

ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

USING SUPPORT VECTOR MACHINE
FOR ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TRAINING

โดย



H006693

จิตตคุณ จิระวัชร

CHITTAKUNE CHIRAVAJR

อาจารย์ที่ปรึกษา

รศ. ดร. อาริต ธรรมโน

ฉพ.
๑ ๒๙๙๓
๒๕๕๓
๒.๑

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน..... 6693
วัน,เดือน,ปี..... 11 ต.ค. 2555

b. ๑๒๒๓๕๖๖
i.

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2553

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**USING SUPPORT VECTOR MACHINE
FOR ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TRAINING**



**A REPORT SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE
REQUIREMENTS OF THE COURSE
SYSTEM DEVELOPMENT PROJECT
MASTER OF SCIENCE PROGRAM IN INFORMATION TECHNOLOGY
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

1/2010

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2010

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นำไปเผยแพร่โดยไม่ขออนุญาต

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ใบรับรองโครงการพัฒนาระบบงาน (System Development Project)

เรื่อง

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน Using Support Vector Machine for Artificial Neural Network Training

นายจิตตคุณ จิระวัชร

รหัสประจำตัว 50066414

ขอรับรองว่ารายงานฉบับนี้ ข้าพเจ้าไม่ได้คัดลอกมาจากที่ใด
รายงานฉบับนี้ได้รับการตรวจสอบและอนุมัติให้เป็นส่วนหนึ่งของการ
ศึกษาวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (เทคโนโลยีสารสนเทศ)
ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2553

.....อาจารย์ที่ปรึกษา

(รศ.ดร. อาริต ธรรมโน)

.....กรรมการสอบ

(รศ.ดร. วรพจน์ กวีสุระเดช)

.....กรรมการสอบ

(ผศ.ดร. ภัทรชัย สถิตโรจน์วงศ์)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อ	การฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ซอฟต์แวร์แมชชีน
นักศึกษา	นายจิตตคุณ จิระวัชร
รหัสนักศึกษา	50066414
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
แขนงวิชา	วิทยาการสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2553
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ.ดร. อาริต ธรรมโน

บทคัดย่อ

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นเทคนิคที่ใช้ในการจัดแบ่งประเภท โดยอาศัยหลักการเรียนรู้และทำงานของระบบประสาทมนุษย์ เนื่องจากเทคนิคนี้ใช้ทรัพยากรและเวลาจำนวนมาก จึงได้มีการพัฒนาขั้นตอนการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ซอฟต์แวร์แมชชีนเป็นอีกหนึ่งเทคนิคของการจัดแบ่งประเภท และได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้กับการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมที่อยู่บนพื้นฐานของคาร์ฟอัลกอริทึม (CARVE algorithm) ทำงานร่วมกับเทคนิคซอฟต์แวร์แมชชีน โดยตรง (DirectSVM) ช่วยให้คาร์ฟอัลกอริทึมทำงานได้รวดเร็วขึ้นและใช้ทรัพยากรลดลง โครงการพัฒนาระบบงานนี้ทำการพัฒนาโดยใช้ภาษาซีชาร์ป (C#) มีโปรแกรม Visual C# เป็นเครื่องมือในการพัฒนา ทั้งนี้เพื่อเป็นแนวทางพัฒนาโปรแกรมด้านการทำเหมืองข้อมูล โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประเทียมได้อย่างมีประสิทธิภาพและรวดเร็วมากขึ้น

Title	Using support vector machine for artificial neural network training
Student	Mr. Chittakune Chiravajr
Student ID.	50066414
Degree	Master of Science
Program	Information Technology
Major	Information Science
Academic Year	2010
Advisor	Assoc.Prof. Dr. Arit Thammano

ABSTRACT

Artificial Neural Network is a technique for classification. Such technique was simulated the human nerves system. This technique requires various resources as well as more timeframe. The supervised learning methods for artificial neural network have been developed by using Support vector machines (SVMs), which is the one technique of classification. Such SVMs were applied as learning method of artificial neural network which based on the CARVE Algorithm in conjunction with DirectSVM. This will speed up the algorithm functioning process and minimize the use of resource. This development project was developed by using object oriented language C# and Visual C# program. This will be the guideline for data mining development by using the efficient and speedy artificial neural network.

กิตติกรรมประกาศ

โครงการพัฒนาระบบงานนี้เกิดขึ้นและสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ข้าพเจ้าขอกราบ
ขอบพระคุณ รศ.ดร. อาริต ธรรมโน อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการพัฒนาระบบงาน ซึ่งได้ให้โอกาส
แนะนำโครงการ อีกทั้งยังให้คำปรึกษา ข้อเสนอแนะ แนวทาง และความช่วยเหลือในการทำโครงการ
ตลอดจนการตรวจทานเพื่อปรับปรุงแก้ไขอย่างละเอียด จนทำให้โครงการพัฒนาระบบมีความ
สมบูรณ์

ขอขอบพระคุณคณาจารย์ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้า
คุณทหารลาดกระบัง และคณาจารย์ท่านอื่นๆ ที่ประสิทธิ์ประสาทวิชาแก่ข้าพเจ้า

ขอขอบคุณรุ่นพี่ เพื่อน และรุ่นน้อง ที่คอยรับฟังปัญหาและให้คำแนะนำในเรื่องต่างๆ อีกทั้ง
ที่ยังคอยเป็นกำลังใจให้กันเสมอมา

สุดท้ายนี้ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา และครอบครัวที่เป็นกำลังใจ เป็น
แรงผลักดัน และให้การสนับสนุนแก่ข้าพเจ้าในทุกด้าน คุณค่าและประโยชน์อันพึงมาจากโครงการ
พัฒนาระบบฉบับนี้ ขอมอบแต่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

จิตตคุณ จิระวัชร

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญรูป.....	VII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	1
1.3 ขอบเขตของ โครงการ.....	2
1.4 ขั้นตอนของการพัฒนา โครงการ.....	2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	2
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1 โครงข่ายประสาทเทียม.....	4
2.1.1 โครงข่ายประสาทมนุษย์.....	4
2.1.2 โครงข่ายประสาทเทียม.....	5
2.1.3 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม.....	5
2.1.4 นิวรอล.....	6
2.1.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	7
2.1.6 อัลกอริทึมแพร่ย้อนกลับ (Back-Propagation).....	8
2.2 ซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน.....	10
2.2.1 การจัดแบ่งประเภทของข้อมูลที่เป็นเชิงเส้น.....	10
2.2.2 ขอบยืดหยุ่น (Soft Margin).....	14
2.2.3 การจัดแบ่งประเภทของข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้น.....	15
2.3 คาร์ฟอัลกอริทึม.....	16
2.3.1 ขั้นตอนของคาร์ฟอัลกอริทึม.....	17
2.4 ซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน โดยตรง.....	18
2.4.1 อัลกอริทึมของซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน โดยตรง.....	18

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.5 การหาระยะขอบกว้างมากที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียม	20
2.5.1 การฝึกสอนในชั้นซ่อน	20
2.5.2 การฝึกสอนในชั้นข้อมูลออก	22
บทที่ 3 ขั้นตอนการทำงาน	23
3.1 ขั้นตอนการทำงาน	23
3.1.1 การเตรียมข้อมูล	23
3.1.2 การสร้างแบบจำลองข้อมูล	23
3.1.3 การฝึกสอนชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม	27
3.1.4 การฝึกสอนชั้นข้อมูลออกของโครงข่ายประสาทเทียม	33
3.1.5 การพยากรณ์ข้อมูล	35
บทที่ 4 การออกแบบส่วนต่อประสานกับผู้ใช้	37
4.1 การทำงานหลัก	37
4.2 การสร้างแบบจำลอง	37
4.2.1 การนำข้อมูลเข้า	38
4.2.2 การกำหนดคุณสมบัติของข้อมูล	38
4.2.3 การตั้งค่าเริ่มต้น	40
4.2.4 การแสดงผลการสร้างแบบจำลอง	42
4.3 การพยากรณ์ข้อมูล	44
4.3.1 การนำข้อมูลเข้า	44
4.3.2 รายละเอียดของแบบจำลอง	45
4.3.3 การพยากรณ์	46
4.4 โครงสร้างไฟล์	48
4.4.1 ไฟล์ข้อมูล	48
4.4.2 ไฟล์แบบจำลองข้อมูล	49
4.4.3 ไฟล์การตั้งค่า	51

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 5 สรุปผลและข้อเสนอแนะ.....	53
5.1 สรุปผล.....	53
5.2 ข้อจำกัด.....	54
5.3 ข้อเสนอแนะ.....	54
บรรณานุกรม.....	55
ประวัติผู้เขียน.....	56



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา **VI** ต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 ส่วนประกอบของเซตประสาท.....	4
2.2 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม.....	5
2.3 นิเวรอล.....	6
2.4 Step function, Sign function, Sigmoid function และ Linear function	6
2.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	7
2.6 การแพร่ย้อนกลับของค่าความคลาดเคลื่อน.....	8
2.7 รูปแบบของข้อมูลในเซต D	10
2.8 เส้นแบ่งประเภทข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งเส้น	11
2.9 ระบายขนาดเล็กและระบายขนาดใหญ่ระหว่างข้อมูล.....	11
2.10 เวกเตอร์สนับสนุน.....	12
2.11 ตัวแปร ξ (Slack).....	14
2.12 ข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้น	15
2.13 ข้อมูลหลังจากการแปลงมิติ	15
2.14 ขั้นตอนการแบ่งประเภทข้อมูลของคาร์พัลกอริธึม.....	17
2.15 การปรับระนาบของอัลกอริธึมซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนโดยตรง.....	19
2.16 ชูโดโค้ดของอัลกอริธึมซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนโดยตรง.....	19
3.1 การจัดเก็บข้อมูลในแบบตาราง.....	23
3.2 แผนภูมิสายงานการสร้างแบบจำลอง	24
3.3 การสุ่มเลือกข้อมูลชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ	25
3.4 โครงของโครงข่ายประสาทเทียม	25
3.5 การเพิ่มนิเวรอลในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม.....	26
3.6 การเตรียมข้อมูลชุดฝึกสอนสำหรับชั้นข้อมูลออก	26
3.7 การทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม	27
3.8 แผนภูมิสายงานแสดงขั้นตอนการฝึกสอนชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม	28
3.9 จุดศูนย์กลางของข้อมูล	29
3.10 ตั้งค่าเป้าหมายของข้อมูล	29
3.11 คู่ข้อมูลที่อยู่ต่างกลุ่มเป้าหมายที่อยู่ใกล้กันมากที่สุด.....	30
3.12 ระบายเริ่มต้น	30

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.13 ข้อมูลที่ฝ่าฝืนเงื่อนไขมากที่สุด.....	31
3.14 การปรับปรุงระนาบ.....	32
3.15 ลบข้อมูลกลุ่มเป้าหมายเป็นบวก.....	33
3.16 กรณีที่เหลือข้อมูลมากกว่าประเภทเดียว.....	33
3.17 แผนภูมิสายงานของการพยากรณ์.....	35
4.1 หน้าต่างหลัก.....	37
4.2 หน้าต่างย่อยของการสร้างแบบจำลองข้อมูล.....	38
4.3 ส่วนการเลือกไฟล์ข้อมูลของการสร้างแบบจำลอง.....	38
4.4 กดปุ่มนำเข้าการตั้งค่าครั้งสุดท้าย.....	39
4.5 ส่วนการกำหนดคุณสมบัติของข้อมูล.....	39
4.6 ตัวอย่างการกำหนดหน้าที่คุณสมบัติของข้อมูล.....	39
4.7 ส่วนการตั้งค่าเริ่มต้น.....	40
4.8 ตัวอย่างการตั้งค่าเริ่มต้น.....	41
4.9 ส่วนการแสดงผลการสร้างแบบจำลอง.....	42
4.10 ตัวอย่างการแสดงผลการสร้างแบบจำลอง.....	43
4.11 หน้าต่างย่อยของการสร้างแบบจำลองแสดงผลพร้อมเมื่อสร้างแบบจำลองเสร็จ.....	43
4.12 หน้าต่างย่อยของการพยากรณ์ข้อมูล.....	44
4.13 ส่วนการเลือกไฟล์ข้อมูลของการพยากรณ์ข้อมูล.....	44
4.14 รายละเอียดของแบบจำลอง.....	45
4.15 ส่วนของการพยากรณ์ข้อมูล.....	46
4.16 ผลลัพธ์ของการพยากรณ์ข้อมูล.....	47
4.17 หน้าต่างย่อยของการพยากรณ์แสดงผลพร้อมเมื่อพยากรณ์ข้อมูลเสร็จ.....	47
4.18 โครงสร้างของไฟล์ข้อมูล.....	48
4.19 ตัวอย่างไฟล์ข้อมูลสำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....	48
4.20 ตัวอย่างไฟล์ข้อมูลสำหรับการพยากรณ์.....	49
4.21 โครงสร้างไฟล์แบบจำลองข้อมูล.....	50
4.22 ตัวอย่างไฟล์แบบจำลองข้อมูล.....	50
4.23 โครงสร้างไฟล์การตั้งค่า.....	52

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่

หน้า

4.24 ตัวอย่างไฟล์การตั้งค่า.....52



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) เข้ามามีบทบาทสำคัญในการทำธุรกิจซึ่งมีข้อมูลเข้ามาเกี่ยวข้องจำนวนมาก การหาความหมายของข้อมูลที่มีอยู่รวมทั้งการวิเคราะห์ประมวลผลจึงเป็นสิ่งสำคัญ ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำเหมืองข้อมูลจะเป็นตัวกำหนดนโยบายแนวทาง และกลยุทธ์ทางธุรกิจเพื่อให้ได้เปรียบคู่แข่งทางการค้า การประมวลผลต้องมีความถูกต้องแม่นยำสูงและมีความคลาดเคลื่อนต่ำ เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มีคุณสมบัติดังกล่าว การทำเหมืองข้อมูลจึงมีการพัฒนากระบวนการวิเคราะห์ และเทคนิคต่างๆ เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีขึ้น

การจัดแบ่งประเภท (Classification) เป็นงานหนึ่งของการทำเหมืองข้อมูล และมีเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เป็นเทคนิคที่จำลองการเรียนรู้และการทำงานของระบบประสาทมนุษย์ ด้วยความสามารถในการเรียนรู้ และปรับสภาพตามสิ่งแวดล้อมของข้อมูลได้ เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นเทคนิคที่มีประสิทธิภาพอีกเทคนิคหนึ่ง แต่ในขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นใช้ทรัพยากรและเวลาจำนวนมาก จึงได้มีการพัฒนาขั้นตอนการเรียนรู้ให้ใช้ทรัพยากรน้อยลงและมีการทำงานที่รวดเร็วกว่าขึ้น

แนวทางการพัฒนาขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม มีทั้งการพัฒนาโดยอยู่บนพื้นฐานของการทำงานเดิม และการพัฒนาโดยอาศัยการทำงานของเทคนิคอื่นๆ เข้ามาประยุกต์หนึ่งในนั้นได้นำเอาเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เข้ามาช่วยปรับปรุงขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยอยู่บนพื้นฐานของคาร์พอลกอริทึม (CARVE algorithm) และเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยตรง (DirectSVM) เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการใช้ทรัพยากรลดลงและทำงานที่เร็วขึ้น

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. เพื่อเป็นการปรับปรุงขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมให้ใช้ทรัพยากรและเวลาในการเรียนรู้ลดลง
2. เพื่อสร้างทางเลือกให้แก่ผู้พัฒนาระบบอื่นๆ ในการเลือกใช้อัลกอริทึมเพื่อการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม
3. เพื่อพัฒนาโปรแกรมต้นแบบที่เกิดจากการปรับปรุงขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม และมีความเรียบง่ายในการใช้งาน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. เพื่อสร้างทางเลือกในการเลือกใช้โปรแกรมของการทำงานด้านเหมืองข้อมูลให้มีความหลากหลายมากขึ้น

1.3 ขอบเขตของโครงการ

1. พัฒนาระบบโดยใช้ภาษาซีชาร์ป (C#) โดยมีโปรแกรมวิซวลซีชาร์ป (Visual C#) เป็นเครื่องมือในการพัฒนา
2. ระบบสามารถจัดแบ่งประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมได้
3. ระบบอยู่บนพื้นฐานของอัลกอริทึมที่เกิดจากการประยุกต์เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมและเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
4. ระบบสามารถสร้างและบันทึกแบบจำลองข้อมูลรวมไปถึงผลลัพธ์ของการพยากรณ์ข้อมูลได้
5. ระบบสามารถให้ผู้ใช้ตั้งค่าข้อมูลและพารามิเตอร์ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง

1.4 ขั้นตอนของการพัฒนาโครงการ

1. ศึกษาโครงสร้าง การทำงาน และอัลกอริทึมของเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม
2. ศึกษาโครงสร้าง การทำงาน และอัลกอริทึมของเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
3. ศึกษาการทำงานของคาร์พอัลกอริทึมที่ใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยตรง
4. ศึกษาการเขียน โปรแกรมด้วยภาษาซีชาร์ป (C#) และการใช้งาน โปรแกรมวิซวลซีชาร์ป (Visual C#)
5. วิเคราะห์และออกแบบระบบการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
6. พัฒนาระบบการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
7. ทดสอบระบบกับข้อมูลที่เตรียมไว้เพื่อหาข้อผิดพลาด และทำการปรับปรุงระบบให้ทำงานได้อย่างถูกต้อง

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. มีขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมที่ลดการใช้ทรัพยากรและเวลาในการเรียนรู้ให้ผู้ใช้ได้เลือกใช้งาน
2. ผู้ใช้สามารถนำเอาขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการปรับปรุงแล้ว ไปพัฒนาโปรแกรมที่มีความสามารถมากขึ้นในอนาคตต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนเวลาสำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นจะช่วยลดการใช้ทรัพยากรและเวลาในการทำงานลงได้ และมีความง่ายในการเรียนรู้และใช้งาน โปรแกรม
4. มีโปรแกรมที่เกิดจากการประยุกต์เป็นทางเลือกในการทำงานมากขึ้น



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

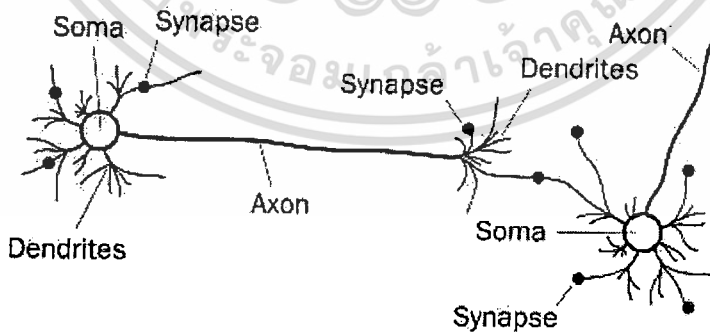
ในบทนี้จะกล่าวถึง โครงสร้าง การทำงาน อัลกอริทึมของเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน คาร์พอัลกอริทึมและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนโดยตรง รวมไปถึงการนำเทคนิคและอัลกอริทึมมาทำงานร่วมกัน

2.1 โครงข่ายประสาทเทียม

2.1.1 โครงข่ายประสาทมนุษย์

ภายในสมองจะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทหรือหน่วยประมวลผลพื้นฐานที่เรียกว่า นิวรอน (Neural) เชื่อมโยงกันอย่างหนาแน่น แต่ละหน่วยถูกเชื่อมโยงเข้าด้วยกันผ่านทางปมประสาท (Synapse) การทำงานพร้อมกันได้ที่หลายๆ นิวรอนนั้น ทำให้สมองมีการทำงานที่รวดเร็วกว่าคอมพิวเตอร์ที่เร็วที่สุดในปัจจุบันนี้

นิวรอนมีโครงสร้างที่เรียบง่ายแต่มีความสามารถในการคำนวณขององค์ประกอบภายในอย่างมากภายในนิวรอนประกอบไปด้วย ตัวเซลล์เรียกว่า โซมา (Soma), เส้นแขนงรอบตัวเซลล์เรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrite) และ เส้นแขนงยาวหนึ่งเส้น เรียกว่า แอกซอน (Axon) ในขณะที่เดนไดรต์แพร่ขยายตัวออกไปรอบๆ ตัวเซลล์ ส่วนที่เรียกว่าแอกซอนก็เหยียดยาวเพื่อไปเชื่อมต่อกับ เดนไดรต์และโซมาของนิวรอนตัวอื่นๆ



รูปที่ 2.1 ส่วนประกอบของเซลล์ประสาท

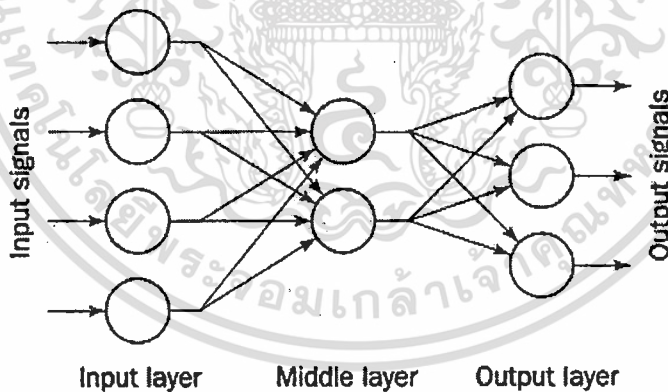
สัญญาณจะถูกแพร่ผ่านจากนิวรอนหนึ่งไปยังอีกนิวรอนหนึ่งโดยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมีเชิงซ้อน ส่วนประกอบทางเคมีที่ถูกส่งจากปมประสาทเป็นเหตุให้เกิดการเปลี่ยนแปลงความดันไฟฟ้าในตัวเซลล์ เมื่อความดันไฟฟ้าถึงจุดกระตุ้น (Threshold) แล้ว คลื่นประจุไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนำไปใช้โดยไม่ได้รับอนุญาตในการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กระแสความดันทางไฟฟ้าเคมีจะถูกส่งผ่านไปยังแอกซ์ซอน คลื่นกระแสไฟฟ้านั้นจะแพร่ขยายออกไปและในที่สุดจะถูกส่งไปถึงปมประสาทที่เชื่อมต่อกับนิวรอนตัวอื่นๆ โดยที่ปมประสาทนี้จะ เป็นจุดที่คลื่นกระแสไฟฟ้าจะเพิ่มหรือลดความดันก่อนที่จะถูกส่งต่อไป ซึ่งกลไกนี้เกิดจากการ เรียนรู้ขั้นพื้นฐานภายในสมอง (Negnevitsky, 2005 : 165 – 185)

