

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

รายงานการวิจัย

การพยากรณ์ทิศทางข้อมูลอนุกรมเวลา

Forecasting Time Series Direction



รศ. ดร. อาริต ธรรมโน

RCH

QA

280

๑๖๕๕๓

เลขหมู่.....

เลขทะเบียน 115225

วัน,เดือน,ปี 22 ก.พ. 2553

b. 12266085  
i. ....

ได้รับทุนสนับสนุนงานวิจัยจากเงินงบประมาณรายได้ ประจำปีงบประมาณ 2552

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ภายในห้องสมุด เมื่อผู้ยืมเห็นประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชื่อโครงการ การพยากรณ์ทิศทางข้อมูลอนุกรมเวลา

Forecasting Time Series Direction

ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยจากเงินงบประมาณรายได้ ประจำปี 2552 จำนวนเงิน 50,000 บาท

ระยะเวลาทำการวิจัย 1 ปี ตั้งแต่ 1 ตุลาคม 2551 ถึง 30 กันยายน 2552

หน่วยงานและผู้ดำเนินการวิจัยพร้อมหน่วยงานที่สังกัดและเลขหมายโทรศัพท์

รศ. ดร. อาริต ธรรมโน คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

โทร. 02-723-4964

### บทคัดย่อ

การพยากรณ์เป็นพื้นฐานที่สำคัญในการวางแผนและการตัดสินใจที่มีประสิทธิภาพ ยิ่งองค์กรสามารถที่จะคาดการณ์หรือพยากรณ์สิ่งที่จะเกิดขึ้นในอนาคตได้อย่างถูกต้อง แม่นยำ และทันต่อสถานการณ์มากเพียงใด องค์กรนั้นก็จะมียังสามารถได้รับประโยชน์จากสิ่งที่จะเกิดขึ้นในอนาคต และสามารถลดความเสี่ยงที่จะเกิดขึ้นได้มากกว่านั้นด้วย เทคนิคในการพยากรณ์ที่กำลังได้รับความสนใจในปัจจุบันได้แก่ การนำเอาเทคนิคทางด้านปัญญาประดิษฐ์ เช่น โครงข่ายประสาทเทียม ฟัซซี่ลอจิก และเจเนติกอัลกอริทึม เป็นต้น มาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลต่างๆ ถึงแม้ว่าเทคนิคต่างๆ ดังกล่าวข้างต้นจะได้ถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลาย แต่งานวิจัยต่างๆ เหล่านี้ก็ยังไม่สามารถแก้ไขปัญหาการที่ผลการทำนายมักจะ Lag ค่าผลลัพธ์อยู่ 1 ช่วงเวลาเสมอทุกครั้งที่มีข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการเปลี่ยนแปลงทิศทาง งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอโมเดลใหม่ในการพยากรณ์ทิศทางของอนุกรมเวลา โดยการนำเทคนิคของฟัซซี่ลอจิกและโครงข่ายประสาทเทียมมาผสมผสานกัน ผลการทดลองที่ได้แสดงให้เห็นว่าโมเดลที่นำเสนอมีความสามารถในการพยากรณ์ทิศทางข้อมูลอนุกรมเวลาได้อย่างมีประสิทธิภาพ

Forecasting is the basis for planning and decision making. The more accurate the organization's forecasts are, the better prepared it will be to take advantage of future opportunities and to reduce potential risks. Recently, artificial intelligence techniques, such as artificial neural network, fuzzy logic, and genetic algorithm, have dramatically gained a lot of attention from researchers in the field. Even though the above techniques have been widely used, those researches still cannot solve the problem that the direction of the forecasted data always lags one step behind the actual data. This paper proposes a new hybrid time series forecasting system, which is the fusion of the fuzzy system and the artificial neural network. The experimental results show that the proposed model is very capable in forecasting the time series direction.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อ .....	I
สารบัญ.....	II
สารบัญตาราง.....	IV
สารบัญรูป .....	V
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา .....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา .....	1
1.3 ขอบเขตของการวิจัย .....	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	2
1.5 ขั้นตอนของการศึกษา.....	2
บทที่ 2 หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	3
2.1 การพยากรณ์และเทคนิคการพยากรณ์.....	3
2.1.1 เทคนิคการพยากรณ์ทางสถิติ .....	3
2.1.2 เทคนิคการพยากรณ์ทางด้านปัญญาประดิษฐ์.....	5
2.2 ฟิชชีลอจิก .....	5
2.2.1 ฟิชชีเซต.....	5
2.2.2 โอเปอร์เรชันของฟิชชีเซต .....	5
2.2.3 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิก.....	7
2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชัน .....	8
2.3.1 ฟังก์ชันการกระตุ้น.....	9
2.3.2 สถาปัตยกรรมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม.....	11
2.3.2 การเรียนรู้ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชัน ..	13
บทที่ 3 โมเดลที่นำเสนอ .....	14
3.1 การเตรียมข้อมูลอินพุต .....	14
3.2 การสร้างฟังก์ชันการเป็นสมาชิก .....	15
3.3 สถาปัตยกรรมโมเดลที่นำเสนอ .....	16
3.4 กระบวนการเรียนรู้.....	18

