ 1 มีจำนวนทั้งหมด 125 แอททริบิว จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุดมีค่าเท่ากับ 10.8 เปอร์เซ็นต์ ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.1 และจุดซ่อนเท่ากับ 3 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 2 มีจำนวนทั้งหมด 60 แอททริบิว จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุดมีค่าเท่ากับ 10 เปอร์เซ็นต์ มีอยู่ 2 ค่า คือ ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 กับ 0.1 และจุดซ่อนเท่ากับ 3 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 3 มีจำนวนทั้งหมด 40 แอททริบิว จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุดมีค่าเท่ากับ 10 เปอร์เซ็นต์ ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 3 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 4 มีจำนวนทั้งหมด 30 แอททริบิว จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุดมีค่าเท่ากับ 9.1 เปอร์เซ็นต์ ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 3 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 5 มีจำนวนทั้งหมด 20 แอททริบิว จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุดมีค่าเท่ากับ 9.2 เปอร์เซ็นต์ ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.1 และจุดซ่อนเท่ากับ 3 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

จากตารางข้อมูลทั้งหมด สังเกตได้ว่า เมื่อเพิ่มค่าอัตราการเรียนรู้ขึ้นไปเรื่อยๆ จะทำให้ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มสูงขึ้นไปเรื่อยๆ เหมือนกัน แต่ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่เหมาะสมก็ยังคงอยู่ในช่วงอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 3

### 4.3.2 การแบ่งแยกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้แบบหลายชั้น

การแบ่งแยกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้แบบหลายชั้น จะแบ่งออกเป็น 2 ชั้น, 3 ชั้น, 4 ชั้น และ 5 ชั้น ทั้งหมดที่ได้กล่าวมาจะนำแบ่งแยกข้อมูล เพื่อให้ดูความแตกต่างของเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่ม เมื่อเพิ่มชั้นเข้าไปหรือทำให้เกิดความซับซ้อนมากยิ่งขึ้นจะส่งผลอย่างไร ซึ่งแสดงผลในรูปของตารางดังต่อนี้

**1. แบบ 2 ชั้น** มีข้อมูลทั้งหมด 5 ประเภท แบ่งออกได้ดังตารางที่ 4.2

**ตารางที่ 4.2** ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของแบบ 2 ชั้น

| Data | อัตราการเรียนรู้ | จุดซ่อน | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 3 | 10 | 15 | 20 | 25 |
| Data 1 | 0.05 | 3.3 | 4.6 | 3.3 | 5.5 | 17.9 |
| | 0.1 | 6.1 | 6.5 | 51.8 | 48.5 | 49.8 |
| | 1 | 37 | 41.5 | 45.7 | 72.4 | 29.4 |
| Data 2 | 0.05 | 6.2 | 6.3 | 7.9 | 8.6 | 9.3 |
| | 0.1 | 6.7 | 8.5 | 61.9 | 46.8 | 25 |
| | 1 | 41.3 | 54 | 53 | 59.2 | 37.2 |
| Data 3 | 0.05 | 3.6 | 2.6 | 2.8 | 7.7 | 10.1 |
| | 0.1 | 4 | 6.2 | 40.1 | 43.8 | 50 |
| | 1 | 48.2 | 50.1 | 49 | 39.4 | 63.5 |
| Data 4 | 0.05 | 4.4 | 2.8 | 4.9 | 5.8 | 7.7 |
| | 0.1 | 4.8 | 8.7 | 28.5 | 35.7 | 45.4 |
| | 1 | 47.2 | 29.4 | 45.8 | 34.7 | 52.5 |
| Data 5 | 0.05 | 4.5 | 2.8 | 4.7 | 4.6 | 5.7 |
| | 0.1 | 5.5 | 6.4 | 30.5 | 45.2 | 49.9 |
| | 1 | 43.1 | 54.3 | 56.3 | 68.3 | 55.7 |

ข้อมูลประเภทที่ 1 จากผลการทดสอบจะพบว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด มีอยู่ 2 ค่า คือ ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 3 และ 15 เป็นค่าที่ควรเลือกไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 2 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 3 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 3 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 10 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 4 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ข้อมูลประเภทนี้ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 10 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 5 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ข้อมูลประเภทนี้ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 10 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