2.1.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นการจำลองรูปแบบทางชีววิทยาของโครงข่ายประสาทมนุษย์ โดยมีคุณสมบัติการเรียนรู้และจดจำของสมองเป็นจุดเด่นสำคัญ ส่วนประกอบของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลที่ไม่ซับซ้อนแต่มีความสามารถสูงเรียกว่า นิวรอน ซึ่งคล้ายกับโครงข่ายประสาทของสมอง แต่ละนิวรอนเชื่อมต่อกันด้วยเส้นค่าถ่วงน้ำหนัก (Weighted Link) ทำหน้าที่ส่งผ่านสัญญาณจากนิวรอน หนึ่งไปยังนิวรอนตัวอื่นๆ นิวรอนหนึ่งๆ จะได้รับข้อมูลเข้า (Input) จำนวนหนึ่งผ่านทางเส้นที่เชื่อมต่อกับนิวรอนนั้น แต่ข้อมูลออก (Output) จะมีได้แค่เพียงค่าเดียวต่อนิวรอนเท่านั้น โดยข้อมูลออกจะถูกถ่ายทอดไปตามทางที่เชื่อมต่อกับ นิวรอนตัวอื่น ในที่นี้คือแอกซ์ซอน ที่ปลายแอกซ์ซอนสัญญาณจะถูกแยกออกทางจำนวนกิ่งสาขา แต่ยังคงค่าสัญญาณเดิม คือ ไม่มีการแบ่งสัญญาณตามจำนวนสาขาที่แยกออกไป แล้วสัญญาณจะไป สิ้นสุดที่ตัวรับข้อมูลเข้าของนิวรอนตัวอื่น (Negnevitsky, 2005 : 165 – 185)



รูปที่ 2.2 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

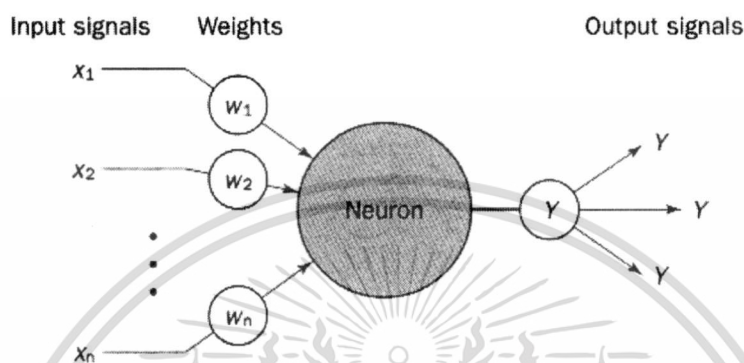
2.1.3 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

นิวรอนแต่ละนิวรอนจะถูกเชื่อมต่อกัน โดยเส้นเชื่อมที่มีค่าถ่วงน้ำหนัก โดยค่าถ่วงน้ำหนัก จัดเป็นหน่วยความจำระยะยาวในโครงข่ายประสาทเทียม ค่าถ่วงน้ำหนักเหล่านี้แสดงถึงความสำคัญ ของข้อมูลเข้าแต่ละตัวของนิวรอน การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมคือการปรับเปลี่ยนค่าถ่วง น้ำหนักเหล่านี้เรื่อยๆ นั่นเอง (Negnevitsky, 2005 : 165 – 185)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

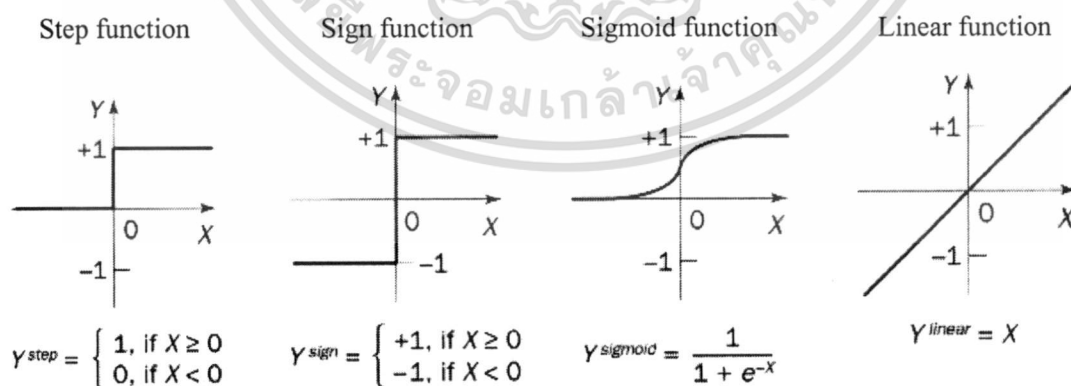
2.1.4 นิวรอล

ตัวนิวรอลตัวหนึ่งๆ นั้น จะรับข้อมูลเข้าจากเส้นที่เชื่อมต่อกับนิวรอลทุกตัวที่ต่อกับมัน จากนั้นจึงคำนวณระดับการกระตุ้นใหม่ก่อนส่งไปเส้นเชื่อมที่เป็นข้อมูลออก โดยที่ข้อมูลเข้านี้อาจจะเป็นข้อมูลมาจากสภาพแวดล้อมหรือจากข้อมูลออกตัวอื่น และข้อมูลออกที่ถูกส่งออกไปนั้น อาจจะเป็นคำตอบสุดท้ายของปัญหาหรือไปเป็นข้อมูลเข้าของนิวรอลตัวต่อไปก็ได้



รูปที่ 2.3 นิวรอล

ในการตัดสินใจเลือกข้อมูลออกของนิวรอลนั้นจะมีการเปรียบเทียบระหว่างผลรวมทั้งหมดของข้อมูลเข้าและค่าถ่วงน้ำหนักกับค่าจุดกระตุ้น (θ) ซึ่งเราสามารถเขียนในลักษณะของฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation function) ได้ มีฟังก์ชันกระตุ้นที่ถูกทดสอบจำนวนมาก แต่มีเพียงส่วนน้อยที่เหมาะสมแก่การใช้งาน โดยที่มีตัวเลือกที่เป็นพื้นฐานอยู่ 4 ตัวเลือก คือ Step function, Sign function, Sigmoid function และ Linear function โดยที่แสดงอยู่ดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 Step function, Sign function, Sigmoid function และ Linear function

Step function และ Sign function ถูกเรียกว่า hard limit function เนื่องจากทั้งสองฟังก์ชันนี้

มักจะถูกนำไปใช้ในการตัดสินใจ สำหรับการจัดแบ่งประเภทและการจดจำรูปแบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

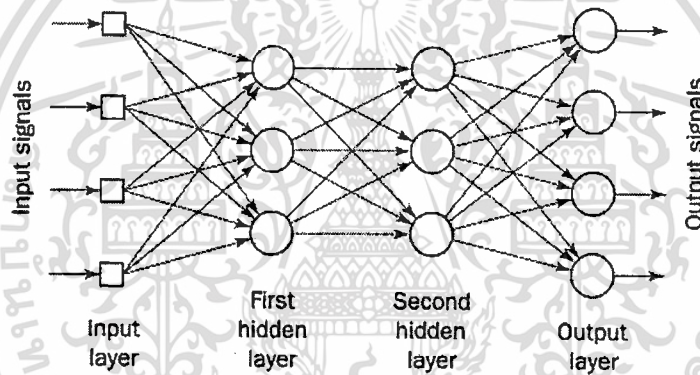
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Sigmoid function สามารถรับค่า ข้อมูลเข้า ตั้งแต่ $-\infty$ ถึง $+\infty$ เพื่อแปลงเป็นค่าที่เหมาะสม ในช่วง 0 ถึง 1 นิเวรอลที่ใช้ฟังก์ชันนี้ถูกใช้ใน โครงข่ายแบบการแพร่ย้อนกลับ (Back-propagation)

Linear function จะหาค่าของข้อมูลออกให้มีค่าเท่ากับค่าข้อมูลเข้าที่รับเข้ามา นิเวรอลที่ใช้ฟังก์ชันนี้จะถูกใช้สำหรับการประมาณค่าเชิงเส้น (Negnevitsky, 2005 : 165 – 185)

2.1.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

โครงข่ายประสาทแบบหลายชั้น (Multilayer neural network) คือ โครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบไปด้วยชั้นของนิเวรอลที่มีหน้าที่รับข้อมูลเข้า (Input layer), ชั้นกลางหรือเรียกว่าชั้นซ่อน (Hidden layer) ของนิเวรอลที่มีหน้าที่คำนวณอย่างน้อยหนึ่งชั้น และชั้นของนิเวรอลที่มีหน้าที่คำนวณข้อมูลออก (Output layer) โดยข้อมูลเข้าที่รับเข้ามาจะแพร่ไปข้างหน้าโดยผ่านเกณฑ์ของชั้นแต่ละชั้น



รูปที่ 2.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

ในแต่ละชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมจะมีการทำงานเฉพาะของแต่ละชั้น ในชั้นที่รับข้อมูลเข้ามาจากภายนอก จะทำการรวมสัญญาณและส่งต่อให้ชั้นซ่อนที่อยู่ภายใน ชั้นที่รับข้อมูลเข้ามาจะไม่มีนิเวรอลที่ใช้ในการคำนวณ ดังนั้นจึงไม่เกิดการดำเนินการกับข้อมูล ในส่วนของชั้นที่ส่งข้อมูลออกภายนอกนั้นจะรับสัญญาณจากชั้นซ่อนเข้ามา เพื่อสร้างเป็นข้อมูลออกที่จะส่งออกจากโครงข่าย

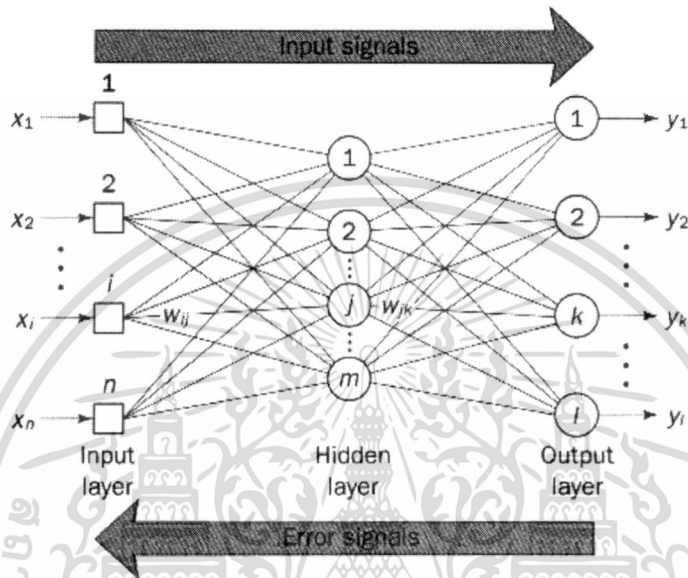
นิเวรอลในชั้นซ่อนนั้นจะตรวจจับลักษณะของข้อมูล โดยที่ค่าถ่วงน้ำหนักของนิเวรอลจะเป็นตัวแสดงถึงลักษณะที่ถูกซ่อนอยู่ในข้อมูลเข้า และลักษณะที่ถูกตรวจจับได้นั้นจะถูกใช้โดยชั้นสุดท้ายหรือก็คือชั้นข้อมูลออก ลักษณะนั้นจะเป็นตัวกำหนดสัญญาณข้อมูลออกที่จะส่งออกจากโครงข่าย

ในทางปฏิบัติจริงนั้นเราจะใช้อยู่เพียง 3 ชั้นเท่านั้น เพราะจำนวนชั้นและจำนวนนิเวรอลที่มากขึ้นก็ทำให้การคำนวณเพิ่มขึ้นมากตามไปด้วย (Negnevitsky, 2005 : 165 – 185)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น ไม่ใช่ว่าการตีพิมพ์โดยไม่ผ่านการตีพิมพ์จากสำนักพิมพ์ใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.6 อัลกอริธึมแพร่ย้อนกลับ (Back-Propagation)

ในอัลกอริธึมแพร่ย้อนกลับ ในส่วนแรกนั้นจะเป็นการฝึกสอนให้กับโครงข่าย ข้อมูลชุดฝึกสอนนั้นจะถูกส่งเข้าสู่โครงข่ายผ่านชั้นข้อมูลเข้า และจะแพร่สัญญาณข้อมูลนั้นผ่านแต่ละชั้น จนถึงชั้นข้อมูลออก ถ้าค่าข้อมูลออกที่ได้มานั้นคลาดเคลื่อนจากค่าข้อมูลออกที่กำหนดเอาไว้ จะมีการคำนวณหาค่าคลาดเคลื่อนและส่งสัญญาณย้อนกลับเข้าสู่โครงข่ายอีกครั้งเพื่อปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก



รูปที่ 2.6 การแพร่ย้อนกลับของค่าความคลาดเคลื่อน

อัลกอริธึมที่ใช้ในการฝึกสอนของอัลกอริธึมแพร่ย้อนกลับ มีดังนี้

1. Initialisation

ตั้งค่าถ่วงน้ำหนักและ จุดกระตุ้นของโครงข่ายโดยการสุ่มค่าตัวเลขจากช่วง $(-1,1)$

2. Activation

กระตุ้นโครงข่ายโดยส่งค่าข้อมูลเข้า $x_1(p), x_2(p), \dots, x_n(p)$ และค่าข้อมูลออกที่

ต้องการ $y_{d,1}(p), y_{d,2}(p), \dots, y_{d,n}(p)$

a) คำนวณค่าข้อมูลออกของนิวรอนในชั้นที่ถูกซ่อน จากสมการ

$$y_j(p) = \text{sigmoid} \left[\sum_{i=1}^n x_i(p) \times w_{ij}(p) - \theta_j \right] \quad (2.1)$$

เมื่อ n คือจำนวนข้อมูลเข้าของนิวรอนตัวที่ j ในชั้นที่ถูกซ่อน และ sigmoid คือ sigmoid activation function

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

b) คำนวณค่าข้อมูลออกของนิวรอลในชั้นข้อมูลออกจากสมการ

$$y_k(p) = \text{sigmoid} \left[\sum_{j=1}^m x_j(p) \times w_{jk}(p) - \theta_k \right] \quad (2.2)$$

เมื่อ m คือจำนวนข้อมูลเข้าของนิวรอลตัวที่ k ในชั้นข้อมูลออก

3. Weight training

ปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักในโครงข่ายโดยการแพร่แบบย้อนกลับของค่าคลาดเคลื่อนกับค่าข้อมูลออกที่ได้

a) คำนวณค่า error gradient สำหรับนิวรอลในชั้นข้อมูลออกจากสมการ

$$\delta_k(p) = y_k(p) \times [1 - y_k(p)] \times e_k(p) \quad (2.3)$$

$$\text{เมื่อ } e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p) \quad (2.4)$$

จากนั้นคำนวณตัวปรับค่าถ่วงน้ำหนัก จากสมการ

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \times y_j(p) \times \delta_k(p) \quad (2.5)$$

แล้วจึงปรับค่าถ่วงน้ำหนักจากสมการ

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p) \quad (2.6)$$

b) คำนวณ error gradient สำหรับนิวรอลที่อยู่ในชั้นที่ซ่อนอยู่

$$\delta_j(p) = y_j(p) \times [1 - y_j(p)] \times \sum_{k=1}^l \delta_k(p) \times w_{jk}(p) \quad (2.7)$$

จากนั้นคำนวณตัวปรับค่าถ่วงน้ำหนัก จากสมการ

$$\Delta w_{ij}(p) = \alpha \times x_i(p) \times \delta_j(p) \quad (2.8)$$

แล้วจึงปรับค่าถ่วงน้ำหนักจากสมการ

$$w_{ij}(p+1) = w_{ij}(p) + \Delta w_{ij}(p) \quad (2.9)$$

4. Iteration

เพิ่มรอบการทำงาน p ขึ้นอีกหนึ่ง แล้วย้อนกลับไปทำขั้นที่ 2 ทำวนซ้ำจนกว่าค่าคลาดเคลื่อนจะอยู่ในเกณฑ์ที่น่าพอใจ (Negnevitsky, 2005 : 165 – 185) ญาติให้น่าไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเป็นเทคนิคที่ใช้ในการจัดแบ่งประเภทข้อมูล โดยการหาเส้นหรือระนาบที่สามารถแบ่งประเภทของข้อมูลออกจากกันได้ แล้วกำหนดเส้นหรือระนาบนั้นด้วยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ในทางปฏิบัติสามารถพบเส้นหรือระนาบจำนวนมากที่สามารถใช้แบ่งประเภทข้อมูลได้ ดังนั้นซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจึงมีกระบวนการค้นหาเส้นหรือระนาบที่ใช้แบ่งประเภทข้อมูลที่ดีที่สุด (Han and Kamber, 2006 : 337 – 340)

2.2.1 การจัดแบ่งประเภทของข้อมูลที่เป็นเชิงเส้น

ข้อมูลที่เป็นเชิงเส้นหรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่าข้อมูลที่สามารถแบ่งได้โดยเชิงเส้น (Linearly separable) คือข้อมูลที่สามารถหาเส้นตรงหรือแผ่นระนาบอย่างน้อยหนึ่งเส้นหรือหนึ่งแผ่นที่อยู่ระหว่างข้อมูลต่างประเภทกันได้ เพื่อเป็นการประกอบการอธิบายจึงได้สมมุติข้อมูลขึ้น กำหนดให้ข้อมูลต่างๆ มีนิยามและค่าต่างๆ ดังนี้

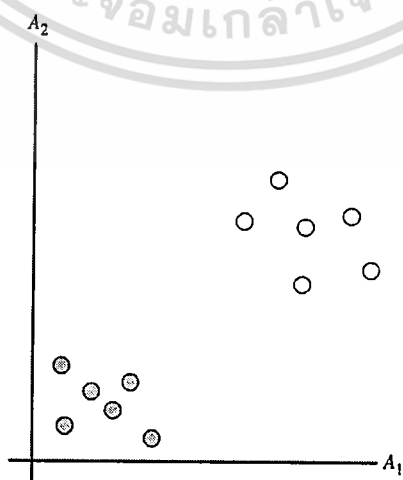
$$D = \{(X_1, y_1), (X_2, y_2), \dots, (X_{|D|}, y_{|D|})\} \quad (2.10)$$

โดย

D คือ เซตของข้อมูลคู่ลำดับ (X_i, y_i) มีขนาดเป็น $|D|$
 X_i คือ เซตของค่าคุณลักษณะ A_1 และ A_2 ซึ่งมีความสัมพันธ์กับ y_i
 และ $y_i \in \{+1, -1\}$

กำหนดให้รูปแบบของข้อมูลเมื่อ A_1 เป็นค่าในแกน x และ A_2 เป็นค่าในแกน y ดังรูปที่

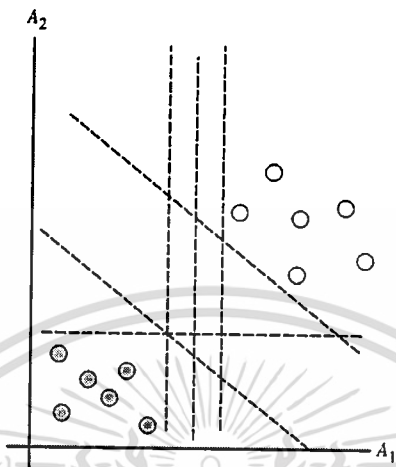
2.7 ให้จุดสีขาวแทนประเภทข้อมูลที่มีค่า $y = +1$ และจุดสีดำแทนประเภทข้อมูลที่มีค่า $y = -1$



รูปที่ 2.7 รูปแบบของข้อมูลในเซต D

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เพื่อการเรียนเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

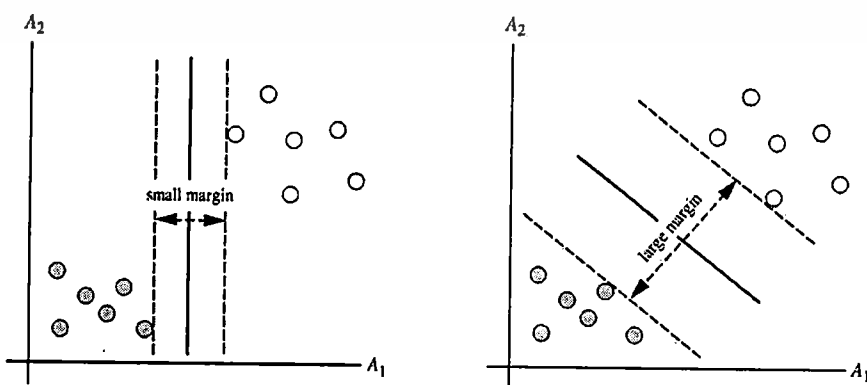
จากรูปแบบของข้อมูลในรูปที่ 2.7 จะเรียกว่าข้อมูลที่สามารถแบ่งได้โดยเชิงเส้น เพราะสามารถลากเส้นตรงเพื่อแบ่งประเภทข้อมูล +1 และ -1 ออกจากกันได้ แต่ก็มีเส้นตรงจำนวนมากที่สามารถลากเพื่อแบ่งประเภทข้อมูลทั้งสองออกจากกัน ดังรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.8 เส้นแบ่งประเภทข้อมูลที่มีมากกว่าหนึ่งเส้น

เส้นตรงที่ปรากฏอยู่นั้นสามารถใช้เป็นเส้นแบ่งประเภทได้ทั้งหมด แต่มีเพียงเส้นเดียวที่เป็นเส้นแบ่งประเภทได้ดีที่สุด ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีการจัดการปัญหาของการเลือกเส้นแบ่งประเภทเหล่านั้น โดยทำการหาระนาบที่กว้างที่สุด (Maximum marginal hyperplane) ระหว่างข้อมูลสองประเภท

เหตุที่ต้องหาระนาบที่กว้างที่สุด เพราะเมื่อพิจารณาขนาดของระนาบที่เป็นไปได้สองขนาดคือขนาดเล็กและขนาดใหญ่ ดังรูปที่ 2.9 พบว่าเส้นแบ่งประเภทที่เกิดจากระนาบขนาดใหญ่อยู่ห่างข้อมูลทั้งสองประเภทมากกว่าระนาบขนาดเล็ก จึงเป็นที่คาดหวังว่าเส้นแบ่งประเภทที่เกิดจากระนาบขนาดใหญ่จะให้ผลการจัดแบ่งประเภทข้อมูลใหม่มีความแม่นยำมากกว่าเส้นแบ่งประเภทที่เกิดจากระนาบขนาดเล็ก



รูปที่ 2.9 ระนาบขนาดเล็กและระนาบขนาดใหญ่ระหว่างข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เส้นแบ่งประเภทสามารถเขียนได้ในรูปสมการคือ

$$W \cdot X + b = 0 \quad (2.11)$$

โดย

W คือ ค่าถ่วงน้ำหนักเป็นปริมาณเวกเตอร์ ซึ่ง $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ เมื่อ n เป็นจำนวนของ Attribute และ b คือ ค่าคงที่