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง .....	21
4.1 ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ทดสอบระบบ .....	21
4.2 การกำหนดพารามิเตอร์ของระบบ .....	22
4.3 ผลการทดลอง .....	23
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ .....	24
5.1 สรุปผลการวิจัย .....	24
5.2 ข้อเสนอแนะ .....	24
บรรณานุกรม .....	25



# สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 ตัวอย่างของเวกเตอร์อินพุท .....	15
4.1 ผลการทดลองของโมเดลที่นำเสนอ .....	23



# สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิก $\mu_{A \cup B}$ ของเซต $A \cup B$ .....	6
2.2 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิก $\mu_{A \cap B}$ ของเซต $A \cap B$ .....	6
2.3 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิก $\mu_{\bar{A}}$ ของเซต $\bar{A}$ .....	6
2.4 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสามเหลี่ยม.....	7
2.5 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู .....	7
2.6 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน .....	8
2.7 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบระฆัง .....	8
2.8 การประมวลผลของโหนดในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม .....	9
2.9 ฟังก์ชันขั้นบันได .....	10
2.10 ฟังก์ชันไซน์ .....	10
2.11 ฟังก์ชันไบนารีซิกมอยด์.....	11
2.12 ฟังก์ชันไฮโปตาซิกมอยด์ .....	11
2.13 สถาปัตยกรรมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม .....	12
3.1 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียนของโมเดลที่นำเสนอ.....	15
3.2 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายที่นำเสนอ .....	16
4.1 ลักษณะของข้อมูลชุดที่ 1 .....	21
4.2 ลักษณะของข้อมูลชุดที่ 2 .....	21
4.3 ลักษณะของข้อมูลชุดที่ 3 .....	22

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การพยากรณ์ (forecasting) เป็นเครื่องมือหนึ่งที่มีบทบาทสำคัญในการสนับสนุนการตัดสินใจ โดยเฉพาะอย่างยิ่งการตัดสินใจในทางธุรกิจที่มีการแข่งขันสูง ดังนั้นการพยากรณ์จึงจำเป็นต้องมีการวางแผนที่ดีและสามารถพยากรณ์เหตุการณ์ในอนาคตได้อย่างแม่นยำจึงจะสามารถช่วยลดความเสี่ยงและลดต้นทุนที่อาจจะเกิดขึ้นทั้งก่อนและหลังการตัดสินใจ แต่อย่างไรก็ตามโอกาสในการเกิดสภาวะการณ์ใดสภาวะการณ์หนึ่งในอนาคตนั้นมีปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อหลากหลายปัจจัย จึงทำให้การเปลี่ยนแปลงของสภาวะการณ์มีทิศทางไม่แน่นอน ดังนั้นการเลือกเทคนิคการพยากรณ์ให้เหมาะสมกับคุณลักษณะของข้อมูลจึงถือได้ว่าเป็นสิ่งสำคัญที่ส่งผลต่อความเที่ยงตรงในการพยากรณ์

ปัญญาประดิษฐ์เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งที่ได้รับพัฒนาอย่างต่อเนื่องและยาวนานและนับวันจะยิ่งได้รับความนิยมเป็นอย่างมากซึ่งสามารถสรุปเหตุผลสนับสนุนได้ 3 ประการดังนี้ 1) เทคโนโลยีความก้าวหน้าทางด้านคอมพิวเตอร์มีประสิทธิภาพสูงขึ้นพร้อมที่จะรองรับการประมวลผลระดับสูงได้เป็นอย่างดี 2) ความรู้ทางด้านปัญญาประดิษฐ์ได้รับการพัฒนาต่อยอดทำให้มีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาได้สูงขึ้นและ 3) วิทยาการทางด้านปัญญาประดิษฐ์สามารถตอบสนองความต้องการในงานสาขาต่างๆ ได้มากมาย [1][2] เช่น การทำเหมืองข้อมูล (data mining) การรู้จำต้นแบบ (pattern recognition) การทำนาย (prediction) การสร้างหุ่นยนต์ เป็นต้น แนวคิดทางด้านปัญญาประดิษฐ์เป็นความพยายามในการเลียนแบบความอัจฉริยะของมนุษย์ซึ่งมีเทคนิควิธีที่ได้รับความนิยมในงานวิจัย ตัวอย่างเช่น โครงข่ายประสาทเทียม (neural network) จีเนติกอัลกอริทึม (genetic algorithm) ฟัซซีลอจิก (fuzzy logic) เป็นต้น

จากที่กล่าวมาข้างต้น การศึกษาในครั้งนี้จึงได้ประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์มาช่วยในการทำนายข้อมูลอนุกรมเวลา (time series data) โดยโมเดลที่นำเสนอเกิดจากการผสมผสานฟัซซีลอจิกร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชัน (back-propagation neural network) เพื่อพยากรณ์ทิศทางการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลา

### 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

ศึกษาและพัฒนาโมเดลใหม่ในการพยากรณ์ทิศทางการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลา โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันร่วมกับฟัซซีลอจิก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1. งานวิจัยนี้นำเสนอโมเดลการพยากรณ์ทิศทางการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลา
2. งานวิจัยนี้ทดลองในระบบแบบออนไลน์