จากตารางที่ 4.2 ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่เหมาะสมในแบบ 2 ชั้นนี้อยู่ในช่วงอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนไม่เกิน 10

**2. แบบ 3 ชั้น** มีข้อมูลทั้งหมด 5 ประเภท แบ่งออกได้ดังตารางที่ 4.3

**ตารางที่ 4.3** ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของแบบ 3 ชั้น

| Data | อัตราการเรียนรู้ | จุดซ่อน | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 3 | 10 | 15 | 20 | 25 |
| Data 1 | 0.05 | 4.1 | 5.3 | 6.8 | 12.7 | 32.9 |
| | 0.1 | 9.3 | 6.1 | 42.4 | 34.9 | 53.8 |
| | 1 | 70.1 | 70.7 | 43 | 39.2 | 62 |
| Data 2 | 0.05 | 7.4 | 7.3 | 6.9 | 12.1 | 7 |
| | 0.1 | 17.7 | 10.9 | 15 | 31.9 | 30 |
| | 1 | 23.6 | 34.2 | 39.5 | 63.5 | 66 |
| Data 3 | 0.05 | 3.6 | 4.2 | 5.1 | 5.6 | 14.4 |
| | 0.1 | 7.7 | 7.7 | 25.2 | 50.1 | 49.2 |
| | 1 | 64 | 34 | 63 | 36.3 | 47.5 |
| Data 4 | 0.05 | 5.1 | 4.5 | 5.3 | 5.7 | 9.7 |
| | 0.1 | 8.6 | 8.1 | 24.5 | 50.9 | 55.2 |
| | 1 | 50 | 59 | 45.5 | 53.4 | 46 |
| Data 5 | 0.05 | 6 | 3.4 | 6.5 | 5.1 | 27.4 |
| | 0.1 | 4.7 | 6.1 | 33.3 | 18.4 | 58.9 |
| | 1 | 51.2 | 37.4 | 56.1 | 42 | 56.1 |

ข้อมูลประเภทที่ 1 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 20 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 2 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 3 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 3 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 3 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 4 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 10 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 5 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 10 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

จากตารางที่ 4.3 ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่เหมาะสมในแบบ 3 ชั้นนี้อยู่ในช่วงอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนไม่เกิน 10

**3. แบบ 4 ชั้น** มีข้อมูลทั้งหมด 5 ประเภท แบ่งออกได้ดังตารางที่ 4.4

**ตารางที่ 4.4** ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของแบบ 4 ชั้น

| Data | | จุดซ่อน | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | อัตราการเรียนรู้ | 3 | 10 | 15 | 20 | 25 |
| Data 1 | 0.05 | 6.1 | 4.2 | 5.6 | 11.8 | 26 |
| | 0.1 | 8.5 | 8.6 | 26 | 67 | 69.5 |
| | 1 | 42 | 51.9 | 59.4 | 56.9 | 28.6 |
| Data 2 | 0.05 | 10 | 9.9 | 8.3 | 18.7 | 49.3 |
| | 0.1 | 8.9 | 8.4 | 40.1 | 68.5 | 57.3 |
| | 1 | 74 | 59.6 | 43.3 | 36.4 | 65.6 |
| Data 3 | 0.05 | 4.1 | 4.8 | 5.7 | 6 | 57 |
| | 0.1 | 5.5 | 9.2 | 39.5 | 47.3 | 62.2 |
| | 1 | 50 | 43 | 66.6 | 50.3 | 47.8 |
| Data 4 | 0.05 | 3.7 | 6.2 | 4.8 | 8.5 | 54 |
| | 0.1 | 8 | 7.6 | 54 | 36.5 | 36.6 |
| | 1 | 35.3 | 62 | 64 | 56.3 | 65.1 |
| Data 5 | 0.05 | 6 | 4.5 | 7.3 | 16.4 | 45.7 |
| | 0.1 | 6.7 | 9.2 | 33.2 | 49.2 | 52.6 |
| | 1 | 56 | 39.4 | 46.7 | 61.3 | 37.8 |

ข้อมูลประเภทที่ 1 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 10 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 2 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 15 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 3 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 3 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 4 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 3 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 5 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 10 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

จากตารางที่ 4.4 ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่เหมาะสมในแบบ 4 ชั้นนี้อยู่ในช่วงอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนไม่เกิน 15