เมื่อพิจารณาร่วมกับข้อมูลที่สมมุติขึ้น จะได้ $X = (x_1, x_2)$ โดยที่ x_1 และ x_2 เป็นค่าของ Attribute A_1 และ A_2 ตามลำดับ จากนั้นหากพิจารณาให้ b เป็นค่าถ่วงน้ำหนักที่ถูกบวกเพิ่มเข้ามาได้สมการใหม่คือ

$$w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 = 0 \quad (2.12)$$

ข้อมูลที่อยู่เหนือเส้นแบ่งประเภทสามารถกำหนดได้โดยอสมการ

$$w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 > 0 \quad (2.13)$$

และในทำนองเดียวกัน ข้อมูลที่อยู่ใต้เส้นแบ่งประเภทกำหนดได้โดยอสมการ

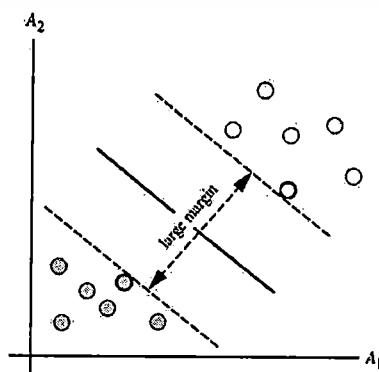
$$w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 < 0 \quad (2.14)$$

เมื่อพิจารณาถึงกลุ่มของข้อมูลในแต่ละประเภท จะได้นิยามขอบเขตของประเภทข้อมูลทั้งสองดังนี้

$$\begin{aligned} H_1 : w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 &\geq 1 \text{ for } y_i = +1, \text{ and} \\ H_2 : w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 &\leq -1 \text{ for } y_i = -1 \end{aligned} \quad (2.15)$$

ข้อมูลที่อยู่บนขอบหรืออยู่เหนือ H_1 คือข้อมูลประเภท +1 และข้อมูลที่อยู่บนขอบหรืออยู่ล่าง H_2 คือข้อมูลประเภท -1 เมื่อทำการรวมสองอสมการของ H_1 และ H_2 เข้าด้วยกันจะได้

$$y_i (w_0 + w_1x_1 + w_2x_2) \geq 1, \quad \forall i \quad (2.16)$$



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับ **รูปที่ 2.10** เวกเตอร์สนับสนุน ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข้อมูลที่อยู่บนขอบ H_1 และ H_2 จะเรียกข้อมูลนั้นว่า เวกเตอร์สนับสนุน (Support vector) ดังรูปที่ 2.10

ระยะทางจากเส้นแบ่งประเภทไปยังข้อมูลใดๆ ของ H_1 คือ

$$\frac{1}{\|W\|} \quad (2.17)$$

โดยที่

$\|W\|$ คือ ขนาดของ W

$$W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$$

$$\text{และ } \|W\| = \sqrt{W \cdot W} = \sqrt{w_1^2 + w_2^2 + \dots + w_n^2}$$

ดังนั้นระยะห่างของเส้นขอบทั้งสองข้างของระนาบที่กว้างที่สุดระหว่างข้อมูลสองประเภท คือ $2/\|W\|$ ในทางปฏิบัตินั้นเราต้องการหาค่า $\|W\|$ ที่มีค่าน้อยที่สุด สามารถกำหนดรูปแบบของปัญหาและเงื่อนไขได้ดังนี้

$$\text{Minimize } \frac{1}{2} \|W\|^2 \quad (2.18)$$

$$\text{Subject to } y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1, \quad 1 \leq i \leq n \quad (2.19)$$

เรียกรูปแบบนี้ว่ารูปแบบปฐมภูมิ (Primal Form)

เมื่อนำปัญหารูปแบบปฐมภูมิมารจัดให้อยู่ในรูปแบบของลากรอง (Lagrangian Formulation)

จะได้

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i (w \cdot x_i + b) - 1) \quad (2.20)$$

ทำการหาอนุพันธ์เทียบกับ w และ b แล้วให้ผลของการหาอนุพันธ์เท่ากับ 0

$$\frac{\partial L}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i = 0 \quad (2.21)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad (2.22)$$

แทนผลลัพธ์ที่ได้ในสมการลากรองจะได้รูปแบบปัญหาทุติยภูมิ (Dual Form) เพื่อทำการหาค่ามากที่สุดดังนี้

$$\max \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \quad (2.23)$$

โดยที่ α เป็นพจน์ของตัวคูณลากรอง (Lagrangian Multiplier)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่าถ่วงน้ำหนักสามารถหาได้จาก

$$\frac{\partial L}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i = 0 \quad (2.24)$$

จะได้

$$w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \quad (2.25)$$

ข้อมูลที่ค่าตัวคูณลากรองมากกว่าศูนย์คือข้อมูลที่เป็นเวกเตอร์สนับสนุน

จากสมการ $w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i$ จะได้ฟังก์ชันการตัดสินใจ คือ

$$d(X) = \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i X_i X_i^T + b \quad (2.26)$$

และจากเงื่อนไขของ KKT สามารถหาค่า b จากสมการ

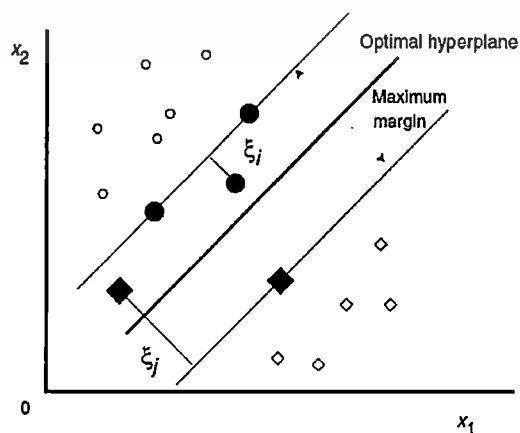
$$\frac{\partial L}{\partial b} = -\sum_{i=1}^n (y_i (w \cdot x_i + b) - 1) = 0 \quad (2.27)$$

เขียนใหม่ได้เป็น $y_i (w \cdot x_i + b) - 1 = 0$ จะได้

$$b = \frac{1}{y_i} - (w \cdot x_i) \quad (2.28)$$

2.2.2 ขอบยืดหยุ่น (Soft Margin)

ในบางกรณีระนาบหรือเส้นที่ใช้แบ่งประเภทของข้อมูลไม่สามารถแยกประเภทข้อมูลออกจากกันได้ครบทุกตัว กระบวนการของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบขอบยืดหยุ่น จะทำการเลือกเส้นหรือระนาบที่ใช้แบ่งประเภทข้อมูลที่มีความถูกต้องมากที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ โดยที่ระนาบนั้นยังอยู่ห่างจากข้อมูลทั้งสองประเภทมากที่สุด (Abe, 2005 : 22) ดังรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 ตัวแปร ξ (Slack) เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กระบวนการของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบขอบยืดหยุ่น มีตัวแปรเพิ่มเข้ามาคือ ξ เรียกว่า สแลค (Slack) เป็นตัวแปรวัดระดับของความผิดพลาดของการจัดแบ่งประเภท รูปแบบของปัญหาและเงื่อนไข คือ

$$\text{Minimize} \quad \|W\|^2 + y \sum_i \xi \quad (2.29)$$

$$\text{Subject to} \quad y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad 1 \leq i \leq n \quad (2.30)$$

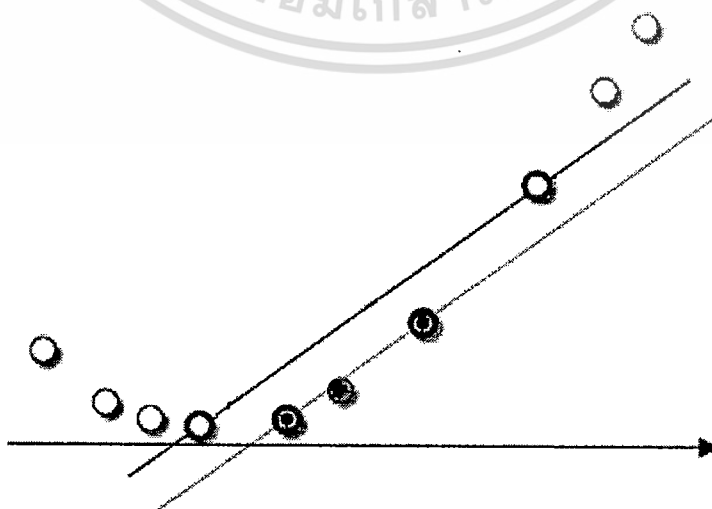
2.2.3 การจัดแบ่งประเภทของข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้น

การทำงานของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เส้นตรงหรือระนาบที่ใช้แบ่งข้อมูลที่เหมาะสม จะถูกค้นหาโดยให้มีระยะห่างจากข้อมูลทั้งสองประเภทมากที่สุดในระยะทางเท่าๆ กัน หากข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนเป็นข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นหรือเป็นข้อมูลที่ไม่สามารถแบ่งได้โดยเชิงเส้น การหาเส้นตรงหรือระนาบจึงเป็นไปได้ไม่ได้ ดังรูปที่ 2.12



รูปที่ 2.12 ข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้น

การหาเส้นตรงหรือระนาบที่ใช้แบ่งข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นจำเป็นต้องแปลงมิติของข้อมูลเข้า (Mapping) ไปยังมิติที่สูงกว่า (High-dimension dot-product) เรียกพื้นที่ของมิติที่สูงกว่านี้ว่า ปริภูมิลักษณะ (Feature space) เมื่อพิจารณาข้อมูลที่อยู่ในมิติที่สูงกว่าประกอบด้วยแล้ว จะช่วยให้ข้อมูลสามารถแบ่งได้โดยเชิงเส้นได้ ดังรูปที่ 2.13



รูปที่ 2.13 ข้อมูลหลังจากการแปลงมิติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ภายในเท่านั้น ไม่สามารถนำออกเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การแปลงข้อมูลเข้าให้อยู่ในมิติของข้อมูลที่สูงขึ้นต้องอาศัยฟังก์ชันแก่น (Kernel function) โดยที่ $K(X_i, X_j) = \phi(X_i) \cdot \phi(X_j)$ เมื่อเขียนร่วมกับรูปแบบปัญหาทฤษฎีจะได้อารมณ์ปัญหาทฤษฎีในปริภูมิลักษณะ (อาทิตย ศรีแก้ว, 2552 : 368 – 370) ดังนี้

$$\text{Maximize } Q(\alpha) = \sum_{i=1}^M \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^M \alpha_i \alpha_j y_i y_j H(x_i, x_j) \quad (2.31)$$

$$\text{Subject to } \sum_{i=1}^M y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C \text{ for } i = 1, \dots, M \quad (2.32)$$

โดย

α เป็นพจน์ของตัวคูณลากรอง

C เป็นค่าคงที่

ฟังก์ชันแก่น ฟังก์ชันแก่นที่นิยมใช้มีดังนี้

1. Linear Kernels

$$H(x, x') = x^T x' \quad (2.34)$$

ถ้าหากข้อมูลที่ต้องการนำมาจัดแบ่งประเภทเป็นข้อมูลที่สามารถแบ่งได้โดยเชิงเส้น จึงไม่มีความจำเป็นต้องแปลงข้อมูลในอยู่ในมิติที่สูงขึ้น ให้เลือกใช้ฟังก์ชันแก่นนี้

2. Polynomial Kernels

$$H(x, x') = (x^T x' + 1)^d \quad (2.35)$$

เป็นฟังก์ชันแก่นพหุนาม (Polynomial) ที่มีกำลังเท่ากับ d

3. Radial Basis Function Kernels

$$H(x, x') = \exp(-\gamma \|x - x'\|^2) \quad (2.36)$$

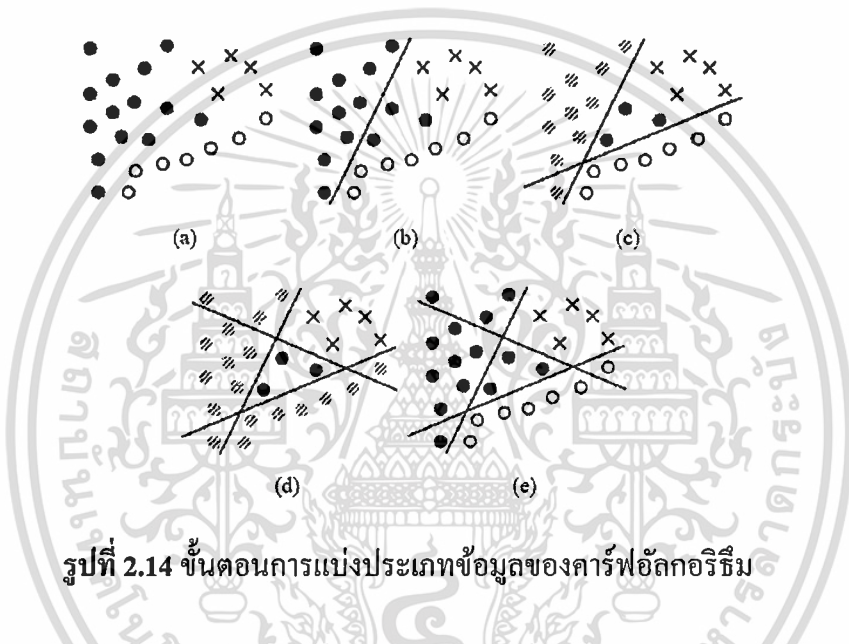
โดยที่ γ เป็นพารามิเตอร์ที่มีค่าเป็นบวก

2.3 คาร์ฟอัลกอริทึม

คาร์ฟอัลกอริทึม (CARVE – A Constructive Algorithm for Real-Valued Examples) เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการจัดแบ่งประเภทของเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม ที่มีโครงสร้างสามชั้นเท่านั้น (Young and Downs, 1992 : 1180 – 1190)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การทำงานเริ่มต้นด้วยการสร้างชั้นข้อมูลเข้า ชั้นข้อมูลออก และชั้นช่องที่ว่างเปล่าในโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม นิวรอลพร้อมหน่วยกระตุ้นจะถูกเพิ่มเข้ามาทีละหน่วยจนกว่าชั้นช่องจะสมบูรณ์ หน่วยกระตุ้นจะทำการสร้างระนาบในขอบเขต (Domain) ของข้อมูลเข้าเพื่อหาระนาบที่แบ่งกลุ่มของข้อมูลที่อยู่ในประเภทเดียวกันออกจากกลุ่มตัวอย่างฝึกสอนที่เหลือ กลุ่มของข้อมูลที่ถูกแบ่งออกมาด้วยระนาบหรือเรียกว่า คาร์ฟเซต (carve set) จะถูกลบออกจากข้อมูลชุดฝึกสอน หน่วยกระตุ้นตัวต่อไปจะถูกเพิ่มเข้าสู่ชั้นช่องในโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อแบ่งกลุ่มอื่นๆ ของข้อมูลให้เหลืออยู่เพียงประเภทเดียว ในขณะที่ข้อมูลในชุดฝึกสอนนั้นยังไม่เหลืออยู่เพียงประเภทเดียว กระบวนการนี้เป็นไปเพื่อลดข้อมูลออกจากข้อมูลชุดฝึกสอน



ในแต่ละครั้งที่คาร์ฟเซตของหน่วยกระตุ้นแต่ละตัวถูกพบ นิวรอลพร้อมหน่วยกระตุ้นนั้นจะถูกเพิ่มเข้าไปในชั้นช่องและคาร์ฟเซตจะถูกลบออกจากข้อมูลชุดฝึกสอน การสร้างของชั้นช่องยังคงดำเนินต่อไปด้วยทุกๆ นิวรอลพร้อมหน่วยกระตุ้นที่สร้างระนาบแบ่งคาร์ฟเซตที่อยู่ในประเภทเดียวจากข้อมูลชุดฝึกสอนที่เหลือ ชั้นช่องจะเสร็จสมบูรณ์เมื่อเหลือเพียงกลุ่มของข้อมูลที่อยู่ในประเภทเดียวจากข้อมูลชุดฝึกสอน เมื่อชั้นช่องเสร็จสมบูรณ์แล้ว ค่าถ่วงน้ำหนักของนิวรอลของชั้นข้อมูลออกจะต้องถูกกำหนดเพื่อเป็นการสร้างโครงข่ายให้สมบูรณ์ จะมีเพียงหนึ่งหน่วยนิวรอลต่อหนึ่งประเภทในข้อมูลชุดฝึกสอน นิวรอลในชั้นข้อมูลออกจะรับสัญญาณข้อมูลเข้าจากชั้นช่องเท่านั้น กล่าวคือไม่มีการเชื่อมต่อโดยตรงจากนิวรอลในชั้นข้อมูลเข้า

2.3.1 ขั้นตอนของคาร์ฟอัลกอริทึม

1. สร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นข้อมูลเข้า ชั้นข้อมูลออก และชั้นช่องที่ว่างเปล่า โดยในชั้นข้อมูลออกจะมีนิวรอลหนึ่งตัวต่อหนึ่งประเภทของข้อมูลในชุดฝึกสอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. ค้นหาข้อมูลที่อยู่ในประเภทเดียวกันที่สามารถแบ่งได้โดยระนาบออกจากข้อมูลชุดฝึกสอนอื่นๆ เรียกข้อมูลที่ถูกแบ่งออกมาเรียกว่า คาร์ฟเซต
3. เพิ่มนิรอลพร้อมหน่วยกระตุ้นในชั้นซ่อนที่สร้างระนาบในการแบ่งคาร์ฟเซตที่อยู่ในชั้นตอนที่ 2 จากนั้นลบคาร์ฟเซตออกจากข้อมูลชุดฝึกสอน
4. ทำซ้ำในชั้นตอนที่ 2 – 3 ในแต่ละรอบจำนวนในชุดฝึกสอนจะลดลง จนกระทั่งเหลือข้อมูลเพียงประเภทเดียว จึงจะจบการฝึกสอนชั้นซ่อน
5. กำหนดค่าถ่วงน้ำหนักจากชั้นซ่อนไปยังชั้นข้อมูลออก

2.4 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนโดยตรง

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเป็นเทคนิคของงานจัดแบ่งประเภทที่มีประสิทธิภาพอีกเทคนิคหนึ่ง แต่เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีข้อเสียคือความซับซ้อนในการแก้ปัญหาระบบสมการกำลังสอง (Quadratic Programming) ซึ่งทำให้ใช้เวลาและทรัพยากรจำนวนมาก

แนวคิดของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยตรงคือการหาพารามิเตอร์ (Parameter) ของเส้นตรงหรือระนาบที่ใช้แบ่งประเภทข้อมูล โดยที่ไม่ต้องแก้ระบบสมการกำลังสองที่มีความซับซ้อน อัลกอริธึมนี้ทำงานอยู่บนพื้นฐานของการสำรวจเส้นตรงหรือระนาบที่ถูกกำหนดด้วยเวกเตอร์สนับสนุนเท่านั้น และเพื่อความถูกต้องมากขึ้นเส้นตรงหรือระนาบต้องถูกกำหนดโดยเวกเตอร์สนับสนุนจำนวนหนึ่งที่อยู่ตรงศูนย์กลางและอยู่คนละประเภทกัน

งานหลักของอัลกอริธึมนี้คือการหาเวกเตอร์สนับสนุนตัวอื่นๆ โดยมี 2 แนวทางปฏิบัติหลักคือ

1. คู่ข้อมูลที่อยู่คนละประเภทที่อยู่ใกล้กันมากที่สุด มีโอกาสที่จะเป็นเวกเตอร์สนับสนุนมากที่สุด ดังนั้นให้เลือกคู่ข้อมูลต่างประเภทที่อยู่ใกล้กันมากที่สุดนี้เป็นค่าเริ่มต้นของเวกเตอร์สนับสนุน หากคู่ข้อมูลเริ่มต้นนี้ไม่สามารถเป็นเวกเตอร์สนับสนุนได้ ให้ทำการเลือกคู่ข้อมูลที่อยู่คนละประเภทที่อยู่ใกล้กันมากที่สุดใหม่อันดัดไป

2. ค้นหาข้อมูลที่อยู่คนละประเภทหรือระนาบที่เกิดจากคู่ข้อมูลคู่แรกมากที่สุด แล้วทำการเพิ่มข้อมูลตัวดังกล่าวให้อยู่ในกลุ่มของเวกเตอร์สนับสนุน จากนั้นจึงทำการหาเส้นตรงหรือระนาบที่ใช้แบ่งประเภทข้อมูลใหม่ โดยใช้ข้อมูลที่เป็นสมาชิกในกลุ่มของเวกเตอร์สนับสนุนทั้งหมด

2.4.1 อัลกอริธึมของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนโดยตรง

จากทั้งสองแนวทางปฏิบัติหลักจึงได้แนวคิดของการทำงานดังนี้

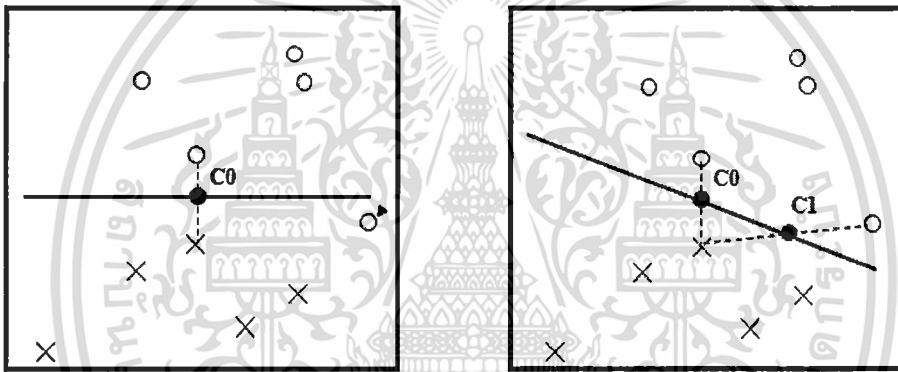
1. ตั้งค่าเริ่มต้นของเส้นตรงหรือระนาบ โดยเริ่มจากจุดกึ่งกลางของข้อมูลที่อยู่ต่างประเภทกันที่อยู่ใกล้กันมากที่สุดและให้ข้อมูลทั้งสองนี้เป็นเวกเตอร์สนับสนุน เส้นตรงหรือระนาบที่สร้างเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขึ้นในขั้นแรกนี้จะต้องลากผ่านจุดกึ่งกลางดังกล่าวและตั้งฉากกับแนวเส้นเชื่อมระหว่างข้อมูลทั้งสองด้วย หากต้องการตั้งค่าเริ่มต้นใหม่ ให้เลือกใช้คู่ข้อมูลที่อยู่ใกล้กันมากที่สุดอันดับถัดไป

2. ปรับปรุงค่าเริ่มต้นของเส้นตรงหรือระนาบ โดยการเลือกข้อมูลที่ฝ่าฝืนเส้นตรงหรือระนาบมากที่สุดให้เป็นเวกเตอร์สนับสนุน จากนั้นจึงทำการหมุนเส้นตรงหรือระนาบให้ผ่านจุดกึ่งกลางระหว่างข้อมูลที่เป็นเวกเตอร์สนับสนุนตัวใหม่กับเวกเตอร์สนับสนุนในขั้นตอนเริ่มต้นที่อยู่ต่างประเภทกัน