### 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. มีความรู้ความเข้าใจในการผสมผสานโมเดลระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันร่วมกับฟัซซีลอจิก
2. ได้องค์ความรู้ใหม่สำหรับงานวิจัยด้านการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา
3. เป็นงานวิจัยพื้นฐานสำหรับการประยุกต์ใช้แนวคิดทางด้านปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในการพยากรณ์

### 1.5 ขั้นตอนของการดำเนินงานวิจัย

1. ศึกษาเทคนิควิธีการพยากรณ์ข้อมูลที่ใช้ปัญญาประดิษฐ์
2. ศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ เช่น โครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชัน ฟัซซีลอจิก เป็นต้น
3. ออกแบบโมเดลที่เกิดจากการผสมผสานระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันร่วมกับฟัซซีลอจิกกับฟัซซีลอจิก
4. พัฒนาโปรแกรมตามรูปแบบโมเดลที่ได้ออกแบบไว้ โดยใช้โปรแกรม MATLAB
5. จัดเตรียมข้อมูลสำหรับการทดลองวิจัยแล้วดำเนินการทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพของโมเดลที่นำเสนอ
6. สรุปผลการทดลอง
7. จัดทำรายงานการวิจัย

## บทที่ 2

# หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะแบ่งเนื้อหาออกเป็น 3 ส่วน โดยส่วนแรกจะกล่าวถึงการพยากรณ์และเทคนิคการพยากรณ์ ส่วนที่ 2 และส่วนที่ 3 อธิบายถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้คือ ฟิชเชิลอจิกและโครงข่ายประสาทเทียมแบบเบคพรอพพาเกชัน ตามลำดับ

### 2.1 การพยากรณ์และเทคนิคการพยากรณ์

การพยากรณ์ [3] คือการคาดคะเนหรือการทำนายลักษณะการเกิดเหตุการณ์หรือสภาวะการณ์ในอนาคต โดยการศึกษารูปแบบการเกิดเหตุการณ์หรือสภาวะการณ์จากข้อมูลที่เก็บรวบรวมอย่างมีระบบหรือจากความรู้ความสามารถ ประสบการณ์และวิจารณญาณของผู้พยากรณ์ ภายใต้สภาพเศรษฐกิจและสังคมในปัจจุบัน การพยากรณ์มีความสำคัญอย่างยิ่งในสาขาต่างๆ เช่น การเงินการธนาคาร การศึกษา สาธารณสุขและการแพทย์ การเกษตร อุตสาหกรรม เป็นต้น เพราะองค์กรหรือหน่วยงานต่างๆ ต้องคำนึงถึงคุณภาพ ผลประโยชน์และการสูญเสียที่จะเกิดขึ้นจากการตัดสินใจ ดังนั้นจึงต้องมีการวางแผนดำเนินการ ต้องศึกษาข้อมูลในอดีตและพยากรณ์แนวโน้มอย่างเป็นระบบเพื่อให้การตัดสินใจเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพและประสิทธิผล

เทคนิคการพยากรณ์ที่มีผู้พัฒนาขึ้นมาจนถึงปัจจุบันมีอยู่มากมาย การเลือกใช้วิธีการใดนั้นย่อมขึ้นอยู่กับผู้พยากรณ์และความเหมาะสมของข้อมูล โดยทั่วไปแล้วได้มีการแบ่งเทคนิคการพยากรณ์เป็น 2 แนวทางคือการเทคนิคการพยากรณ์ทางสถิติและเทคนิคการพยากรณ์ทางด้านปัญญาประดิษฐ์

#### 2.1.1 เทคนิคการพยากรณ์ทางสถิติ

การพยากรณ์ในทางสถิติ สามารถแบ่งเป็น 2 กลุ่ม คือ การพยากรณ์เชิงปริมาณและการพยากรณ์เชิงคุณภาพ [4]

1. การพยากรณ์เชิงปริมาณ (quantitative forecasting) เป็นการพยากรณ์ที่นำข้อมูลในอดีตมาเป็นหลักในการพยากรณ์ซึ่งการพยากรณ์ในแนวทางการนี้สามารถแบ่งได้เป็น 2 กลุ่ม คือ การศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปร (explanatory models) และการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (time series analysis)

1.1 การศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปร เป็นวิธีการพยากรณ์ที่ศึกษาลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรหรือปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับเรื่องที่จะตัดสินใจ โดยตัวแปรที่ต้องการศึกษาต้องมีอย่างน้อยหนึ่งตัวแปรขึ้นไป เมื่อค้นหารูปแบบของความสัมพันธ์ได้แล้วจึงนำไปใช้ในการพยากรณ์ตัวแปรที่สนใจต่อไป วิธีการพยากรณ์ลักษณะนี้จะมีสมมติฐานว่าเมื่อมี