**4. แบบ 5 ชั้น** มีข้อมูลทั้งหมด 5 ประเภท แบ่งออกได้ดังตารางที่ 4.5

**ตารางที่ 4.5** ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มของแบบ 5 ชั้น

| Data | | จุดซ่อน | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | อัตราการเรียนรู้ | 3 | 10 | 15 | 20 | 25 |
| Data 1 | 0.05 | 8.4 | 5.6 | 7.4 | 16.5 | 48.6 |
| | 0.1 | 8.7 | 8.8 | 38.3 | 54 | 52.3 |
| | 1 | 50.5 | 44.8 | 46.7 | 35.7 | 35.6 |
| Data 2 | 0.05 | 9.5 | 9.8 | 8.7 | 14.4 | 52.9 |
| | 0.1 | 9.6 | 18 | 56.2 | 56.3 | 51.2 |
| | 1 | 50 | 63.4 | 43.4 | 61.7 | 60.9 |
| Data 3 | 0.05 | 7.8 | 4.4 | 5.9 | 11.8 | 46 |
| | 0.1 | 8.6 | 15.4 | 33.9 | 50 | 38.1 |
| | 1 | 55.4 | 61 | 80 | 39 | 50 |
| Data 4 | 0.05 | 7.6 | 7.6 | 8 | 11.6 | 82 |
| | 0.1 | 8.8 | 17.8 | 35 | 56 | 42.3 |
| | 1 | 18 | 57.6 | 42.3 | 39.9 | 52.3 |
| Data 5 | 0.05 | 8.4 | 4.8 | 6.6 | 8.7 | 46 |
| | 0.1 | 7.7 | 24.6 | 70.5 | 39.6 | 64.9 |
| | 1 | 50.1 | 54 | 34.7 | 34.9 | 22 |

ข้อมูลประเภทที่ 1 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 10 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 2 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 15 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 3 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 10 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 4 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด มี 2 ค่า โดยที่มีอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 3 กับ 10 เป็นค่าที่ควรเลือกไปใช้งาน

ข้อมูลประเภทที่ 5 จากผลการทดสอบจะเห็นว่า ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่ต่ำสุด ที่อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 10 เป็นค่าที่ควรเลือกนำไปใช้งาน

จากตารางที่ 4.5 ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่เหมาะสมในแบบ 5 ชั้นนี้อยู่ในช่วงอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนไม่เกิน 15

## 4.4 ผลการเปรียบเทียบระหว่างวิธีโครงข่ายประสาทเทียมกับวิธีเอสวีเอ็ม

1. **ข้อดีและข้อเสียของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม**

• ข้อดี

1. จากการทดสอบกับข้อมูลชนิดเดียวกับวิธีเอสวีเอ็ม พบว่าได้ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มได้ค่าที่น้อยกว่า

2. สามารถแบ่งแยกข้อมูลที่มีความละเอียดมาก

3. มีความหลากหลายรูปแบบ เช่น แบบเชิงเส้น แบบเรเดียนเบสิส แบบจำกัดแข็งสมมาตร แบบซิกมอยด์ และแบบไฮเปอร์โบลิคแทนเจนต์

4. สามารถปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆไม่ว่าจะเป็นค่าอัตราการเรียนรู้และค่าจุดซ่อนเพื่อหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดกลุ่มน้อยที่สุด

5. โครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมสูง มีตัวอย่างการเขียนโปรแกรมค่อนข้างมาก จึงง่ายที่จะนำมาประยุกต์ใช้งาน

• ข้อเสีย

1. มีความยุ่งยากในการปรับค่าพารามิเตอร์ เพื่อหาค่าที่เหมาะสม

2. ยิ่งเพิ่มจำนวนชั้น จะส่งผลต่อเวลาในการประมวลผลนานขึ้น

3. เนื่องด้วยในโครงข่ายประสาทเทียม จะมีค่าสุ่มในระบบ มีค่าไบแอส ค่าน้ำหนัก จึงทำให้ต้องทำประมวลหลายครั้งเพื่อหาค่าเฉลี่ย

**2. ข้อดีและข้อเสียของเอสวีเอ็ม**

• ข้อดี

1.ในการแบ่งแยกข้อมูลโดยการใช้วิธีเอสวีเอ็มจะมีการปรับค่าพารามิเตอร์เพื่อที่จะหาเส้นแบ่งได้ง่ายกว่าระบบโครงข่าย