ถ้าไม่มีการปรับปรุงจะถือว่าเส้นตรงหรือระนาบมีความคงที่ แต่ถ้าหากจำนวนรอบปรับปรุงเท่ากับจำนวนของข้อมูลชุดฝึกสอนหรือมีค่ามากกว่าจำนวนมิติของข้อมูลจะถือว่าต้องทำการตั้งค่าเริ่มต้นใหม่

3. สิ้นสุดการทำงาน หากไม่พบข้อมูลที่ฝ่าฝืนเส้นตรงหรือระนาบ นั่นคือพบเส้นตรงหรือระนาบที่เหมาะสมในการแบ่งข้อมูลแล้ว



รูปที่ 2.15 การปรับระนาบของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนโดยตรง

จากแนวคิดของอัลกอริทึมทั้ง 3 ข้อ สามารถเขียนเป็นซูโดโค้ด (Pseudo code) ที่แสดงการทำงานได้ดังรูปที่ 2.16 (Roobeart, 2000 : 356 – 365)

- (1) Choose an origin point $c_0 = \frac{x^+ + x^-}{2}$
Heuristic I: choose the pair (x^+, x^-) that is closest/next closest to each other
 Choose initial w_0 such that $w_0 \cdot (x^+ - x^-) = 0$
- (2) Calc $f(x_i) = w_k \cdot x_i - w_k \cdot c_0 \quad \forall i = 1 \dots l$
- (3) if $[y_i f(x_i)] \geq C f(x^+) \quad \forall x_i$, then "Best hyper-plane found"
 Else choose a x_* with $[y_* f(x_*)] < f(x^+)$
Heuristic II: choose the x_ with minimal $[y_i f(x_i)]$*
 if $(y_* > 0)$ then $c_k = \frac{x^- + x_*}{2}$ else $c_k = \frac{x^+ + x_*}{2}$
 $r_k = c_k - c_0$ and $r'_k = \frac{r_k}{\|r_k\|}$
 $\Delta w = (w'_{k-1} \cdot r'_k) r'_k$ and $\Delta w^\perp = \Delta w - \sum_{m=1}^{k-1} (r'_m \cdot r'_k) r'_m$
 $w_k = w'_{k-1} - \Delta w^\perp$ and $w'_k = \frac{w_k}{\|w_k\|}$
 If $[y_* f(x_*)] < 0$ after update then go to (1)
- (4) repeat (2) and (3) maximally $\min\{N, l\}$ times.
- (5) go to (1), or if maximal trials is attained: "Approximative hyper-plane found"

รูปที่ 2.16 ซูโดโค้ดของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนโดยตรง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5 การหาระยะขอบกว้างมากที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียม

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมบนพื้นฐานของคาร์พอัลกอริธึม นั้น เป็นขั้นตอนของการแบ่งข้อมูลออกเป็นส่วนย่อยเพื่อการจัดแบ่งประเภทข้อมูล การหาเส้นตรงหรือระนาบที่ใช้ในการแบ่งข้อมูลให้มีความถูกต้องนั้นจึงมีความสำคัญ

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเป็นเทคนิคที่หาเส้นตรงหรือระนาบเพื่อแบ่งประเภทข้อมูล เช่นเดียวกับคาร์พอัลกอริธึม เส้นตรงหรือระนาบที่ได้จากหลักการซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะอยู่ห่างจากข้อมูลทั้งสองประเภทมากที่สุดเป็นระยะทางเท่ากัน ซึ่งระยะห่างที่มากที่สุดจากข้อมูลทั้งสองประเภทนี้จะช่วยให้การจัดแบ่งประเภทมีความถูกต้องมากขึ้น จึงได้มีการนำเอาอัลกอริธึมของเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมาทำงานร่วมกับคาร์พอัลกอริธึม ซึ่งอัลกอริธึมนั้นคืออัลกอริธึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยตรง

การหาระยะขอบกว้างมากที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียมจะแบ่งการทำงานออกเป็นสองส่วน คือ การฝึกสอนในชั้นซ่อนและการฝึกสอนในชั้นข้อมูลออก

2.5.1 การฝึกสอนในชั้นซ่อน

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในชั้นซ่อน มีอัลกอริธึมของการฝึกสอนดังนี้

1. คำนวณจุดศูนย์กลางกลางของ Active Data โดยตอนเริ่มต้นจะตั้งให้ข้อมูลชุดฝึกสอนทุกตัวเป็น Active Data
2. ค้นหาข้อมูลที่อยู่ไกลจากศูนย์กลางมากที่สุด แล้วตั้งค่าเป้าหมายของข้อมูลที่อยู่ในประเภทเดียวกันกับข้อมูลที่อยู่ไกลจากศูนย์กลางมากที่สุดเป็น 1 และข้อมูลที่เหลือตั้งค่าเป้าหมายเป็น -1
3. ค้นหาข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มเป้าหมายตรงกันข้ามที่อยู่ใกล้กันมากที่สุด จากนั้นให้ข้อมูลนั้นเป็นคู่อันดับ (x_0^+, x_0^-) แล้วคำนวณหาค่า c_0 และ w_0 จากสมการ

$$c_0 = \frac{1}{2}(x_0^+ + x_0^-) \quad (2.37)$$

$$w_0 = x_0^+ - x_0^- \quad (2.38)$$

4. คำนวณค่าของฟังก์ชันการตัดสินใจ

$$D(x_i) = w_m^T x_i - w_m^T c_0 \quad \text{for } i = 1, \dots, M \quad (2.39)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. ถ้าข้อมูลทุกตัวในกลุ่มของเป้าหมายลบเป็นไปตามเงื่อนไข

$$-D(x_i^-) \geq C(2)D(x_0^+) \text{ for } i \in B \quad (2.40)$$

โดยที่ B คือดัชนีของข้อมูลในกลุ่มเป้าหมายลบ

$C(2)$ คือ ค่าคงที่ที่เป็นไปตามกฎของซัพพอร์ตเวกเตอร์แบบขอบยึดหยุ่นมักจะต้องให้มีค่าน้อยกว่า 1

หมายความว่าเส้นตรงหรือระนาบที่เป็นไปตามเงื่อนไขของคาร์พถูกพบแล้ว ให้ไปขั้นตอนที่ 8

6. ในการปรับปรุงครั้งที่ m จะเพิ่มข้อมูล x_m^- ที่ฝ่าฝืนเงื่อนไขมากที่สุดให้เป็นเวกเตอร์สนับสนุน หลังจากนั้นจะคำนวณ

$$c_m = (x_0^+ + x_m^-)/2 \quad (2.41)$$

$$r_m = c_m - c_0 \quad (2.42)$$

จาก $\{r_1, \dots, r_m\}$ ส่วนประกอบลำดับที่ m ของระบบเชิงตั้งฉาก เขียนแทนด้วย P_m คือ

$$P_m = r_m - \sum_{k=1}^{m-1} r_m' P_k' P_k' \quad (2.43)$$

ค่าถ่วงน้ำหนักเวกเตอร์ w_m เขียนแทนด้วย

$$w_m = w_{m-1} - w_{m-1}' P_m' P_m' \quad (2.44)$$

ด้วยวิธีนี้จะได้เวกเตอร์เชิงตั้งฉากสำหรับระนาบที่ผ่านจุด c_0, c_1, \dots, c_m ทั้งนี้นิยาม r_1 และ w_1 ไว้ดังนี้

$$r_1 = c_1 - c_0 \quad (2.45)$$

$$w_1 = w_0 - w_0' r_1' r_1' \quad (2.46)$$

7. ถ้าการปรับปรุงทำงานวนซ้ำเป็นจำนวน n หรือ M รอบ นั้นแสดงว่าคู่ข้อมูลที่อยู่ใกล้กันมากที่สุดที่ถูกเลือกมาไม่สามารถหาเส้นตรงหรือระนาบที่ใช้แบ่งข้อมูลได้ ให้ย้อนกลับไปขั้นตอนที่ 3 เพื่อเลือกคู่ข้อมูลที่อยู่ใกล้กันมากที่สุดเป็นอันดับถัดไปแล้วจึงทำการคำนวณค่าต่างๆ เพื่อการฝึกสอนใหม่ ในกรณีอื่นๆ ให้ย้อนกลับไปทำที่ขั้นตอนที่ 4 เพื่อทำการฝึกสอนต่อ

8. ถ้า Active Data คงเหลืออยู่เพียงประเภทเดียวแล้วให้ออกจากการทำงานของอัลกอริทึม ในกรณีอื่นๆ ให้ข้อมูลที่อยู่ฝั่งทางบวกของเส้นตรงหรือแผ่นระนาบเป็น Inactive Data แล้ว

ย้อนกลับไปทำที่ขั้นตอนที่ 1 (Abe and Nishikawa, 2002 : 322 – 326) อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5.2 การฝึกสอนในชั้นข้อมูลออก

การฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมในชั้นข้อมูลออกกำหนดให้ใช้อัลกอริทึมแพร่ย้อนกลับ ในการฝึกสอนทำให้ลดความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นได้ โดยจะทำการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักจากค่าคลาดเคลื่อนที่ได้เฉพาะในชั้นข้อมูลออกเท่านั้น



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3

ขั้นตอนการทำงาน

ในบทนี้จะกล่าวถึงขั้นตอนการทำงานของขั้นตอนต่างๆ ตั้งแต่การเตรียมข้อมูล รูปแบบ และการจัดเรียงข้อมูล การสร้างแบบจำลอง การเลือกคุณสมบัติของข้อมูลและการตั้งค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองข้อมูล รวมไปถึงการพยากรณ์ข้อมูล

3.1 ขั้นตอนการทำงาน

3.1.1 การเตรียมข้อมูล

ข้อมูลที่นำมาใช้งานได้จะต้องอยู่ในรูปของตัวเลขเท่านั้น หากข้อมูลถูกจัดเก็บอยู่ในรูปของตัวอักษร ต้องทำการแปลงข้อมูลดังกล่าวให้อยู่ในรูปของตัวเลขจึงจะสามารถนำมาใช้งานได้

ข้อมูลที่อยู่ในรูปตัวเลขแล้ว จะต้องบันทึกลงในไฟล์ตัวอักษร (Text file) พร้อมกับชื่อของคุณสมบัติของข้อมูล โดยจะถูกจัดเรียงในรูปแบบของตาราง (Table) ดังรูปที่ 3.1

Attribute1,	Attribute2,	Attribute3
A1,	B1,	C1
A2,	B2,	C2
A3,	B3,	C3
A4,	B4,	C4

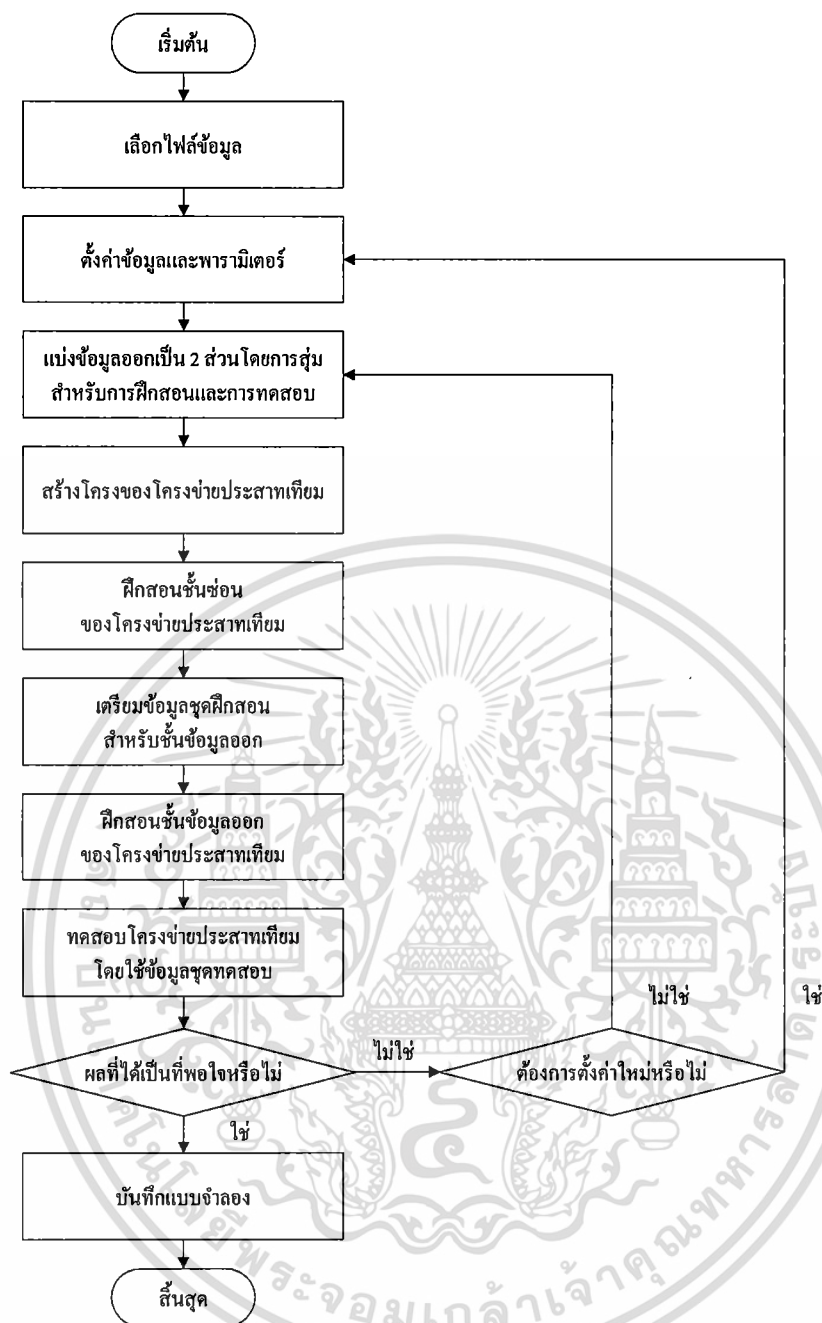
รูปที่ 3.1 การจัดเก็บข้อมูลในรูปแบบตาราง

ข้อมูลในแถวแรกจะเป็นชื่อคุณสมบัติของข้อมูล ในแถวถัดไปจึงเป็นค่าของข้อมูลตามชื่อของคุณสมบัติ โดยข้อมูลแต่ละตัวจะถูกคั่นด้วยเครื่องหมายจุลภาค (,) ทั้งนี้ข้อมูลที่นำมาใช้งานต้องกำจัดค่าคุณสมบัติที่สูญหาย (Missing value) เรียบร้อยแล้ว

3.1.2 การสร้างแบบจำลองข้อมูล

การสร้างแบบจำลองข้อมูลก็คือขั้นตอนของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้เกิดการเรียนรู้รูปแบบของข้อมูลชุดต่างๆ หลังจากการฝึกสอนเสร็จ ค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมที่ได้ก็คือแบบจำลองของข้อมูล

เมื่อเตรียมข้อมูลแล้ว จึงนำข้อมูลสู่การสร้างแบบจำลองข้อมูล ซึ่งมีขั้นตอนการทำงานเป็นไปตามแผนภูมิสายงาน (Flow chart) ดังรูปที่ 3.2 ศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.2 แผนภูมิสายงานการสร้างแบบจำลอง

ขั้นตอนของการทำงานสามารถอธิบายแต่ละขั้นตอนได้ดังนี้

1. เลือกไฟล์ข้อมูล

ในขั้นแรกของการทำงานนั้นจะต้องเลือกไฟล์ข้อมูลเพื่อที่จะนำมาสร้างเป็นแบบจำลองข้อมูล โดยข้อมูลที่จะนำมาใช้งานถูกเก็บไว้อยู่ในรูปของไฟล์ตัวอักษรและจัดเรียงอยู่ในรูปของตาราง ซึ่งไฟล์ข้อมูลนี้ได้จากขั้นตอนการเตรียมข้อมูล เมื่อต้องการนำข้อมูลเหล่านั้นมาเพื่อหาแบบจำลองข้อมูล จึงต้องเลือกไฟล์ของข้อมูลที่ได้จัดเตรียมไว้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษานั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

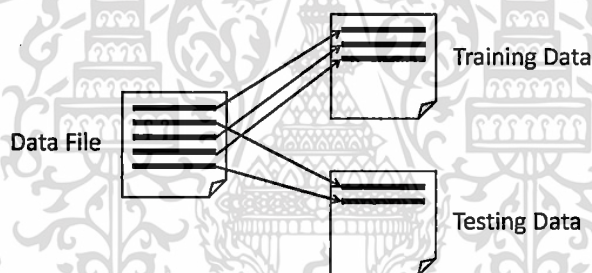
2. ตั้งค่าข้อมูลและพารามิเตอร์

เนื่องจากในข้อมูลนั้นประกอบด้วยคุณสมบัติต่างๆ จึงต้องทำการเลือกใช้คุณสมบัติเหล่านั้นอย่างเหมาะสม แบบจำลองข้อมูลที่สร้างจากคุณสมบัติของข้อมูลต่างกันจะได้รูปแบบและผลลัพธ์ที่แตกต่างกันด้วย

การสร้างแบบจำลองข้อมูลนั้นก็คือการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมให้เรียนรู้รูปแบบของข้อมูล ซึ่งอัลกอริธึมที่ใช้ฝึกสอนนั้นต้องมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ เพื่อให้การเรียนรู้เป็นไปอย่างถูกต้องและตรงตามวัตถุประสงค์

3. แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนโดยการสุ่มสำหรับการฝึกสอนและการทดสอบ

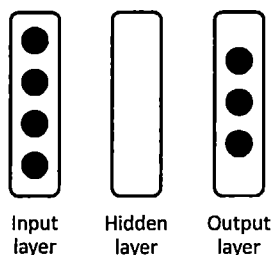
ในการสร้างแบบจำลองข้อมูล นอกจากต้องอาศัยข้อมูลที่มีอยู่มาใช้สร้างแบบจำลองแล้ว ยังต้องการข้อมูลอีกส่วนหนึ่งเพื่อมาทดสอบแบบจำลองที่สร้างขึ้น เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง ในกระบวนการนี้จึงได้แบ่งข้อมูลจากไฟล์ข้อมูลออกเป็นสองส่วน โดยการสุ่ม เพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองและทดสอบแบบจำลอง ตามสัดส่วนที่ได้กำหนดไว้ในขั้นตอนตั้งค่าข้อมูลและพารามิเตอร์ ดังรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 การสุ่มเลือกข้อมูลชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ

4. สร้างโครงของโครงข่ายประสาทเทียม

อัลกอริธึมที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้น เริ่มต้นจากการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อนที่วางเปล่า แต่ในชั้นข้อมูลเข้าจะมีจำนวนนิวรอนตามจำนวนคุณสมบัติของข้อมูลที่ใช้ และชั้นข้อมูลออกจะมีจำนวนนิวรอนตามจำนวนของประเภทของข้อมูล โดยยังไม่มี การกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมในแต่ละชั้น ดังรูปที่ 3.4

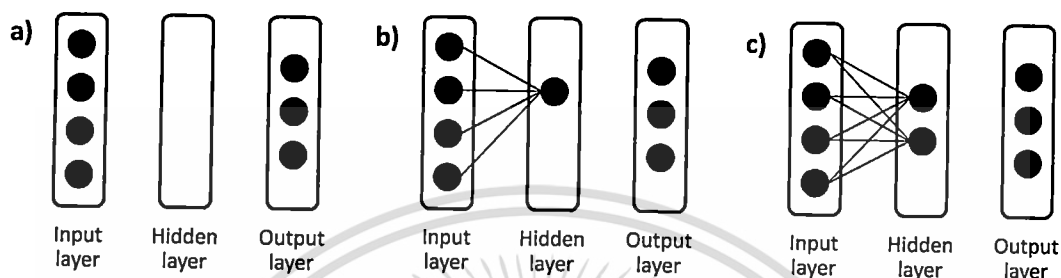


รูปที่ 3.4 โครงของโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ภายในเท่านั้น กรุณาอย่าเผยแพร่ให้ผู้อื่นนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. ฝึกสอนชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อสร้างโครงข่ายของโครงข่ายประสาทเทียมเสร็จแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะทำให้การฝึกสอนทีละชั้น โดยเริ่มจากชั้นซ่อนก่อน จากเดิมที่เป็นชั้นซ่อนที่ว่างเปล่า นิวรอลจะถูกเพิ่มเข้ามาทีละตัวในขั้นตอนการฝึกสอนชั้นซ่อนนี้ ดังรูปที่ 3.5 ซึ่งรายละเอียดของการฝึกสอนจะกล่าวถึงในหัวข้อที่ 3.1.3

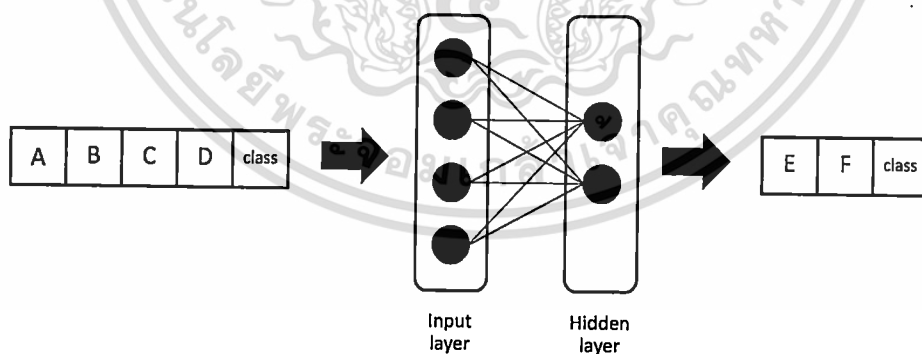


รูปที่ 3.5 การเพิ่มนิวรอลในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม

6. เตรียมข้อมูลชุดฝึกสอนสำหรับชั้นข้อมูลออก

เนื่องจากการฝึกสอนชั้นซ่อนและชั้นข้อมูลออกแยกออกจากกัน ข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนในชั้นข้อมูลออกจึงต้องมีการเตรียมข้อมูล

การเตรียมข้อมูลสำหรับชั้นข้อมูลออกทำได้โดยใช้ข้อมูลชุดฝึกสอนเดิมคำนวณผ่านชั้นซ่อนที่ทำการฝึกสอนเสร็จแล้ว จะได้ข้อมูลชุดฝึกสอนที่มีมิติของข้อมูลใหม่แต่ยังคงถูกจัดอยู่ในประเภทข้อมูลเดิม ดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 การเตรียมข้อมูลชุดฝึกสอนสำหรับชั้นข้อมูลออก