การเปลี่ยนแปลงค่าของอินพุทของระบบจะส่งผลกระทบต่อค่าเอาต์พุทของระบบ โดยที่ความสัมพันธ์ภายในระบบไม่มีการเปลี่ยนแปลง ตัวอย่างเช่น

$$GNP = f(\text{monetary policies, fiscal policies, inflation, capital spending, imports, exports, error})$$

จะเห็นว่าการพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ (Gross National Product) สัมพันธ์กับหลายปัจจัย ได้แก่ นโยบายทางการเงิน นโยบายทางการคลัง ภาวะเงินเฟ้อ การใช้จ่ายของประเทศ การนำเข้าและการส่งออก จากโมเดลข้างต้นการเปลี่ยนแปลงค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติอาจจะไม่ได้ขึ้นอยู่กับตัวแปรที่มีอยู่โมเดลเท่านั้น ดังนั้นจึงได้มีการรวมค่าความผิดพลาด (error) ไว้สำหรับกรณีที่บางส่วนของค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติไม่สามารถพยากรณ์ได้

1.2 การวิเคราะห์หอนุกรมเวลา เป็นวิธีการพยากรณ์ที่แตกต่างจากวิธีการศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปร เนื่องจากวิธีนี้จะไม่มีการค้นหาความสัมพันธ์ของปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อตัวแปรที่ต้องการคาดคะเน แต่วิธีนี้จะอาศัยข้อมูลที่ผ่านมาในอดีตที่มีการจัดเก็บอย่างต่อเนื่องและสม่ำเสมอ ตัวอย่างเช่น การนำค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ 4 ปีย้อนหลังเพื่อที่ทำนายค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติในปีถัดไป เป็นต้น

$$GNP_{t+1} = f(GNP_t, GNP_{t-1}, GNP_{t-2}, GNP_{t-3}, \dots, \text{error})$$

จะเห็นว่าการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้มีสมมติฐานว่าค่าตัวแปรที่จะคาดคะเนในอนาคตจะขึ้นอยู่กับค่าตัวแปรดังกล่าวในอดีต ดังนั้นวิธีนี้จึงเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ที่ต้องการทราบว่าตัวแปรที่สนใจมีการเปลี่ยนแปลงอย่างไรมากกว่าการระบุปัจจัยต้นเหตุของการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรดังกล่าว

2. การพยากรณ์เชิงคุณภาพ (qualitative forecasting) เป็นแนวทางการพยากรณ์ที่ผู้พยากรณ์ใช้ความรู้ความสามารถ ประสบการณ์ วิจารณ์และวิสัยทัศน์ของผู้พยากรณ์ ซึ่งการพยากรณ์ในลักษณะนี้มักใช้ในการคาดคะเนเหตุการณ์หรือสถานการณ์ที่ไม่มีข้อมูลในอดีตหรือมีข้อมูลปริมาณน้อย หรือใช้ในการตัดสินใจหรือการวางแผนระยะยาวที่ข้อมูลในอดีตมีส่วนช่วยในการตัดสินใจน้อยมาก ตัวอย่างเช่น การสร้างเทคโนโลยีใหม่ การเลือกทำเลการตั้งสาขาใหม่ เป็นต้น การพยากรณ์เชิงคุณภาพมีหลากหลายวิธี เช่น การพยากรณ์ด้วยวิจารณญาณ (subjective) เป็นการพยากรณ์โดยใช้วิจารณญาณร่วมกันระหว่างผู้เกี่ยวข้องทั้งผู้บริหาร ผู้เชี่ยวชาญ บุคลากรระดับปฏิบัติการ การพยากรณ์ตามเป้าหมาย (normative) เป็นการพยากรณ์เพื่อหาแนวทางการดำเนินงานเพื่อให้บรรลุตามวัตถุประสงค์และเป้าหมายที่วางไว้ เป็นต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.1.2 เทคนิคการพยากรณ์ทางด้านปัญญาประดิษฐ์

คุณลักษณะเด่นข้อหนึ่งของเทคนิคการพยากรณ์ทางสถิติก็คือสามารถพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะเป็นเชิงเส้นได้อย่างแม่นยำ อย่างไรก็ตามเทคนิคนี้มีความถูกต้องในการพยากรณ์น้อยลงเมื่อใช้พยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น เนื่องจากข้อมูลลักษณะนี้มีการเปลี่ยนแปลงไม่แน่นอนและไม่สม่ำเสมอ เมื่อพิจารณาข้อมูลที่เกิดขึ้นจริง บางข้อมูลอาจมีทั้งที่มีลักษณะเป็นเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้น ดังนั้นจึงได้มีการพัฒนาเทคนิคทางปัญญาประดิษฐ์มาประยุกต์ในการพยากรณ์ เทคนิคที่นิยมใช้ ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียม เจเนติกอัลกอริทึมและระบบนิวโรฟัซซี

## 2.2 ฟัซซีลอจิก [5]

ฟัซซีลอจิกหรือตรรกะแบบคลุมเครือซึ่งเป็นคณิตศาสตร์แขนงหนึ่งที่สนับสนุนการตัดสินใจภายใต้ข้อมูลที่มีความไม่แน่นอน คุณสมบัติพิเศษของฟัซซีลอจิกที่แตกต่างจากบูลีนลอจิกคือ ค่าความจริงจะไม่ได้ถูกจำกัดแค่จริงหรือเท็จ แต่จะมีค่าความจริงอยู่ระหว่างจริงและเท็จ