2.วิธีเอสวีเอ็มสามารถเลือกใช้ฟังก์ชันในการแบ่งแยกข้อมูลที่เหมาะสมกับประเภทของข้อมูลได้

3. วิธีเอสวีเอ็มเคอร์เนลฟังก์ชันแบบเชิงเส้นสามารถแบ่งแยกข้อมูลได้ทั้งแบบข้อมูลมากและน้อยได้เท่ากันและดีที่สุดในโครงงานนี้

4. ถ้าหากจำนวนข้อมูลมีน้อยจะทำให้แบ่งแยกได้ดีและเลือกค่าพารามิเตอร์ได้หลายค่า

• ข้อเสีย

1.ในการแบ่งแยกข้อมูลโดยการใช้วิธีเอสวีเอ็มจะมีเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มมากกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

2. ต้องมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ให้กับเคอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิสเคอร์เนล และโพลิโนเมียลเคอร์เนลให้เหมาะสม ถ้าหากมีมากหรือน้อยเกินไปจะทำให้ได้เปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มนั้นมาก

3. ถ้าหากมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่มากเกินไปสำหรับเคอร์เนลฟังก์ชันแบบโพลิโนเมียลเคอร์เนล จะทำให้ไม่สามรถทำการแบ่งกลุ่มได้

# บทที่ 5
# สรุปผลและข้อเสนอแนะ

จากการดำเนินโครงงานสามารถสรุปผล และชี้แจงปัญหาที่เกิดขึ้นในระหว่างการดำเนินงาน รวมทั้งเสนอแนวทางแก้ปัญหา พร้อมให้ข้อเสนอแนะในการนำโครงงานไปพัฒนาต่อไปได้ดังนี้

## 5.1 สรุปผลการดำเนินโครงงาน

ในโครงงานนี้ได้นำการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการแบ่งแยกข้อมูลของการขันสกรู โดยใช้ความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีหลากหลายรูปแบบในการแบ่งแยกข้อมูลต่างๆ และโครงข่ายประสาทเทียมนี้ยังมีรูปแบบของการเรียนรู้เพื่อให้สามารถแบ่งแยกข้อมูลให้มีประสิทธิภาพ

1. รูปแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม นั้นมีหลายรูปแบบ และโครงงานนี้ได้เลือกการเรียนแบบมีการสอนในข้อมูลที่จะให้แบ่งแยก ซึ่งได้รับข้อมูลมา แล้วนำข้อมูลนั้นที่ได้มานำมาแบ่งแยก โดยใช้การเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ ซึ่งมีการทดสอบทั้งแบบชั้นเดียวและแบบหลายชั้น

2. การทดลองได้ศึกษาผลของค่าพารามิเตอร์ที่ผู้ใช้ต้องเป็นผู้กำหนดให้ก่อนที่จะเริ่มทำการเรียนรู้นั้นคือ ค่าอัตราการเรียนรู้ และจำนวนจุดซ่อน ว่าจะมีผลต่อการแบ่งแยกข้อมูลมากน้อยเพียงใด ซึ่งในการแบ่งแยกข้อมูลทำให้ทราบว่าตัวแปรเหล่านี้ มีผลต่อการแบ่งแยกข้อมูล ไม่ว่าจะเป็นจำนวนชั้น จำนวนค่าน้ำหนัก จะมีผลต่อการแบ่งแยกข้อมูล และจากที่ได้ทำการแบ่งแยกข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมพบว่า

- แบบ 1 ชั้น ข้อมูลประเภทที่ 4 มีค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มอยู่ในช่วงที่น้อยที่สุด มีค่า 9.1 เปอร์เซ็นต์ ที่มีอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 3

- แบบ 2 ชั้น ข้อมูลประเภทที่ 3 มีค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มอยู่ในช่วงที่น้อยที่สุด มีค่า 2.6 เปอร์เซ็นต์ ที่มีอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 10

- แบบ 3 ชั้น ข้อมูลประเภทที่ 1 มีค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มอยู่ในช่วงที่น้อยที่สุด มีค่า 2.7 เปอร์เซ็นต์ ที่มีอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 20

- แบบ 4 ชั้น ข้อมูลประเภทที่ 4 มีค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มอยู่ในช่วงที่น้อยที่สุด มีค่า 3.7 เปอร์เซ็นต์ ที่มีอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 3