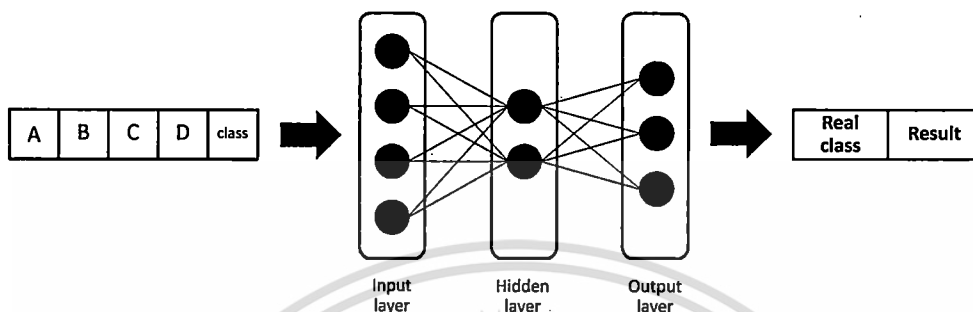
7. ฝึกสอนชั้นข้อมูลออกของโครงข่ายประสาทเทียม

การฝึกสอนชั้นข้อมูลออกของโครงข่ายประสาทเทียมนี้ใช้อัลกอริทึมแพร่ย้อนกลับในการฝึกสอน โดยจะทำการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักจากค่าคลาดเคลื่อนที่ได้เฉพาะในชั้นข้อมูลออกเท่านั้น ซึ่งรายละเอียดจะกล่าวถึงในหัวข้อที่ 3.1.4

เอกสารฉบับนี้เผยแพร่โดยศูนย์วิจัยปัญญาประดิษฐ์และการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

8. ทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูลชุดทดสอบ

เมื่อสร้างแบบจำลองข้อมูลเสร็จแล้วจะต้องมีการทดสอบแบบจำลองข้อมูลโดยใช้ข้อมูลส่วนที่ได้แบ่งเอาไว้ไปคำนวณผ่านโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำการฝึกสอนเสร็จแล้ว เพื่อดูว่าประเภทของข้อมูลที่คำนวณได้จะตรงกับประเภทข้อมูลจริงหรือไม่ ดังรูปที่ 3.7



รูปที่ 3.7 การทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียม

9. ผลที่ได้เป็นที่พอใจหรือไม่

ผลที่ได้จากการทดสอบคือประเภทของข้อมูลที่คำนวณได้ เมื่อนำมาเปรียบเทียบกับประเภทข้อมูลจริงจะสามารถบอกได้ว่า แบบจำลองข้อมูลที่ได้มีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยจะทำการคำนวณหาร้อยละของความถูกต้องในแต่ละประเภทของข้อมูลด้วย

10. ต้องการตั้งค่าใหม่หรือไม่

ในกรณีที่ผลการทดสอบไม่ได้อยู่ในระดับที่ยอมรับได้ สามารถเลือกทำได้สองวิธี

วิธีแรก คือ การย้อนกลับไปทำกระบวนการสร้างแบบจำลองข้อมูล โดยที่ยังคงการตั้งค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ไว้เหมือนเดิม แต่ข้อมูลชุดฝึกสอนและข้อมูลชุดจะถูกสับเข้ามาใหม่

วิธีที่สอง คือ การย้อนกลับไปแก้ไขค่าพารามิเตอร์ และสับข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลองข้อมูลเข้ามาใหม่ ทั้งข้อมูลชุดฝึกสอนและข้อมูลชุดทดสอบ

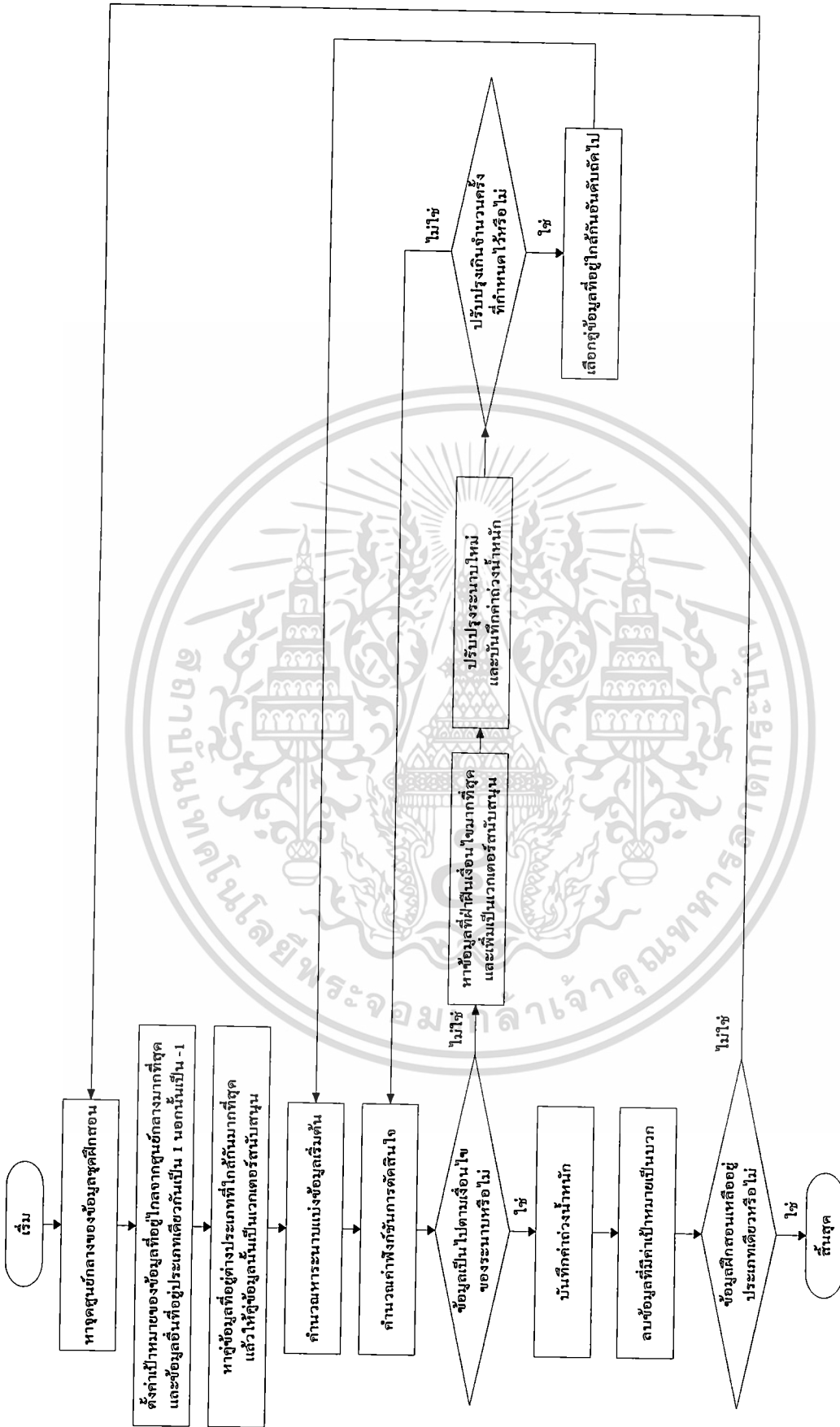
11. บันทึกแบบจำลอง

เมื่อสร้างและทดสอบแบบจำลองข้อมูลได้ผลอยู่ในระดับที่ยอมรับได้แล้ว จึงมีการบันทึกแบบจำลองข้อมูล เพื่อนำไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลต่อไป

3.1.3 การฝึกสอนชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม

การฝึกสอนชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นขั้นตอนหนึ่งในการสร้างแบบจำลองข้อมูล ซึ่งมีรายละเอียดในส่วนย่อยที่สำคัญ มีขั้นตอนการทำงานดังที่แสดงในรูปที่ 3.8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



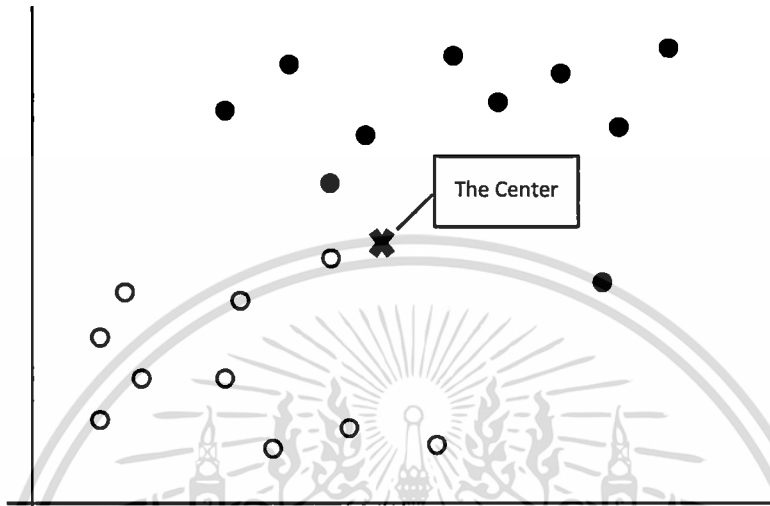
รูปที่ 3.8 แผนภูมิสายงานแสดงขั้นตอนการศึกษาค้นหาชั้นเรียนของโรงเรียนเตรียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การฝึกสอนชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถอธิบายแต่ละขั้นตอนได้ดังนี้

1. หาจุดศูนย์กลางของข้อมูลชุดฝึกสอน

เมื่อนำข้อมูลเข้าสู่ขั้นตอนการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ขั้นตอนแรกคือการหาจุดศูนย์กลางของข้อมูลเพื่อเป็นตัวแทนของข้อมูลชุดฝึกสอนทั้งหมด ดังรูปที่ 3.9

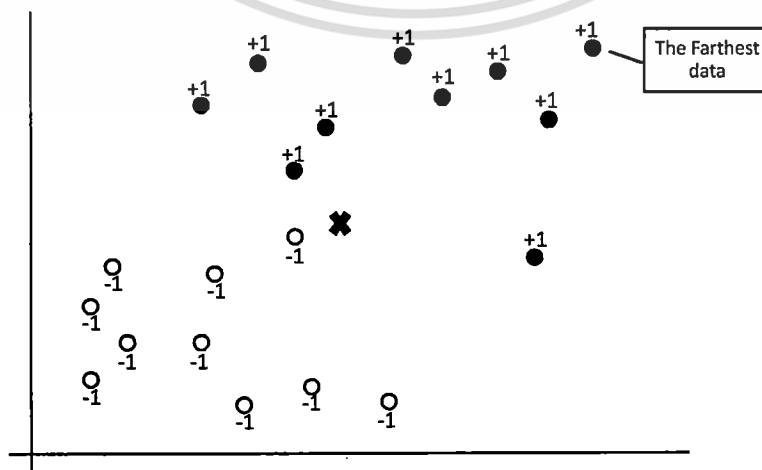


รูปที่ 3.9 จุดศูนย์กลางของข้อมูล

2. ตั้งค่าเป้าหมายของข้อมูล

เมื่อทราบจุดศูนย์กลางของข้อมูลแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการตั้งค่าเป้าหมายของข้อมูล ซึ่งค่าเป้าหมายนี้มีไว้เพื่อเป็นตัวช่วยสำหรับการเรียนรู้ในการจัดแบ่งประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

การพิจารณาตั้งค่าเป้าหมายนั้น จะพิจารณาให้ข้อมูลตัวที่อยู่ห่างจากจุดศูนย์กลางของข้อมูลมากที่สุดและข้อมูลตัวอื่นๆ ที่อยู่ภายในประเภทเดียวกัน มีค่าเป้าหมายเป็น +1 ส่วนข้อมูลที่ไม่ตรงกับข้อกำหนดนี้ให้มีค่าเป้าหมายเป็น -1 ดังรูปที่ 3.10

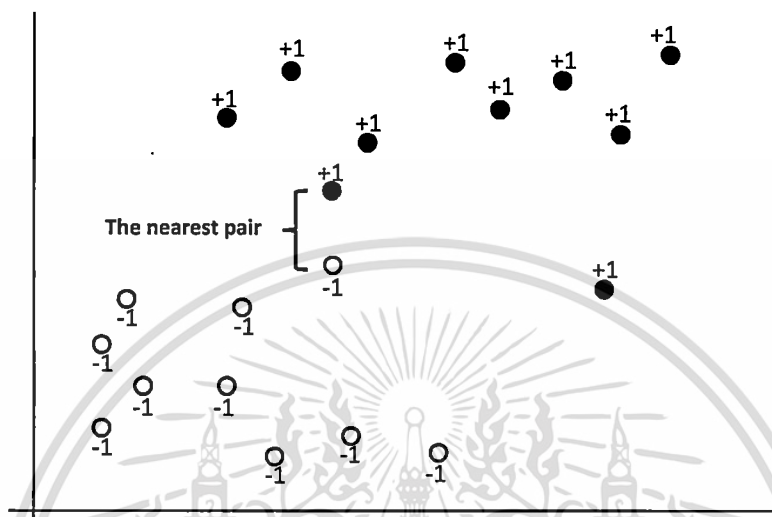


รูปที่ 3.10 ตั้งค่าเป้าหมายของข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. หาข้อมูลที่อยู่ต่างกลุ่มเป้าหมายที่อยู่ใกล้กันมากที่สุด

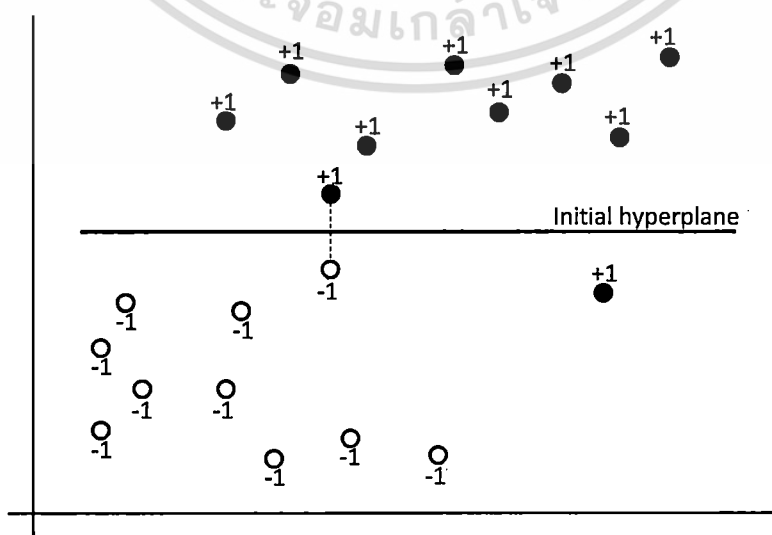
เมื่อกำหนดค่าเป้าหมายให้กับข้อมูลชุดฝึกสอนครบทุกตัวแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการหาข้อมูลที่อยู่ต่างกลุ่มเป้าหมายที่อยู่ใกล้กันมากที่สุด เพื่อนำไปกำหนดให้เป็นเวกเตอร์สนับสนุนเริ่มต้น ดังรูปที่ 3.11



รูปที่ 3.11 คู่ข้อมูลที่อยู่ต่างกลุ่มเป้าหมายที่อยู่ใกล้กันมากที่สุด

4. กำหนดระนาบแบ่งข้อมูลเริ่มต้น

หลังจากที่ได้คู่ข้อมูลที่ทำหน้าที่เป็นเวกเตอร์สนับสนุนชั้นเริ่มต้นแล้ว จึงทำการคำนวณหาระนาบที่ใช้แบ่งข้อมูล โดยใช้เวกเตอร์สนับสนุนที่ได้จากขั้นตอนก่อนหน้านี้ ระนาบที่ได้จากขั้นตอนนี้จะอยู่ตรงกลางระหว่างเวกเตอร์สนับสนุนและตั้งฉากกับเส้นที่ลากเชื่อมระหว่างเวกเตอร์สนับสนุนทั้งสองตัวอีกด้วย เรียกระนาบนี้ว่า ระนาบเริ่มต้น (Initial Hyperplane) ดังรูปที่ 3.12



รูปที่ 3.12 ระนาบเริ่มต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการ
ไม่อนุญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. คำนวณค่าฟังก์ชันการตัดสินใจ

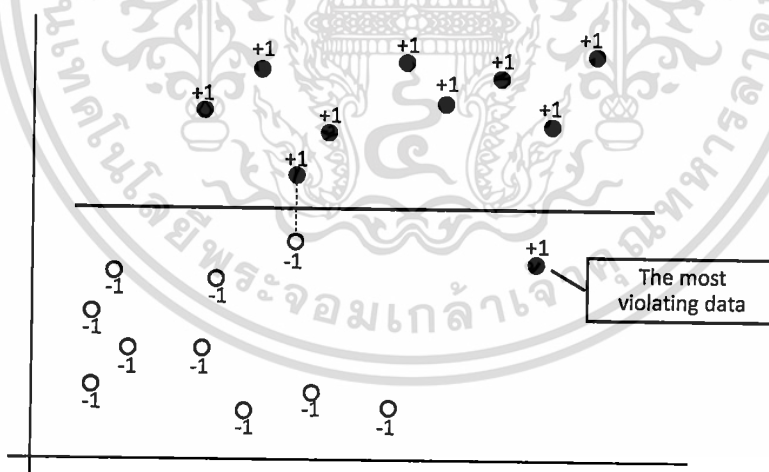
เมื่อได้ระนาบเริ่มต้นแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือการคำนวณฟังก์ชันการตัดสินใจเพื่อพิจารณาเป็นเงื่อนไขของระนาบ โดยจะคำนวณค่าฟังก์ชันการตัดสินใจของข้อมูลชุดฝึกสอนทุกตัว

6. ข้อมูลเป็นไปตามเงื่อนไขของระนาบหรือไม่

เมื่อคำนวณค่าฟังก์ชันการตัดสินใจของข้อมูลชุดฝึกสอนแล้ว จึงนำค่าที่ได้เปรียบเทียบกับเงื่อนไข ข้อมูลที่จะผ่านเงื่อนไขได้ค่าฟังก์ชันการตัดสินใจของข้อมูลกลุ่มเป้าหมายลบเมื่อคูณกับ -1 แล้วนั้น จะต้องไม่มีค่าเกินกว่าค่าฟังก์ชันการตัดสินใจของข้อมูลกลุ่มเป้าหมายบวกที่เป็นเวกเตอร์สนับสนุนเริ่มต้น

7. หาข้อมูลที่ฝ่าฝืนเงื่อนไขมากที่สุด

ในกรณีที่มีข้อมูลที่ฝ่าฝืนเงื่อนไขของระนาบ หมายความว่าระนาบที่ได้นั้นยังไม่ใช้ระนาบที่เหมาะสมที่สุด เนื่องจากระนาบที่เกิดจากเวกเตอร์สนับสนุนเริ่มต้นเพียงสองตัวไม่อาจใช้หาระนาบที่เหมาะสมได้ การเพิ่มข้อมูลที่เป็นเวกเตอร์สนับสนุนเข้ามาจะช่วยให้สามารถหาระนาบที่เหมาะสมได้ โดยการพิจารณาข้อมูลที่จะถูกเพิ่มเข้ามาเป็นเวกเตอร์สนับสนุนนั้น จะเลือกข้อมูลที่ฝ่าฝืนเงื่อนไขของระนาบที่มากที่สุด ดังรูปที่ 3.13



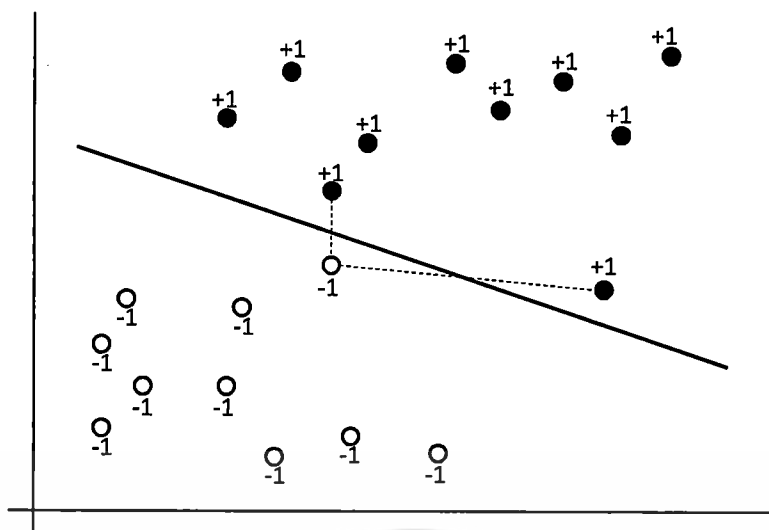
รูปที่ 3.13 ข้อมูลที่ฝ่าฝืนเงื่อนไขมากที่สุด

8. ปรับปรุงระนาบและบันทึกค่าถ่วงน้ำหนัก

เมื่อเพิ่มข้อมูลที่ฝ่าฝืนเงื่อนไขมากที่สุดเป็นเวกเตอร์สนับสนุนแล้ว หลังจากนั้นจึงทำการปรับปรุงระนาบโดยใช้เวกเตอร์สนับสนุนที่มีอยู่ร่วมกับเวกเตอร์สนับสนุนตัวใหม่ที่เพิ่มเข้าไป การปรับปรุงระนาบที่เกิดขึ้นทำให้ค่าถ่วงน้ำหนักของระนาบเดิมเปลี่ยนไปด้วย ดังนั้นเมื่อมีการปรับปรุงระนาบจึงต้องทำการบันทึกค่าถ่วงน้ำหนักไว้ทุกครั้ง ดังรูปที่ 3.14

เอกลีลาแห่งการเรียนรู้ของเครื่อง: อดิศักดิ์ อดิศักดิ์

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.14 การปรับปรุงระนาบ

9. ปรับปรุงระนาบเกินจำนวนครั้งที่กำหนดไว้หรือไม่

ถ้าการปรับปรุงระนาบเกิดขึ้นเป็นจำนวนครั้งที่เกินไปกว่าจำนวนมิติของข้อมูลหรือจำนวนข้อมูลในกลุ่มเป้าหมายลบแล้ว ถือว่าไม่สามารถทำการหาระนาบที่ใช้แบ่งข้อมูลที่เหมาะสมที่สุดได้ แต่ถ้าจำนวนครั้งของการปรับปรุงยังไม่เกินจำนวนที่กำหนด ขั้นตอนต่อไปคือการนำเอาระนาบและค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้ไปคิดค่าของฟังก์ชันการตัดสินใจ

10. เลือกคู่ข้อมูลที่อยู่ใกล้กันมากที่สุดอันดับถัดไป

ในกรณีที่จำนวนครั้งของการปรับปรุงเกินไปกว่าที่กำหนดไว้ ถือว่าระนาบที่เกิดจากเวกเตอร์สนับสนุนของคู่ข้อมูลที่อยู่ต่างกลุ่มเป้าหมายที่อยู่ใกล้กันมากที่สุดนั้น ไม่ใช่คู่ข้อมูลที่เหมาะสม จึงทำการเลือกคู่ข้อมูลที่อยู่ใกล้กันมากที่สุด ในอันดับถัดไปเป็นเวกเตอร์สนับสนุนแทน