### 2.2.1 ฟัซซีเซต

กำหนดให้  $A$  เป็นฟัซซีเซตประกอบด้วยคู่อันดับระหว่าง  $x$  และ  $\mu_A(x)$  เมื่อ  $x$  คือสมาชิกของเซต  $A$  และ  $\mu_A(x)$  คือค่าระดับความเป็นสมาชิกของ  $x$  ในเซต  $A$  โดยที่ค่าความเป็นสมาชิกคำนวณได้จากฟังก์ชันการเป็นสมาชิก (membership function) ซึ่งจะกล่าวรายละเอียดในหัวข้อถัดไป โดยที่ค่าความเป็นสมาชิกนี้จะมีค่าอยู่ในช่วง  $[0, 1]$  ซึ่งเป็นคุณลักษณะที่แสดงให้เห็นว่าฟัซซีเซตเป็นเซตของค่าความจริงที่คลุมเครือ

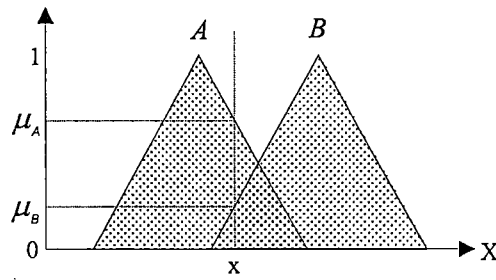
เหตุการณ์ใดเหตุการณ์หนึ่งที่เกิดขึ้นไม่แน่นอน มีความคลุมเครือและไม่สามารถแบ่งแยกได้อย่างชัดเจน ตัวอย่างเช่น เซตของอายุคน อาจจะแบ่งเป็นวัยทารก วัยเด็ก วัยรุ่น วัยกลางคน และวัยชรา แต่จะไม่สามารถแบ่งช่วงอายุของแต่ละวัยได้อย่างชัดเจน บางคนอาจจะแบ่งวัยทารกอยู่ในช่วงแรกเกิดถึง 1 ปีและวัยเด็กอยู่ในช่วง 1 ปีถึง 2 ปี แต่บางคนอาจจะแบ่งวัยทารกอยู่ในช่วงแรกเกิดถึง 6 เดือนส่วนวัยเด็กอยู่ระหว่าง 6 เดือนถึง 2 ปี เซตที่มีความไม่แน่นอนเช่นนี้เรียกว่า ฟัซซีเซต

### 2.2.2 โอเปอร์เรชันของฟัซซีเซต

โอเปอร์เรชันพื้นฐานของฟัซซีเซต ได้แก่ ยูเนียน (union) อินเตอร์เซกชัน (intersection) และคอมพลิเมนต์ (complement) ถ้ากำหนดให้  $A$  และ  $B$  เป็นเซตใน  $X$  โดยมีค่าความเป็นสมาชิก  $\mu_A$  และ  $\mu_B$  ตามลำดับ การหาค่าความเป็นสมาชิกของฟัซซีเซต  $A$  ยูเนียนกับฟัซซีเซต  $B$  สามารถคำนวณได้จากการเลือกค่าความเป็นสมาชิกที่มากที่สุดระหว่าง  $\mu_A$  และ  $\mu_B$  ดังสมการที่ 2.1

$$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \dots \dots \dots (2.1)$$

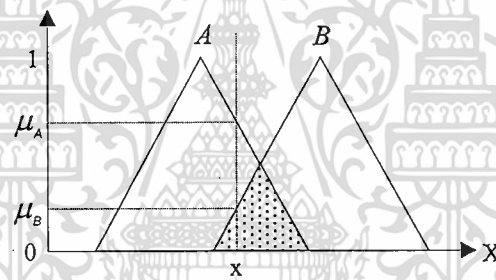
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.1 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิก  $\mu_{A \cup B}$  ของเซต  $A \cup B$

การหาค่าความเป็นสมาชิกของฟังก์ชันเซต A อินเตอร์เซกชันกับฟังก์ชันเซต B คำนวณได้จากการเลือกค่าความเป็นสมาชิกที่น้อยที่สุดระหว่าง  $\mu_A$  และ  $\mu_B$  ดังสมการที่ 2.2

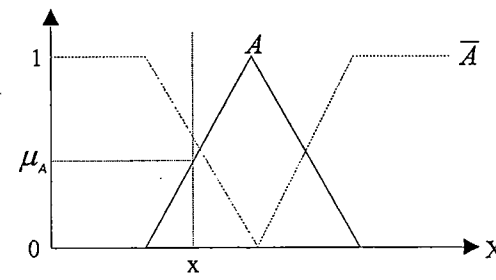
$$\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \dots\dots\dots(2.2)$$



รูปที่ 2.2 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิก  $\mu_{A \cap B}$  ของเซต  $A \cap B$

การหาค่าความเป็นสมาชิกของคอมพลีเมนต์ของฟังก์ชันเซต A เป็นไปตามสมการที่ 2.3 คือ ผลต่างของ 1 กับ  $\mu_A$