- แบบ 5 ชั้น ข้อมูลประเภทที่ 3 มีค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มอยู่ในช่วงที่น้อยที่สุด มีค่า 4.4 เปอร์เซ็นต์ ที่มีอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 และจุดซ่อนเท่ากับ 10

ดังนั้นในโครงงานนี้จึงเลือกใช้แบบ 2 ชั้นที่ใช้ค่าอัตราการเรียนรู้และจุดซ่อนดังที่สรุปไว้ข้างต้น เพราะมีค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มที่น้อยที่สุด นั้นแสดงให้เห็นว่าการทำนายแรงที่เกิดขึ้นในการขันสกรูจะมีค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุด เมื่อแบ่งแยกด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ดังที่กล่าวมาแล้ว

## 5.2 ปัญหาและแนวทางแก้ไข

โครงข่ายประสาทเทียม เป็นวิธีที่จะต้องมีการกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับหลายๆค่า เช่น ค่าน้ำหนักและค่าไบแอส ทั้ง 2 ตัวนี้โปรแกรมแมทแลปจะใช้ค่าแบบสุ่ม ซึ่งจะทำการเปลี่ยนแปลงค่าทุกครั้งที่ทำการทดสอบ มีผลทำให้ค่าเปอร์เซ็นต์การผิดกลุ่มเปลี่ยนแปลงค่าทุกครั้งด้วย ดังนั้นในโครงงานนี้ได้ทำการแก้ไขโดยใช้การหาค่าเฉลี่ย เพื่อที่จะหาค่าการผิดกลุ่มให้มีความถูกต้องมากขึ้น

## 5.3 แนวทางในการพัฒนาต่อไป

1. เนื่องด้วยโครงข่ายประสาทเทียมมีการใช้งานหลากหลายรูปแบบ ซึ่งโครงงานนี้เลือกใช้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ แบบธรรมดาในการปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้ได้ค่าที่เหมาะสม อย่างไรก็ตามการแพร่กระจายย้อนกลับยังมีการสอนแบบอื่นๆอีก ที่สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของการเรียนรู้ได้ เช่น วิธีเกรเดียนเดสเซนท์แบบโมเมนตัม (Gradient descent with momenthm) วิธีคอนจูเกตเกรเดียน (Conjugate gradient algorithm) วิธีควอไซนิวตัน (Quasi-newton algorithm) เป็นต้น ซึ่งผู้ที่สนใจสามารถได้นำวิธีการสอนเหล่านี้มาใช้ในการแบ่งแยกการขันสกรูได้

2. ผลการทดลองที่ได้เหมาะสมกับการขันสกรูในขนาดเดียว หากจะเป็นขนาดอื่นจะต้องมีการทำการทดลองใหม่อีกครั้ง เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ต่างๆที่เหมาะสม เพื่อสามารถนำค่าพารามิเตอร์เหล่านั้นไปใช้ในงานจริงได้

# เอกสารอ้างอิง

[1] นายซูฟีย์ ดายะ, "Neural Network." ปริญญานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์, มหาวิทยาลัยรังสิต, 2551.

[2] ผศ. ดร.พยุง มีสัจ, "ระบบฟัซซีและโครงข่ายประสาทเทียม" คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, 2551.

[3] ลัญฉกร วุฒิสิทธิกุลกิจ, "MATLAB การประยุกต์ใช้งานทางวิศวกรรมไฟฟ้า", สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2549.

[4] ลัญฉกร วุฒิสิทธิกุลกิจและคณะ, "MATLAB การประยุกต์ใช้งานทางวิศวกรรมไฟฟ้า", สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2551.

[5] ดร.สุภวรรณ พลพิทักษ์ชัย, "การเปรียบเทียบระหว่างวิธีเดอร์เนลและโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้การวิเคราะห์เชิงประสบการณ์ของแบบจำลองถดถอยชนิดปรับตัวได้", คณะวิศวกรรมศาสตร์ สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์, มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2553.

[6] มนัส สังวรศิลป์ และวรรัตน์ ภัทรอมรกุล, "คู่มือการใช้งาน MATLAB ฉบับสมบูรณ์", พิมพ์ครั้งที่ 2. กรุงเทพฯ: อินโฟเพรส, 2542.