11. บันทึกค่าถ่วงน้ำหนัก

เมื่อข้อมูลเป็นไปตามเงื่อนไขของระนาบแล้ว หมายความว่าระนาบมีความเหมาะสมที่ใช้แบ่งข้อมูลแล้วเช่นกัน จึงทำการบันทึกค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้เพื่อนำไปสร้างแบบจำลองข้อมูลแล้วจึงทำขั้นตอนต่อไป

12. ลบข้อมูลที่มีค่าเป้าหมายเป็นบวก

ขั้นตอนการลบข้อมูลในกลุ่มของค่าเป้าหมายเป็นบวกนี้จะเกิดขึ้นเมื่อ ข้อมูลเป็นไปตามเงื่อนไขของระนาบแต่ยังมีประเภทของข้อมูลมากกว่าหนึ่งประเภท ดังนั้นจึงต้องลบข้อมูลกลุ่มค่าเป้าหมายเป็นบวกออกจากข้อมูลชุดฝึกสอน เนื่องจากข้อมูลกลุ่มนี้ประกอบไปด้วยข้อมูลที่อยู่ในประเภทเดียวกันทั้งหมดและอยู่ฝั่งเดียวกันของระนาบ ดังรูปที่ 3.15

อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังนั้นในการนำเอาอัลกอริทึมแพร่ย้อนกลับมาใช้ในการฝึกสอนชั้นข้อมูลออกของโครงข่ายประสาทเทียม จำเป็นต้องปรับให้มีการปรับปรุ้ค่าถ่วงน้ำหนักเฉพาะในชั้นข้อมูลออกเท่านั้น ซึ่งอัลกอริทึมที่ทำการปรับให้มีการทำงานเฉพาะชั้นข้อมูลออกมีขั้นตอนดังนี้

1. Initialisation

ตั้งค่าถ่วงน้ำหนักและ จุดกระตุ้นของ โครงข่ายประสาทเทียมเฉพาะในชั้นข้อมูลออก โดยการสุ่มค่าตัวเลขจากช่วง $(-1,1)$

2. Activation

คำนวณค่าข้อมูลออกของนิวรอนในชั้นข้อมูลออกจากสมการ

$$y_k(p) = \text{sigmoid} \left[\sum_{j=1}^m x_j(p) \times w_{jk}(p) - \theta_k \right] \quad (3.1)$$

เมื่อ m คือจำนวนข้อมูลเข้าของนิวรอนตัวที่ k ในชั้นข้อมูลออก

3. Weight training

ปรับปรุ้ค่าถ่วงน้ำหนักในโครงข่ายโดยการแพร่แบบย้อนกลับของค่าคลาดเคลื่อนกับค่าข้อมูลออกที่ได้

คำนวณค่า error gradient สำหรับนิวรอนในชั้นข้อมูลออกจากสมการ

$$\delta_k(p) = y_k(p) \times [1 - y_k(p)] \times e_k(p) \quad (3.2)$$

เมื่อ

$$e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p) \quad (3.3)$$

จากนั้นคำนวณตัวปรับค่าถ่วงน้ำหนัก จากสมการ

$$Vw_{jk}(p) = \alpha \times y_j(p) \times \delta_k(p) \quad (3.4)$$

แล้วจึงปรับค่าถ่วงน้ำหนักจากสมการ

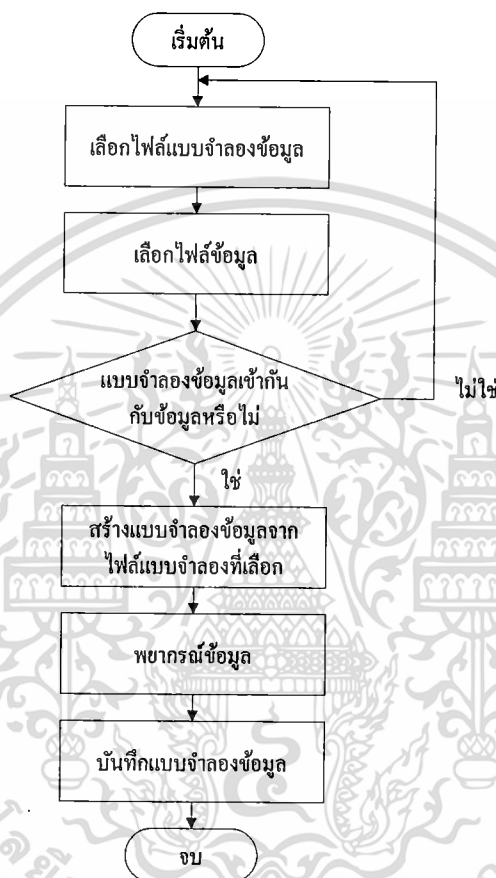
$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + Vw_{jk}(p) \quad (3.5)$$

4. Iteration

เพิ่มรอบการทำงาน p ขึ้นอีกหนึ่ง แล้วย้อนกลับไปทำขั้นที่ 2 ทำวนซ้ำจนกว่าค่าคลาดเคลื่อนจะอยู่ในเกณฑ์ที่น่าพอใจใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.1.5 การพยากรณ์ข้อมูล

เมื่อต้องการทราบประเภทของข้อมูลใหม่ สามารถทำการพยากรณ์ประเภทของข้อมูลโดยใช้แบบจำลองข้อมูลที่สร้างขึ้น โดยส่งข้อมูลใหม่ผ่านแบบจำลองข้อมูลเพื่อให้ได้ผลลัพธ์เป็นประเภทของข้อมูลที่พยากรณ์ การพยากรณ์ข้อมูลนั้นมีขั้นตอนการทำงานเป็นไปตามแผนภูมิสายงานดังรูปที่ 3.17



รูปที่ 3.17 แผนภูมิสายงานของการพยากรณ์

ขั้นตอนของการพยากรณ์สามารถอธิบายการทำงานได้ดังนี้

1. เลือกไฟล์แบบจำลองข้อมูล

ไฟล์แบบจำลองข้อมูลคือแบบจำลองที่ได้สร้างไว้ในขั้นตอนการสร้างแบบจำลองข้อมูล

2. เลือกไฟล์ข้อมูล

ไฟล์ข้อมูลนี้เป็นไฟล์ข้อมูลที่ยังไม่ได้ผ่านการจัดแบ่งประเภท และต้องการพยากรณ์ประเภทให้กับข้อมูล โดยที่ไฟล์ข้อมูลนี้จะต้องถูกจัดเก็บให้อยู่ในรูปแบบเดียวกันกับข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง

เอกสารนี้เป็นงานวิจัยสำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. แบบจำลองข้อมูลเข้ากันได้กับไฟล์ข้อมูลหรือไม่

การที่แบบจำลองข้อมูลและตัวข้อมูลจะสามารถทำงานร่วมกันได้นั้น แบบจำลองข้อมูลและข้อมูลจะต้องมีความเข้ากันได้ กล่าวคือข้อมูลจะต้องมีคุณสมบัติเดียวกันกับที่ใช้สร้างแบบจำลอง หากข้อมูลมีคุณสมบัติไม่ตรงกับคุณสมบัติที่ใช้สร้างแบบจำลองข้อมูล การพยากรณ์จะไม่สามารถทำได้

4. สร้างแบบจำลองข้อมูลจากไฟล์แบบจำลองที่เลือก

เมื่อตรวจสอบว่าแบบจำลองข้อมูลจากไฟล์แบบจำลองที่เลือกเข้ากันได้กับข้อมูลที่เลือกแล้ว จึงทำการสร้างแบบจำลองข้อมูลจากไฟล์แบบจำลอง กล่าวคือ นำเอาค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมในแต่ละเส้นที่บันทึกไว้ มาสร้างเป็น โครงสร้างประสาทเทียมเพื่อใช้งานอีกครั้ง

5. พยากรณ์ข้อมูล

การพยากรณ์ข้อมูลคือการส่งข้อมูลที่ต้องการทราบประเภทของข้อมูล ผ่านเข้าไปประมวลผลภายในแบบจำลองข้อมูล ซึ่งในที่นี้คือโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้ได้ผลลัพธ์เป็นประเภทของข้อมูล

6. บันทึกผลการพยากรณ์

เมื่อพยากรณ์ข้อมูลเสร็จแล้วก็จะบันทึกผลลัพธ์ของการพยากรณ์ โดยจะบันทึกเป็นไฟล์ตัวอักษร ข้อมูลภายในประกอบไปด้วย คุณสมบัติของข้อมูลและค่าของประเภทของข้อมูลที่พยากรณ์

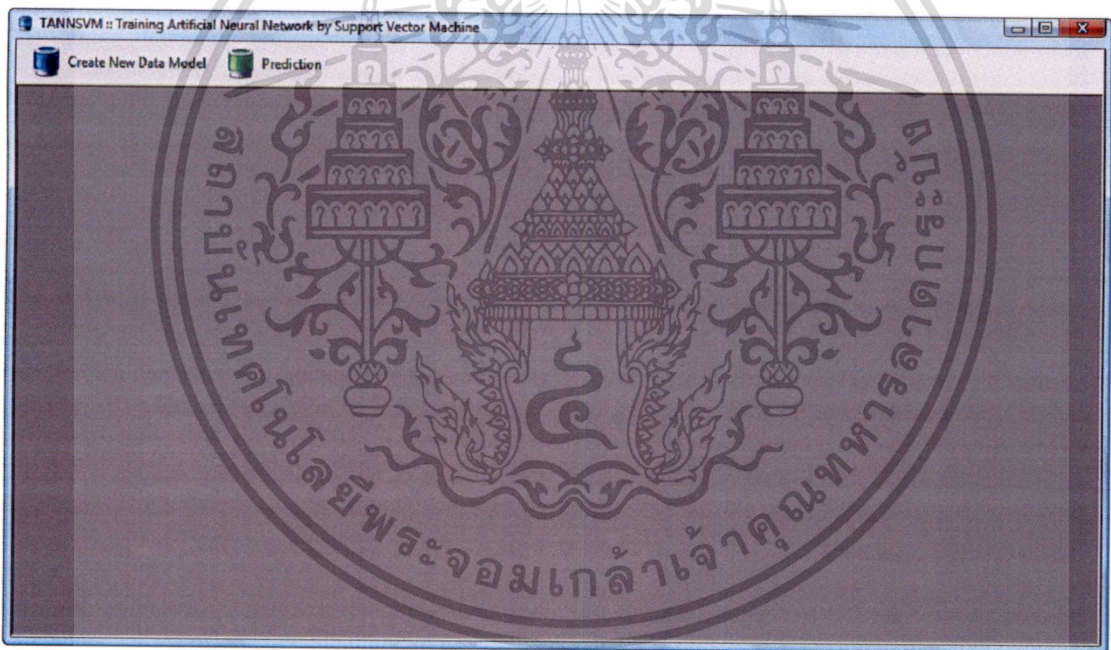
บทที่ 4

การออกแบบส่วนต่อประสานกับผู้ใช้

ในบทนี้จะกล่าวถึงการออกแบบส่วนต่อประสานกับผู้ใช้ ทั้งส่วนของการสร้างแบบจำลองข้อมูล และส่วนการพยากรณ์ข้อมูล โดยอธิบายองค์ประกอบในแต่ละส่วน ลำดับของการทำงาน ความหมายของการตั้งค่าเริ่มต้น ผลลัพธ์ที่ได้ และรูปแบบของโครงสร้างภายในของไฟล์ต่างๆ ที่ใช้ทำงาน

4.1 การทำงานหลัก

เมื่อเริ่มการทำงาน โปรแกรมจะแสดงหน้าต่างหลักขึ้นมา ภายในประกอบด้วยเมนูการสร้างแบบจำลองข้อมูล และการพยากรณ์ข้อมูล ดังรูปที่ 4.1

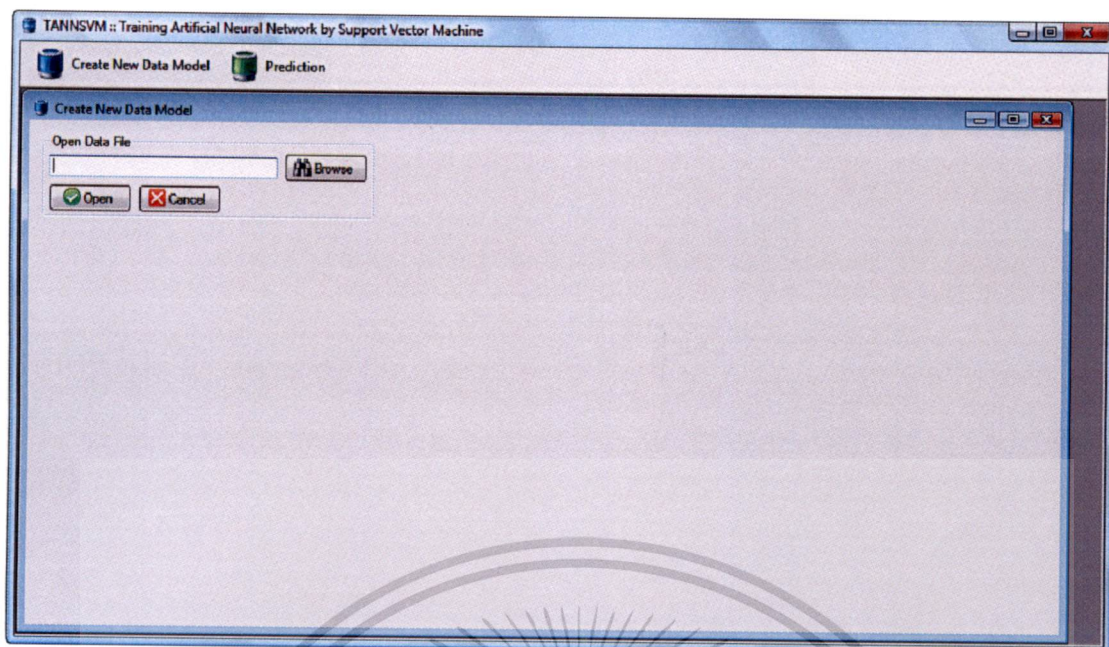


รูปที่ 4.1 หน้าต่างหลัก

เมื่อผู้ใช้งานต้องการสร้างแบบจำลองข้อมูล ให้กดเลือกเมนูสร้างแบบจำลองข้อมูล และเมื่อผู้ใช้งานต้องการพยากรณ์ประเภทของข้อมูล ให้กดเลือกเมนูพยากรณ์

4.2 การสร้างแบบจำลอง

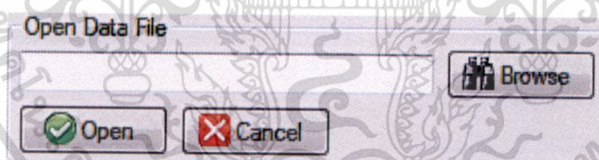
เมื่อผู้ใช้งานกดเลือกเมนูสร้างแบบจำลอง โปรแกรมจะแสดงหน้าต่างย่อยขึ้นมา โดยเป็นหน้าต่างย่อยที่ใช้ทำงานของการสร้างแบบจำลอง ดังรูปที่ 4.2 นั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.2 หน้าต่างย่อยของการสร้างแบบจำลองข้อมูล

4.2.1 การนำข้อมูลเข้า

ในตอนเริ่มต้นหน้าต่างย่อยของการสร้างแบบจำลองข้อมูลจะแสดงส่วนที่ให้ผู้เลือกไฟล์ข้อมูลที่ต้องการนำมาสร้างแบบจำลอง ดังรูปที่ 4.3



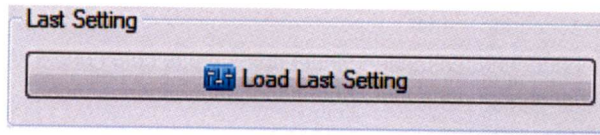
รูปที่ 4.3 ส่วนการเลือกไฟล์ข้อมูลของการสร้างแบบจำลอง

เมื่อผู้ใช้เลือกไฟล์ข้อมูลและกดปุ่มเปิดไฟล์ข้อมูลแล้ว โปรแกรมจะแสดงส่วนของการตั้งค่าที่ผู้ใช้ทำงานครั้งสุดท้าย กำหนดคุณสมบัติของข้อมูลและส่วนของการตั้งค่าเริ่มต้นของการสร้างแบบจำลอง

4.2.2 การตั้งค่าที่ผู้ใช้ทำงานครั้งสุดท้าย

ส่วนนี้เป็นส่วนที่นำเอาการตั้งค่าของการกำหนดคุณสมบัติของข้อมูลและการตั้งค่าเริ่มต้นของการสร้างแบบจำลองที่ทำงานครั้งสุดท้ายเข้ามา เพื่อให้ผู้ใช้ทำงานต่อจากการทำงานครั้งสุดท้ายได้ โดยการกดปุ่มนำเข้าการตั้งค่าครั้งสุดท้าย ดังรูปที่ 4.4

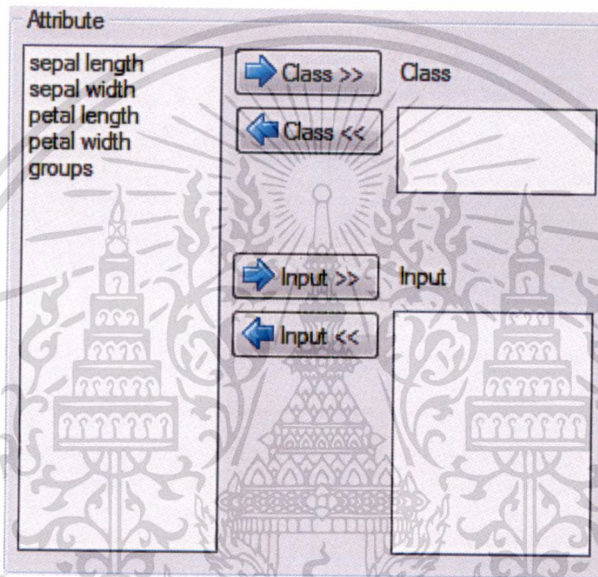
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



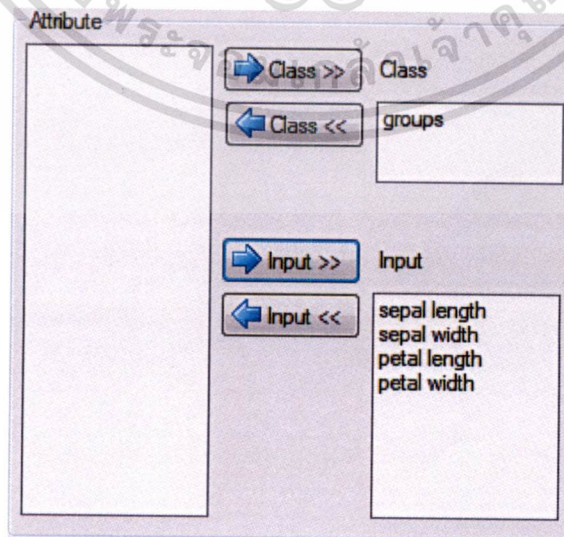
รูปที่ 4.4 กดปุ่มนำเข้าการตั้งค่าครั้งสุดท้าย

4.2.2 การกำหนดคุณสมบัติของข้อมูล

การสร้างแบบจำลองจำเป็นต้องกำหนดว่าแบบจำลองที่ต้องการสร้างนั้น ประกอบไปด้วย คุณสมบัติของข้อมูลใดที่ต้องนำมาคำนวณ และกำหนดประเภทของข้อมูลตามคุณสมบัติของข้อมูล ทั่วไป



รูปที่ 4.5 ส่วนการกำหนดคุณสมบัติของข้อมูล



รูปที่ 4.6 ตัวอย่างการกำหนดหน้าที่คุณสมบัติของข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.3 การตั้งค่าเริ่มต้น

การสร้างแบบจำลองข้อมูลที่สำคัญการทำงานของอัลกอริทึมในการเรียนรู้รูปแบบของข้อมูลนั้น มีความจำเป็นต้องกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการคำนวณในตอนเริ่มต้น เพื่อให้การสร้างแบบจำลองข้อมูลสามารถทำงานได้ ซึ่งค่าเริ่มต้นที่ผู้ใช้กำหนดมีผลต่อรูปแบบของแบบจำลองข้อมูลด้วย ส่วนของการตั้งค่าเริ่มต้นดังที่แสดงในรูปที่ 4.7

The image shows a software interface for setting neural network parameters. It is divided into several sections:

- Setting:** Contains three rows for 'Train', 'Test', and 'Total'. Each row has a text input field, a '%' symbol, an '=' symbol, a numerical input field (all showing '0'), and the word 'Flows'.
- Node Setting:** Features a dropdown menu for 'Activation Function'.
- Hidden Layer Setting:** Includes a text input field for 'C parameter (< 1.0)'.
- Output Layer Setting:** A section header with no input fields.
- Learning Rate:** A text input field.
- Epochs:** A text input field.
- Buttons:** At the bottom, there are two buttons: 'Default' with a blue 'X' icon and 'Summit' with a green checkmark icon.