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \dots\dots\dots(2.3)$$



รูปที่ 2.3 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิก  $\mu_{\bar{A}}$  ของเซต  $\bar{A}$

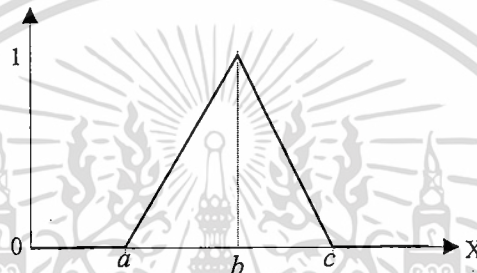
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.3 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิก

1. ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสามเหลี่ยม (triangular membership function)

ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกนี้มีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ 3 ค่าคือ a, b และ c ดังสมการที่ 2.4

$$\text{triangle}(x; a, b, c) = \begin{cases} 0 & , x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & , a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & , b \leq x \leq c \\ 0 & , c \leq x \end{cases} \dots\dots\dots(2.4)$$

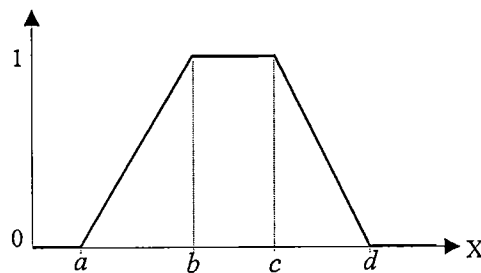


รูปที่ 2.4 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสามเหลี่ยม

2. ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู (trapezoidal membership function)

ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกนี้มีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ 4 ค่าคือ a, b, c และ d ดังสมการที่ 2.5

$$\text{trapezoid}(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & , x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & , a \leq x \leq b \\ 1 & , b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & , c \leq x \leq d \\ 0 & , d \leq x \end{cases} \dots\dots\dots(2.5)$$

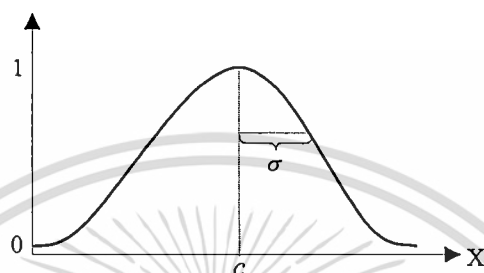


รูปที่ 2.5 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน (gaussian membership function) ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกนี้มีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ 2 ค่าคือ  $\sigma$  และ  $c$  ดังสมการที่ 2.6

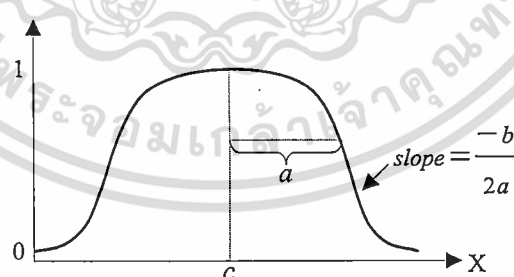
$$\text{gaussian}(x; \sigma, c) = \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{x-c}{\sigma} \right)^2 \right] \dots \dots \dots (2.6)$$



รูปที่ 2.6 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน

4. ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบระฆัง (bell membership function) ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกนี้มีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ 3 ค่าคือ  $a$ ,  $b$  และ  $c$  ดังสมการที่ 2.7

$$\text{bell}(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \dots \dots \dots (2.7)$$

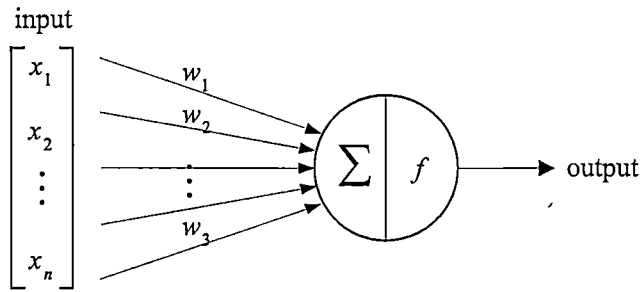


รูปที่ 2.7 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบระฆัง

### 2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชัน [6, 7]

แนวคิดในการสร้างระบบประมวลผลที่เลียนแบบโครงสร้างการทำงานของเซลล์ประสาทของมนุษย์ทำให้เกิดการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นมา ซึ่งโครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลองนี้จะประกอบด้วยโหนด (node) โดยแต่ละโหนดจะเชื่อมโยงกันโดยมีลักษณะเหมือนร่างแหและแต่ละการเชื่อมโยงจะมีค่าถ่วงน้ำหนัก (weight)

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนุญาดเห็นไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.8 การประมวลผลของโหนดในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ค่าเอาต์พุตของโหนดคำนวณได้จากผลรวมของผลคูณระหว่างเมตริกซ์ของข้อมูลอินพุตกับเมตริกซ์ค่าถ่วงน้ำหนักแล้วนำไปผ่านฟังก์ชันการกระตุ้น (activation function) ดังสมการที่ 2.8 รายละเอียดของฟังก์ชันการกระตุ้นจะกล่าวในหัวข้อถัดไป

$$\begin{aligned}
 net &= x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n \\
 &= \sum_{i=1}^n x_i w_i \dots\dots\dots(2.8) \\
 output &= f(net)
 \end{aligned}$$

2.3.1 ฟังก์ชันการกระตุ้น

ฟังก์ชันการกระตุ้นมาสามารถแบ่งได้เป็น 2 กลุ่มตามลักษณะของค่าเอาต์พุต

1. กลุ่มฟังก์ชันการกระตุ้นแบบไม่เปลี่ยนแปลงค่าอินพุต เป็นฟังก์ชันการกระตุ้นที่ให้ค่าเอาต์พุตเท่ากับค่าอินพุต คือฟังก์ชันเชิงเส้น (linear function)

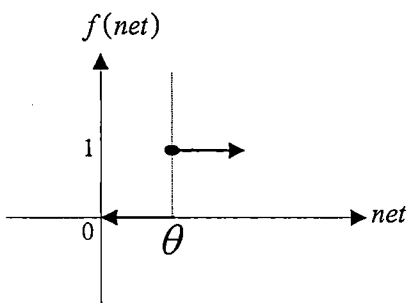
$$f(net) = net \dots\dots\dots(2.9)$$

2. กลุ่มฟังก์ชันการกระตุ้นแบบกำหนดช่วง เป็นฟังก์ชันการกระตุ้นที่จะให้ค่าเอาต์พุตอยู่ในขอบเขตที่กำหนดไว้ ฟังก์ชันที่นิยมใช้คือฟังก์ชันขั้นบันได (step function) ฟังก์ชันไซน์ (sign function) และฟังก์ชันซิกมอยด์

2.1 ฟังก์ชันขั้นบันได เป็นฟังก์ชันที่นิยมใช้ในการแปลงข้อมูลให้เป็นแบบไบนารี ซึ่งต้องมีการกำหนดช่วงของข้อมูล โดยการกำหนดค่าเทรชโฮลด์  $\theta$  (threshold)

$$f(net) = \begin{cases} 1 & , net \geq \theta \\ 0 & , otherwise \end{cases} \dots\dots\dots(2.10)$$

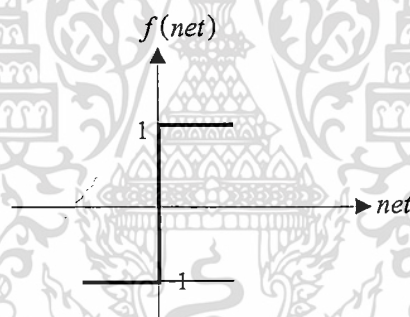
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.9 ฟังก์ชันขั้นบันได

2.2 ฟังก์ชันไซน์ เป็นฟังก์ชันการกระตุ้นที่มีลักษณะคล้ายกับฟังก์ชันขั้นบันได แต่จะใช้สำหรับการแปลงข้อมูลให้เป็น 1 หรือ -1

$$f(net) = \begin{cases} 1 & , net \geq 0 \\ -1 & , otherwise \end{cases} \dots\dots\dots(2.11)$$

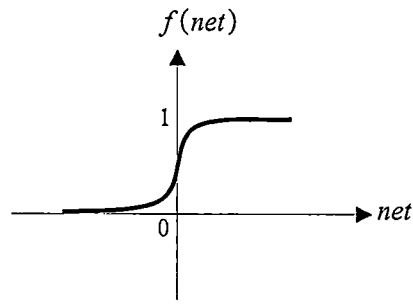


รูปที่ 2.10 ฟังก์ชันไซน์

2.3 ฟังก์ชันซิกมอยด์ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนิยมใช้ฟังก์ชันการกระตุ้นในกลุ่มนี้เนื่องจากค่าเอาต์พุตของฟังก์ชันซิกมอยด์เป็นค่าต่อเนื่อง (continuous value) โดยฟังก์ชันซิกมอยด์จะใช้สมการ Logistic function และ Hyperbolic tangent function จึงทำให้มีรูปกราฟเป็นลักษณะตัวเอส (S-curve) การแบ่งฟังก์ชันซิกมอยด์สามารถแบ่งออกเป็น 2 ชนิดตามสมการที่ใช้ ดังนี้

2.3.1 ฟังก์ชันไบนารีซิกมอยด์ เป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ที่ใช้ Logistic function โดยมีค่าเอาต์พุตอยู่ในช่วง [0,1]