รูปที่ 4.7 ส่วนการตั้งค่าเริ่มต้น

การตั้งค่าเริ่มต้นประกอบไปด้วย

1. การแบ่งส่วนข้อมูล

การแบ่งส่วนข้อมูลนั้น เพื่อกำหนดให้ข้อมูลในไฟล์มีหน้าที่ที่แตกต่างกัน โดยหน้าที่ของข้อมูลส่วนต่างๆ คือ หน้าที่การฝึกสอน หน้าที่การตรวจสอบความถูกต้อง และหน้าที่การทดสอบแบบจำลอง โดยทั่วไปควรกำหนดจำนวนหน้าที่ของข้อมูลในการฝึกสอนมากกว่าส่วนอื่นๆ

2. การตั้งค่าหน่วยในโครงข่ายประสาทเทียม

การตั้งค่าของหน่วยในโครงข่ายประสาทเทียมคือการกำหนดประเภทของฟังก์ชันกระตุ้นของหน่วยนิวรอนที่จะใช้ภายในโครงข่ายประสาทเทียม เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. การตั้งค่าชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม

การตั้งค่าชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นเป็นการกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นต้องใช้สำหรับอัลกอริทึมในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในชั้นซ่อน โดยค่าพารามิเตอร์นี้ควรมีค่าน้อยกว่า 1.0

4. การตั้งค่าชั้นข้อมูลออกของโครงข่ายประสาทเทียม

การตั้งค่าชั้นข้อมูลออกของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นการกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้และจำนวนรอบของการฝึกสอนในชั้นข้อมูลออก เนื่องจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในชั้นซ่อนใช้อัลกอริทึมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back – Propagation Algorithm) โดยค่าอัตราการเรียนรู้ควรจะเป็นค่าน้อยๆ เพื่อให้การเรียนรู้เป็นไปอย่างสม่ำเสมอ และไม่เกิดการแกว่งของค่าคลาดเคลื่อน

การตั้งค่าเริ่มต้นนั้นผู้ใช้สามารถเลือกใส่ค่าความเหมาะสมของผู้ใช้ได้ หรือเลือกที่จะกดปุ่มค่าตั้งต้น (Default) เพื่อกำหนดค่าเริ่มต้นให้เป็นไปตามที่โปรแกรมตั้งมาให้ ซึ่งการกำหนดค่าตั้งต้นโดยการเลือกกดปุ่มค่าตั้งต้นในส่วนต่างๆ เป็นดังรูปที่ 4.8

Setting			
Train	60.0	% =	90 Rows
Test	40.0	% =	60 Rows
Total	100.0	% =	150 Rows
Node Setting			
Activation Function	Sigmoid Function		
Hidden Layer Setting			
C parameter (< 1.0)	0.1		
Output Layer Setting			
Learning Rate	0.1		
Epochs	10000		

Default Submit

รูปที่ 4.8 ตัวอย่างการตั้งค่าเริ่มต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ภายในเพื่อการศึกษาเท่านั้น อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

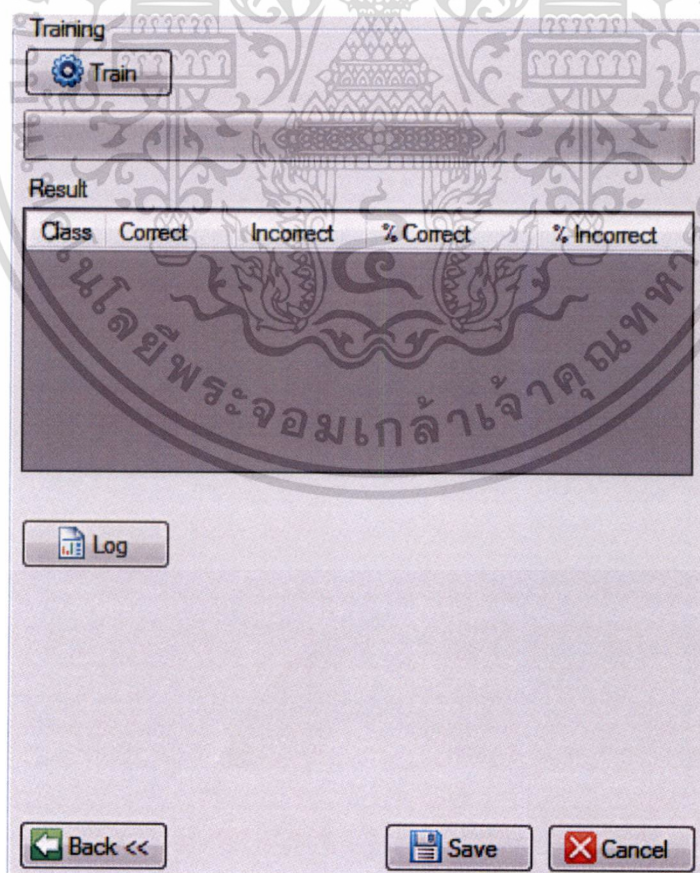
4.2.4 การแสดงผลการสร้างแบบจำลอง

ในส่วนของการแสดงผลการสร้างแบบจำลองประกอบไปด้วยส่วนย่อยอีก 2 ส่วน คือ ส่วนของผลการสร้างแบบจำลอง และส่วนของรายละเอียดการทำงาน (Log file) ดังรูปที่ 4.9

ส่วนผลของการสร้างแบบจำลองนั้นจะแสดงในรูปแบบของตารางซึ่งมีข้อมูลที่แสดงอยู่คือ ประเภทของข้อมูล จำนวนข้อมูลที่จัดประเภทได้ถูกต้อง จำนวนข้อมูลที่จัดประเภทไม่ถูกต้อง ค่าร้อยละของข้อมูลที่จัดประเภทได้ถูกต้อง และค่าร้อยละของข้อมูลที่จัดประเภทไม่ถูกต้อง

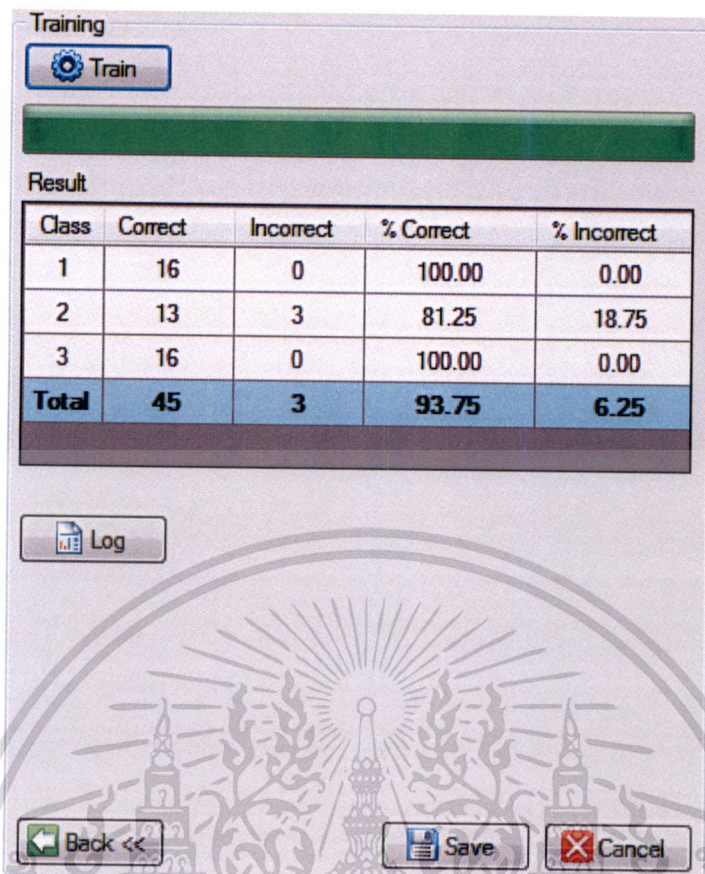
ค่าดังกล่าวจะปรากฏขึ้นหลังจากผู้ใช้กดปุ่มฝึกสอนเพื่อเป็นการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมและสร้างแบบจำลองข้อมูล โดยค่าที่แสดงในตารางเป็นผลของการทดสอบแบบจำลองข้อมูลเพื่อประกอบการพิจารณาว่าแบบจำลองข้อมูลที่ได้มานั้น สามารถทำงานได้อย่างความถูกต้องอยู่ในระดับที่เหมาะสมหรือไม่ โดยผู้ใช้สามารถบันทึกแบบจำลองเพื่อนำไปใช้งานต่อไปได้

ส่วนของรายละเอียดการทำงานจะปรากฏขึ้นเมื่อผู้ใช้กดปุ่มแสดงรายละเอียดการทำงาน ข้อมูลที่อยู่ในรายละเอียดการทำงานนี้จะเป็นผลลัพธ์ในแต่ละขั้นตอนที่โปรแกรมทำงานเพื่อให้ผู้ใช้สามารถตรวจสอบการทำงานของโปรแกรม และดูค่าต่างๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมหลังจากการฝึกสอนเสร็จแล้ว ดังรูปที่ 4.10 และ 4.11

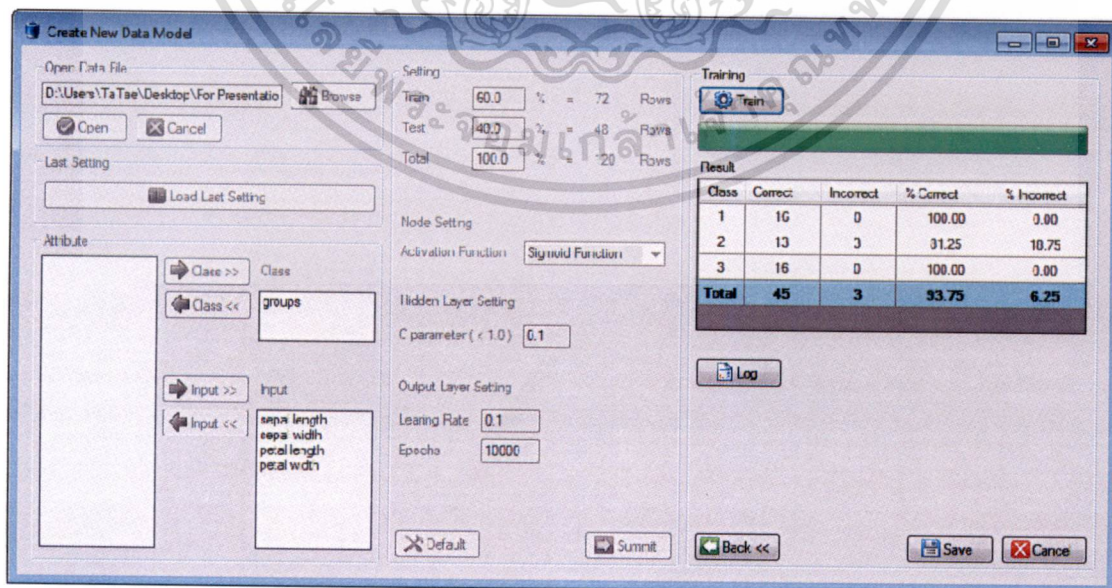


รูปที่ 4.9 ส่วนการแสดงผลการสร้างแบบจำลอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์การใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



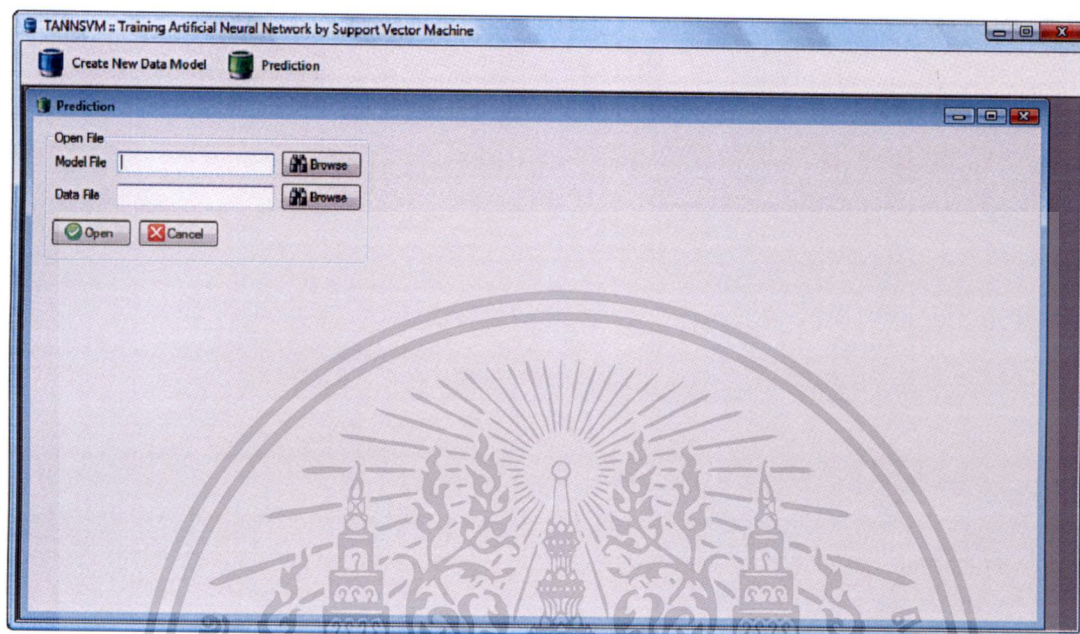
รูปที่ 4.10 ตัวอย่างการแสดงผลการสร้างแบบจำลอง



รูปที่ 4.11 หน้าต่างย่อยของการสร้างแบบจำลองแสดงผลลัพธ์เมื่อสร้างแบบจำลองเสร็จ
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เข้าใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3 การพยากรณ์ข้อมูล

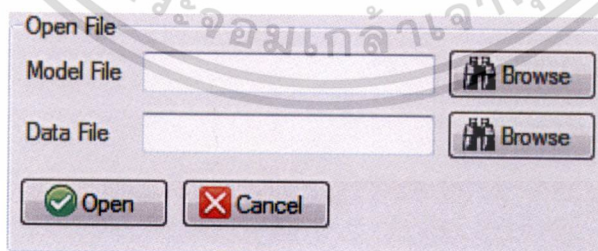
เมื่อผู้ใช้กดเลือกเมนูพยากรณ์ข้อมูล โปรแกรมจะแสดงหน้าต่างย่อยขึ้นมา โดยเป็นหน้าต่างย่อยที่ใช้ทำงานของการพยากรณ์ข้อมูล ดังรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.12 หน้าต่างย่อยของการพยากรณ์ข้อมูล

4.3.1 การนำข้อมูลเข้า

ในตอนเริ่มต้นหน้าต่างย่อยของการพยากรณ์ข้อมูลจะแสดงส่วนที่ให้ผู้เลือกไฟล์แบบจำลองและไฟล์ข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์ประเภทของข้อมูล ดังรูปที่ 4.13



รูปที่ 4.13 ส่วนการเลือกไฟล์ข้อมูลของการพยากรณ์ข้อมูล

เมื่อผู้ใช้เลือกไฟล์ข้อมูลและกดปุ่มเปิดไฟล์ข้อมูลแล้ว โปรแกรมจะตรวจสอบความเข้ากันได้ของแบบจำลองข้อมูลและตัวข้อมูลที่นำเข้า หากเข้ากันได้ โปรแกรมจะแสดงส่วนของรายละเอียดของแบบจำลองที่นำเข้ามา พร้อมทั้งแสดงส่วนของการพยากรณ์ข้อมูล เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ใช้ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.2 รายละเอียดของแบบจำลอง

ในส่วนขอรายละเอียดของแบบจำลองข้อมูล ดังรูปที่ 4.14 มีองค์ประกอบดังนี้

1. คุณสมบัติ

จะแสดงรายละเอียดของแบบจำลองว่าได้ใช้คุณสมบัติของข้อมูลใดบ้างเป็นข้อมูลเข้าในการสร้างแบบจำลอง เมื่อพยากรณ์จึงจำเป็นต้องนำข้อมูลที่มีคุณสมบัติตามที่โปรแกรมใช้สร้างแบบจำลองมาใช้ด้วย

2. ประเภท

แสดงคุณสมบัติที่ใช้ในการจัดกลุ่มของข้อมูลเมื่อตอนสร้างแบบจำลอง

3. ฟังก์ชันกระตุ้น

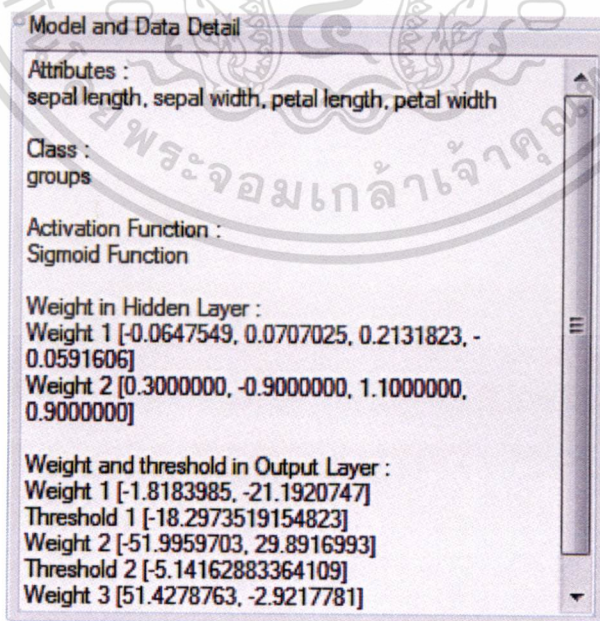
แสดงประเภทของฟังก์ชันกระตุ้นของหน่วยนิวรอลที่อยู่ในโครงข่ายประสาทเทียม

4. ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน

แสดงค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม

5. ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นข้อมูลออก

แสดงค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นข้อมูลออกและค่าจุดกระตุ้นของโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 4.14 รายละเอียดของแบบจำลอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

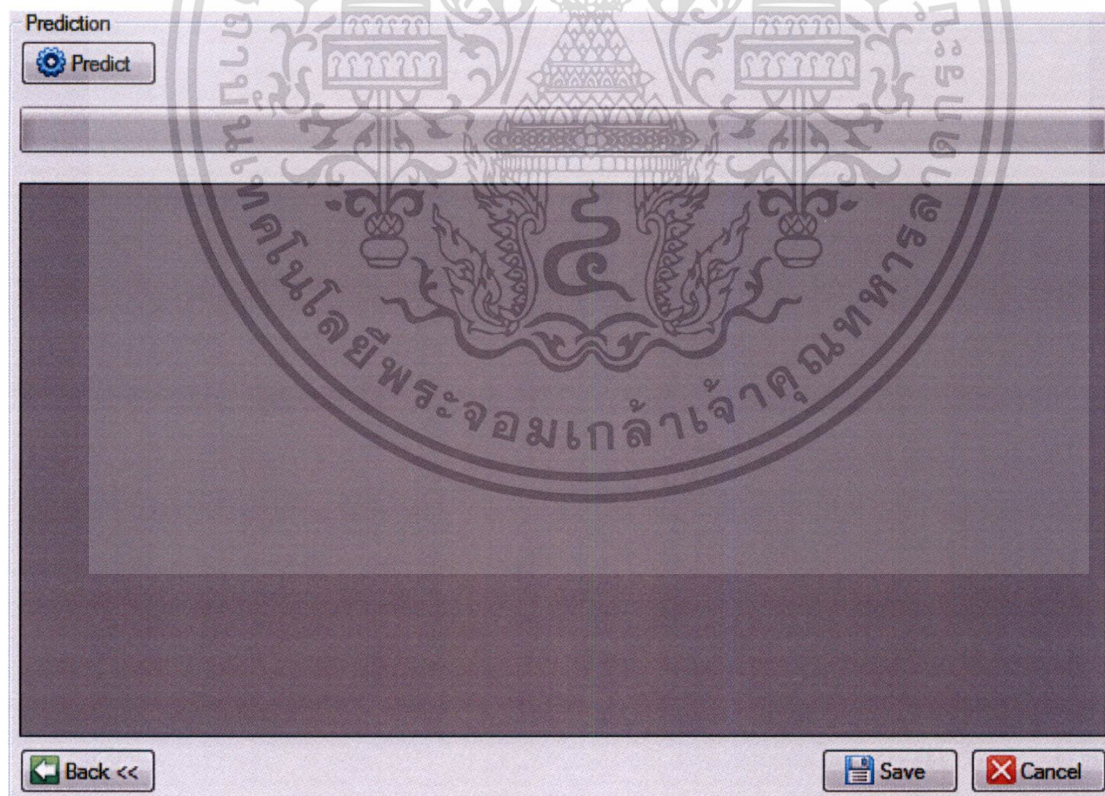
4.3.3 การพยากรณ์

ในส่วนของการพยากรณ์ ดังรูปที่ 4.15 ประกอบไปด้วยส่วนของปุ่มพยากรณ์และพื้นที่สำหรับใช้แสดงผลของการพยากรณ์ เมื่อผู้ใช้กดปุ่มพยากรณ์ โปรแกรมจะพยากรณ์ข้อมูลที่นำเข้ามา แล้วแสดงผลออกมาในรูปของตาราง ดังรูปที่ 4.16 ซึ่งภายในตารางจะประกอบไปด้วย

1. หมายเลขบอกลำดับของข้อมูล
2. คุณสมบัติของข้อมูลตามที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองและการพยากรณ์ข้อมูล
3. ผลของการพยากรณ์

เมื่อพยากรณ์ข้อมูลเสร็จแล้ว ผู้ใช้สามารถบันทึกผลของการพยากรณ์โดยการกดปุ่มบันทึก โปรแกรมจะบันทึกผลของการพยากรณ์ให้ออกมาอยู่ในรูปของไฟล์ตัวอักษรเพื่อที่ผู้ใช้จะได้นำเอาผลการพยากรณ์ไปใช้ต่อไป โดยข้อมูลที่ถูกรับบันทึกลงในไฟล์ตัวอักษรจะเป็นข้อมูลชุดเดียวกันกับที่ปรากฏอยู่ในตารางแสดงผล

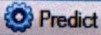
หากมีข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์มากกว่าหนึ่งชุด ผู้ใช้สามารถกดปุ่มย้อนกลับเพื่อกลับไปเลือกไฟล์แบบจำลองหรือไฟล์ข้อมูลชุดใหม่ เพื่อนำเข้ามาให้โปรแกรมพยากรณ์ประเภทของข้อมูลได้ โดยโปรแกรมจะลบข้อมูลที่แสดงผลค้างอยู่เพื่อให้พร้อมกับการทำงานกับชุดข้อมูลใหม่



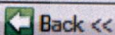
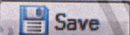
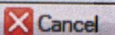
รูปที่ 4.15 ส่วนของการพยากรณ์ข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Prediction




No.	sepal length	sepal width	petal length	petal width	prediction
1	5.1	3.5	1.4	0.2	1
2	4.9	3	1.4	0.2	1
3	4.7	3.2	1.3	0.2	1
4	4.6	3.1	1.5	0.2	1
5	5	3.6	1.4	0.2	1
6	5.4	3.9	1.7	0.4	1
7	4.6	3.4	1.4	0.3	1
8	5	3.4	1.5	0.2	1
9	4.4	2.9	1.4	0.2	1
10	4.9	3.1	1.5	0.1	1
11	5.4	3.7	1.5	0.2	1
12	4.8	3.4	1.6	0.2	1
13	4.8	3	1.4	0.1	1


  



รูปที่ 4.16 ผลลัพธ์ของการพยากรณ์ข้อมูล


Prediction

Open File

Model File: D:\desk\01 model 01.bc 

Data File: D:\desk\iris for prediction.bt 



Model and Data Detail

Attributes :
sepal length, sepal width, petal length, petal width




Class groups

Activation Function :
Sigmoid Function

Weight in Hidden Layer :
Weight 1 [-0.0647549, 0.0707025, 0.2131823, -0.0501606]
Weight 2 [0.3300000, -0.9000000, 1.1000000, 0.9000000]

Weight and threshold in Output Layer :
Weight 1 [-1.8183985, -21.1520747]
Threshold 1 [-18.2573519154823]
Weight 2 [-51.9959703, 29.8916993]
Threshold 2 [-5.14162883364109]
Weight 3 [51.4278763, -2.9217781]

No.	sepal length	sepal width	petal length	petal width	prediction
1	5.1	3.5	1.4	0.2	1
2	4.9	3	1.4	0.2	1
3	4.7	3.2	1.3	0.2	1
4	4.6	3.1	1.5	0.2	1
5	5	3.6	1.4	0.2	1
6	5.4	3.9	1.7	0.4	1
7	4.6	3.4	1.4	0.3	1
8	5	3.4	1.5	0.2	1
9	4.4	2.9	1.4	0.2	1
10	4.9	3.1	1.5	0.1	1
11	5.4	3.7	1.5	0.2	1
12	4.8	3.4	1.6	0.2	1
13	4.8	3	1.4	0.1	1

รูปที่ 4.17 หน้าต่างย่อยของการพยากรณ์แสดงผลพร้อมพยากรณ์ข้อมูลเสร็จ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

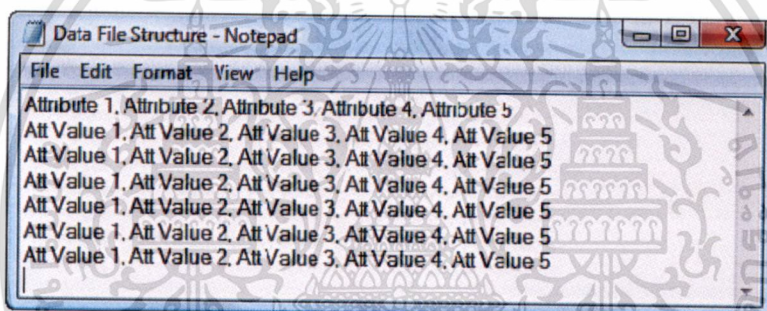
4.4 โครงสร้างไฟล์

ในการทำงานของโปรแกรมมีการบันทึกและอ่านค่าต่างๆ จากไฟล์ที่จัดเตรียมไว้และไฟล์ที่สร้างขึ้นใหม่ ซึ่งประเภทของไฟล์และรายละเอียดของโครงสร้างภายในมีดังต่อไปนี้

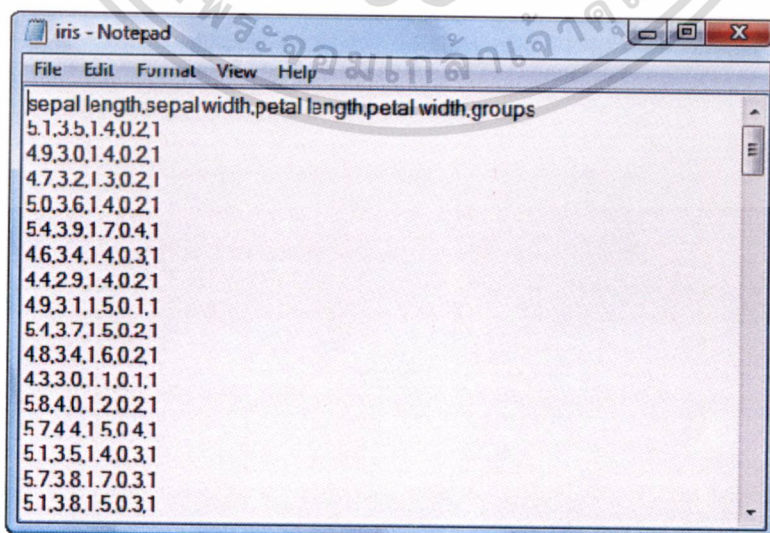
4.4.1 ไฟล์ข้อมูล (Data File)

โครงสร้างของไฟล์ข้อมูลประกอบไปด้วย 2 ส่วนคือ คุณสมบัติและค่าของคุณสมบัติของข้อมูล โดยคุณสมบัติของข้อมูลจะถูกบันทึกอยู่ที่บรรทัดแรกของไฟล์ ส่วนบรรทัดที่สองเป็นต้นไปจะบันทึกค่าของคุณสมบัติของข้อมูล ดังรูปที่ 4.18

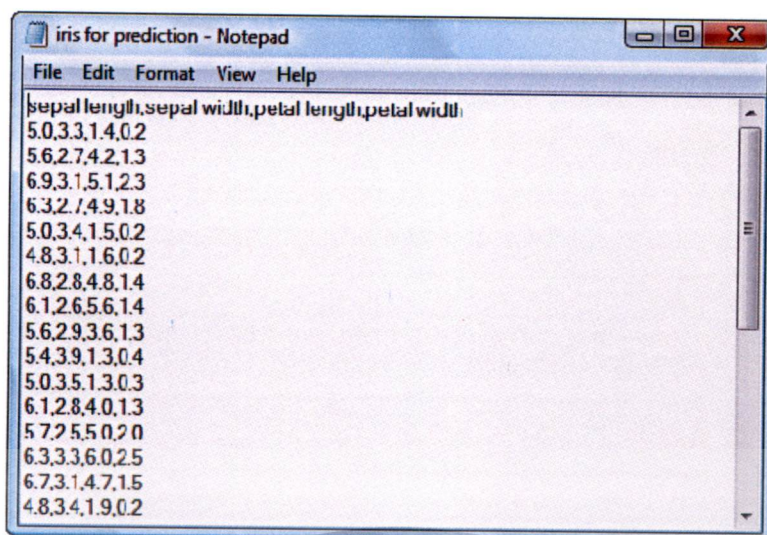
ไฟล์ข้อมูลสำหรับการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมและไฟล์ข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ จะมีโครงสร้างของไฟล์เหมือนกัน แต่ภายในไฟล์ข้อมูลสำหรับการพยากรณ์นั้นจะไม่มีคุณสมบัติของข้อมูลที่เป็นตัวระบุประเภทของข้อมูล ดังรูปที่ 4.19 และ 4.20



รูปที่ 4.18 โครงสร้างของไฟล์ข้อมูล



เอกสารนี้เป็นเอกสารรูปที่ 4.19 ตัวอย่างไฟล์ข้อมูลสำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.20 ตัวอย่างไฟล์ข้อมูลสำหรับการพยากรณ์

4.4.2 ไฟล์แบบจำลองข้อมูล (Data Model File)

ไฟล์แบบจำลองข้อมูลเป็นไฟล์ที่บันทึกรายละเอียดของแบบจำลองข้อมูลผ่านการฝึกสอนโดยโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีส่วนประกอบต่างๆ ดังนี้

1. คุณสมบัติของข้อมูล

เก็บข้อมูลคุณสมบัติของข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลเข้าของโครงข่ายประสาทเทียม

2. ประเภทของข้อมูล

เก็บข้อมูลคุณสมบัติที่ใช้เป็นประเภทของข้อมูล

3. ฟังก์ชันกระตุ้น

เก็บข้อมูลฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ของโครงข่ายประสาทเทียม

4. จำนวนนิรอรอลในชั้นซ่อนและมิติของค่าถ่วงน้ำหนัก

เก็บข้อมูลจำนวนนิรอรอลที่อยู่ในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมและมิติของค่าถ่วงน้ำหนักของนิรอรอลที่อยู่ในชั้นซ่อน

5. ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน

เก็บข้อมูลค่าถ่วงน้ำหนักที่อยู่ในชั้นซ่อน โดยจะแสดงค่าถ่วงน้ำหนักตามลำดับของนิรอรอล

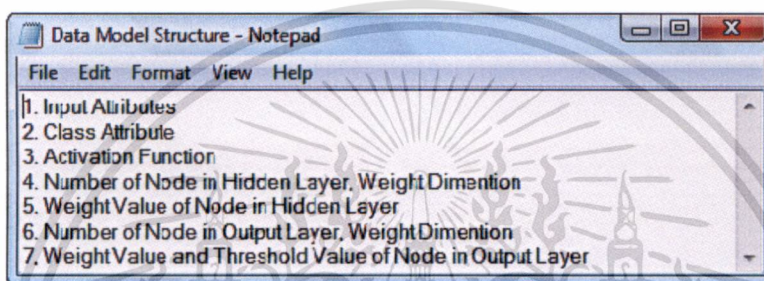
และแสดงค่าถ่วงน้ำหนักในทุกมิติการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6. จำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลออกและมิติของค่าถ่วงน้ำหนัก

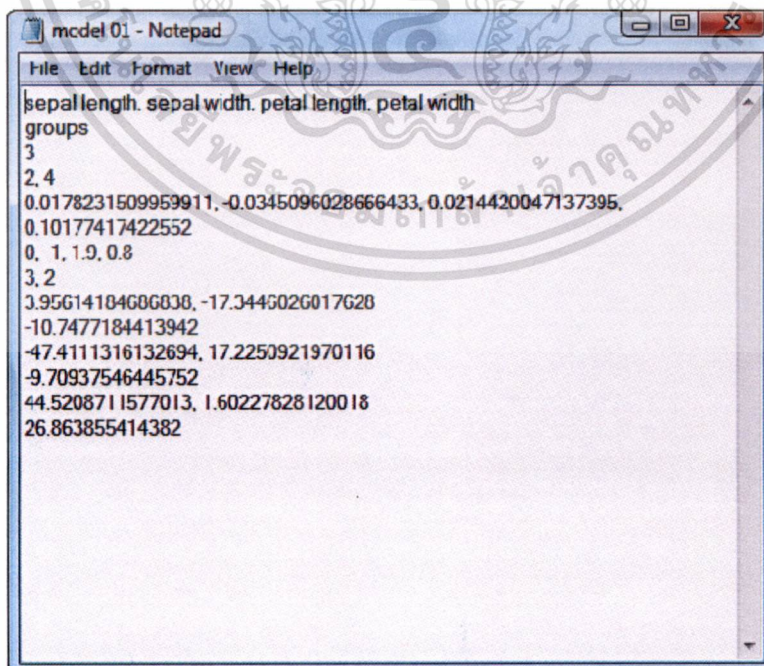
เก็บข้อมูลจำนวนนิวรอนที่อยู่ในชั้นข้อมูลออกของโครงข่ายประสาทเทียมและมิติของค่าถ่วงน้ำหนักของนิวรอนที่อยู่ในชั้นข้อมูลออก

7. ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นข้อมูลออก

เก็บข้อมูลค่าถ่วงน้ำหนักที่อยู่ในชั้นข้อมูลออกโดยจะแสดงค่าถ่วงน้ำหนักตามลำดับของนิวรอนและแสดงค่าถ่วงน้ำหนักในทุกมิติ



รูปที่ 4.21 โครงสร้างไฟล์แบบจำลองข้อมูล



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับรูปที่ 4.22 ตัวอย่างไฟล์แบบจำลองข้อมูลอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.4.3 ไฟล์การตั้งค่า (Setting File)

ในการทำงานของการตั้งค่าที่ผู้ใช้ทำงานครั้งสุดท้ายโปรแกรมจำเป็นต้องบันทึกการตั้งค่าเก็บไว้ เพื่อให้ผู้ใช้สามารถเรียกการตั้งค่ากลับมาใช้งานได้ ซึ่งส่วนประกอบของไฟล์การตั้งค่ามีดังนี้

1. คุณสมบัติของข้อมูล

เก็บข้อมูลคุณสมบัติของข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลเข้าของโครงข่ายประสาทเทียม

2. ประเภทของข้อมูล

เก็บข้อมูลคุณสมบัติที่ใช้เป็นประเภทของข้อมูล

3. ร้อยละของข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน

เก็บข้อมูลร้อยละของการแบ่งส่วนข้อมูลเพื่อการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

4. ร้อยละของข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ

เก็บข้อมูลร้อยละของการแบ่งส่วนข้อมูลเพื่อการทดสอบความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียม

5. ฟังก์ชันกระตุ้น

เก็บข้อมูลฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ของโครงข่ายประสาทเทียม

6. ค่าคงที่ C

เก็บข้อมูลค่าคงที่ที่ใช้ในการทำงานของการฝึกสอนชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม

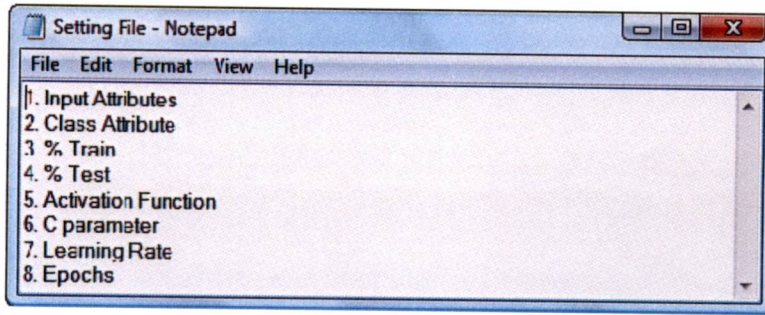
7. อัตราการเรียนรู้

เก็บข้อมูลอัตราการเรียนรู้ที่ใช้ในการฝึกสอนชั้นข้อมูลออกโดยการแพร่ย้อนกลับของโครงข่ายประสาทเทียม

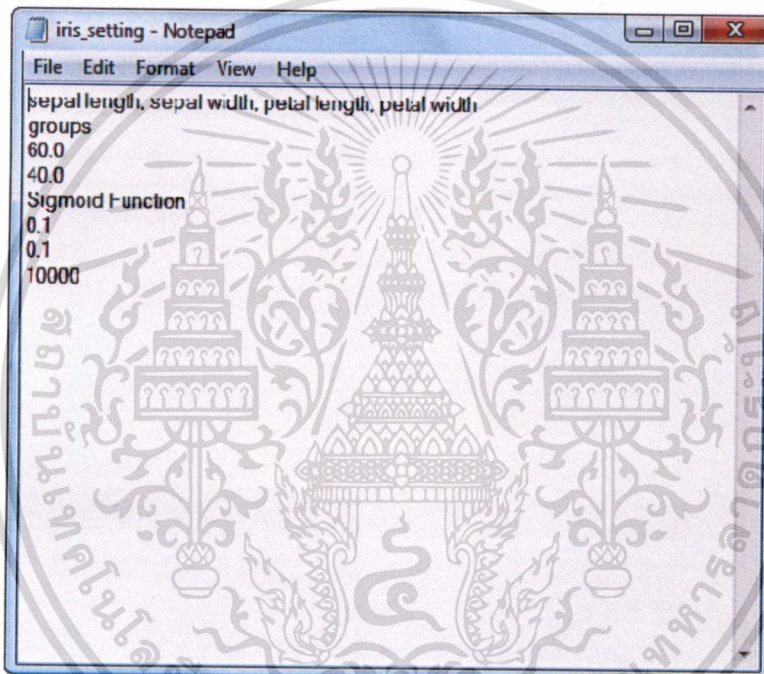
8. จำนวนรอบของการทำงาน

เก็บข้อมูลจำนวนรอบของการทำงานในการฝึกสอนชั้นข้อมูลออกโดยการแพร่ย้อนกลับของโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นสิ่งโครงสร้างของไฟล์การตั้งค่าและตัวอย่างของไฟล์การตั้งค่าเป็นดังรูปที่ 4.23 และ 4.24 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.23 โครงสร้างไฟล์การตั้งค่า



รูปที่ 4.24 ตัวอย่างไฟล์การตั้งค่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

สรุปผลและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผล

การทำเหมืองข้อมูลต้องทำงานกับข้อมูลจำนวนมาก ดังนั้นในการหาสารสนเทศที่มีอยู่ในข้อมูลจึงเป็นเรื่องยาก อีกทั้งในการทำเหมืองข้อมูลยังมีกลุ่มงานย่อยๆ แตกต่างกัน ซึ่งแต่ละงานนั้นจำเป็นต้องใช้วิธีการทำงานที่แตกต่างกันด้วย ทั้งนี้เพื่อให้เป็นไปตามวัตถุประสงค์และความต้องการของแต่ละงาน ในการทำงานแต่ละส่วนจึงต้องพัฒนาวิธีการทำงานให้มีประสิทธิภาพ มีความถูกต้องและใช้ระยะเวลาไม่นาน เพราะในปัจจุบันนี้มีการแข่งขันทางธุรกิจข้อมูลสูง และข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงไปอย่างรวดเร็ว

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเป็นการประยุกต์การทำงานของเทคนิคที่ใช้ในงานจัดแบ่งประเภทของการทำเหมืองข้อมูล เพื่อให้มีประสิทธิภาพและลดระยะเวลาในการทำงาน โดยใช้อัลกอริธึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนโดยตรงของเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์ทำการฝึกสอนชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับคาร์พอัลกอริธึมซึ่งเป็นของเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม คาร์พอัลกอริธึมจะทำหน้าที่แบ่งส่วนข้อมูลออกเป็นกลุ่มย่อยๆ ตามประเภทที่กำหนด โดยมีอัลกอริธึมของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนโดยตรงเป็นตัวช่วยในการสร้างเส้นแบ่งประเภทนั้น

การฝึกสอนชั้นข้อมูลออกของโครงข่ายประสาทเทียมใช้อัลกอริธึมแพร่ย้อนกลับทำให้ลดความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นได้ แต่ก็ต้องแลกกับเวลาที่ใช้ในการทำงานนานขึ้น ดังนั้นในการทำงานแต่ละครั้งจึงจะต้องกำหนดจำนวนรอบของการทำงานในส่วนของ การฝึกสอนชั้นข้อมูลออกของโครงข่ายประสาทเทียมด้วย

จากการพัฒนาโปรแกรมประยุกต์โดยใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้น โครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้และจดจำรูปแบบของข้อมูลที่นำเข้าไปได้ โดยรูปแบบที่เกิดจากการเรียนรู้และจดจำนั้นถูกบันทึกอยู่ในรูปของค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างหน่วยนิวรอนแต่ละหน่วยของโครงข่ายประสาทเทียมที่แบ่งออกเป็นชั้นข้อมูลเข้า ชั้นซ่อน และชั้นข้อมูลออก

การพยากรณ์ประเภทของข้อมูลนั้น โปรแกรมสามารถให้ผลลัพธ์ของการพยากรณ์ได้ แต่ความถูกต้องของการพยากรณ์ที่เกิดจากการนำเอาแบบจำลองที่ได้บันทึกเอาไว้มานำไปใช้งาน ขึ้นอยู่กับการตั้งค่าเริ่มต้นและจำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอน อีกทั้งผู้ใช้ต้องพิจารณาก่อนบันทึกแบบจำลองว่าแบบจำลองที่ได้มานั้นมีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้งานหรือไม่ โดยพิจารณาจากข้อมูลชุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ทดสอบและผลการทดสอบว่ามีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยโปรแกรมจะคำนวณและแสดงข้อมูลเหล่านี้เพื่อประกอบการพิจารณา

5.2 ข้อจำกัด

โปรแกรมประยุกต์ที่พัฒนาขึ้นสามารถนำข้อมูลเข้าและบันทึกข้อมูลได้ในรูปของไฟล์ตัวอักษรเท่านั้น ดังนั้นในเบื้องต้นก่อนใช้งานโปรแกรมผู้ใช้ต้องทำการจัดเตรียมข้อมูล โดยต้องกำจัดข้อมูลซ้ำ ข้อมูลสูญหายหรือข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ออกก่อนใช้งาน โปรแกรม และด้วยข้อจำกัดของไฟล์ตัวอักษรจึงทำให้การจัดการเรื่องการแสดงผลที่จะบันทึกลงในไฟล์เป็นไปอย่างจำกัด

โปรแกรมสามารถทำงานได้ดีกับข้อมูลที่เป็นเชิงเส้นเท่านั้น หากเป็นข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นอาจจะไม่สามารถหาเส้นแบ่งข้อมูลในชั้นซ่อนได้ วิธีการแก้ไขคือการใช้ฟังก์ชันแก่น (Kernel Function) เพื่อแปลงข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นให้เป็นข้อมูลเชิงเส้น เมื่อข้อมูลเป็นเชิงเส้นแล้วจึงสามารถทำงานกับโปรแกรมได้ต่อไป

อีกประการหนึ่งคือเนื่องจากการใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมและเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพียงสองเทคนิค และในแต่ละเทคนิคนั้นมีการใช้อัลกอริทึมในการทำงานอย่างจำกัด ทำให้ความยืดหยุ่นในการเลือกใช้เทคนิคและอัลกอริทึม รวมไปถึงปรับค่าเริ่มต้นของการใช้งานนั้นค่อนข้างจำกัดตามไปด้วย

5.3 ข้อเสนอแนะ

จากการพัฒนาโปรแกรมประยุกต์โดยใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม สามารถนำไปพัฒนาเพิ่มเติมเพื่อเพิ่มความสามารถให้กับโปรแกรมประยุกต์ได้ดังนี้

1. เพิ่มส่วนของการเตรียมข้อมูลที่จะนำเข้ามาใช้งานกับโปรแกรม เป็นการช่วยให้ผู้ใช้สามารถเข้าถึง จัดเตรียม ตรวจสอบ และแก้ไขข้อมูลเบื้องต้นเพื่อให้พร้อมกับการใช้งานได้
2. เพิ่มส่วนของการออกรายงานทั้งการสร้างแบบจำลองและการพยากรณ์ เพื่อเป็นเอกสารในการพัฒนาและทำงานร่วมกับระบบอื่นๆ
3. เพิ่มส่วนของการเปรียบเทียบแบบจำลองข้อมูล เพื่อที่ผู้ใช้สามารถทำการเปรียบเทียบและเลือกบันทึกแบบจำลองข้อมูลที่มีความแตกต่างในการเลือกตั้งค่าเริ่มต้นที่ต่างกัน ได้
4. เพิ่มฟังก์ชันในการทำงานโดยผู้ใช้สามารถเลือกใช้อัลกอริทึมอื่นๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
5. เพิ่มการทำงานร่วมกับฟังก์ชันแก่นเพื่อแปลงข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นให้เป็นข้อมูลที่เป็นเชิงเส้นเพื่อให้สามารถทำงานกับโปรแกรมได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

- อาทิตย์ ศรีแก้ว. 2552. **ปัญญาเชิงคำนวณ**. นครราชสีมา : มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
- Abe, Shigeo. 2005. **Support Vector Machines for Pattern Classification**. n.p. : Springer.
- Abe, Shigeo, and Nishikawa, Takahiro. 2002. “Maximizing Margins of Multilayer Neural Networks” 322 – 326 In **Proceedings of the Ninth International Conference on Neural Information Processing (ICONIP 2002)**. Vol. 1.
- Han, Jaiwei, and Kamber, Micheline. 2006. **Data Mining: Concepts and Techniques**. 2nd ed. San Francisco : Morgan Kaufmann.
- Negnevitsky, Michael. 2005. **Artificial Intelligence : A Guide to Intelligent System**. 2nd ed. King’s Lynn : Addison Wesley.
- Roobaert, Danny. 2000. “DirectSVM – A fast and simple support vector machine perceptron” 356-365. In **Proc. 2000 IEEE Signal Processing Society Workshop**.
- Young, Steven, and Downs, Tom. 1992. “CARVE – A constructive algorithm for real-valued example” 1180-1190. In **IEEE Trans. Neural Networks**. Vol. 9. No. 6.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อผู้จัดทำโครงการ	นายจิตตคุณ จิระวัชร
วันเดือนปีเกิด	30 พฤศจิกายน 2527
สถานที่เกิด	อุบลราชธานี
ประวัติการศึกษา	
มัธยมศึกษา	โรงเรียนเบ็ญจะมะมหาราช จังหวัดอุบลราชธานี
อุดมศึกษา	วท.บ. คณิตศาสตร์ประยุกต์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้