$$f(net) = \frac{1}{1 + e^{-net}} \dots\dots\dots(2.12)$$

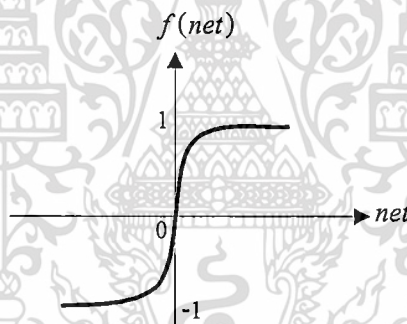


รูปที่ 2.11 ฟังก์ชันไบนารีซิกมอยด์

### 2.3.2 ฟังก์ชันไฮเพอร์โบล่าซิกมอยด์ เป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ที่ใช้

Hyperbolic tangent function โดยมีค่าเอาต์พุตอยู่ในช่วง  $[-1, 1]$

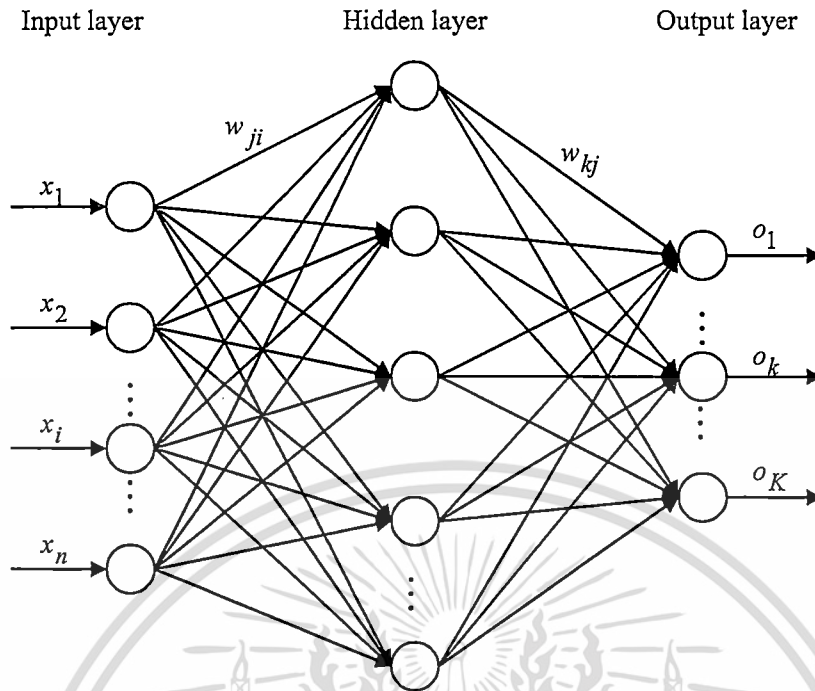
$$f(net) = \frac{1 - e^{-net}}{1 + e^{-net}} \quad \dots \quad (2.13)$$



รูปที่ 2.12 ฟังก์ชันไฮเพอร์โบล่าซิกมอยด์

### 2.3.2 สถาปัตยกรรมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยชั้นของโหนดทั้งหมด 3 ชั้นคือ ชั้นอินพุต ชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต โดยจะมีชั้นอินพุตจำนวน 1 ชั้นทำหน้าที่ในการรับข้อมูลอินพุตเข้าสู่ระบบ โดยจำนวนโหนดในชั้นนี้จะเท่ากับขนาดของอินพุต สำหรับชั้นซ่อนซึ่งจะเป็นชั้นที่เชื่อมระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต โดยปกติจะมีชั้นซ่อน 1 ชั้น แต่อาจจะมีมากกว่า 1 ชั้นก็ได้และจำนวนโหนดในชั้นนี้จะกำหนดค่ามากหรือน้อยขึ้นอยู่กับปัญหาและการยอมรับได้ในเรื่องของเวลาและขนาดของพื้นที่หน่วยประมวลผลที่ต้องใช้ และสิ่งที่สำคัญคือจำนวนโหนดในชั้นนี้มีผลต่อความถูกต้องของแบบจำลองอีกด้วย ส่วนจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุตจะมีการกำหนดให้สอดคล้องกับปัญหา



รูปที่ 2.13 สถาปัตยกรรมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การประมวลผลของโหนดในแต่ละชั้นจะเริ่มต้นการนำค่าอินพุตไปคำนวณค่ากระตุ้น  $net_j$  และค่าเอาต์พุตของชั้นซ่อน  $o_j$  ดังสมการที่ 2.14 เมื่อ  $f(\cdot)$  คือฟังก์ชันการกระตุ้นและ  $w_{ji}$  คือค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นอินพุตและชั้นซ่อน

$$net_j = \sum_{i=1}^n x_i w_{ji} \dots\dots\dots(2.14)$$

$$o_j = f(net_j)$$

เมื่อได้ค่าเอาต์พุตของชั้นซ่อนแล้วหลังจากนั้นจะคำนวณค่ากระตุ้น  $net_k$  และค่าเอาต์พุตของชั้นเอาต์พุต  $o_k$  ดังสมการที่ 2.15 เมื่อ  $f(\cdot)$  คือฟังก์ชันการกระตุ้นและ  $w_{kj}$  คือค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต

$$net_k = \sum_{j=1}^n o_j w_{kj} \dots\dots\dots(2.15)$$

$$o_k = f(net_k)$$

### 2.3.3 การเรียนรู้ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชัน

อัลกอริทึมที่นิยมใช้ในการเรียนรู้คืออัลกอริทึมแบคพรอพพาเกชัน ซึ่งอัลกอริทึมนี้ทำการเรียนรู้โดยอาศัยค่าความผิดพลาด (error) ที่คำนวณได้จากค่าผลต่างระหว่างค่าเอาต์พุตของระบบและค่าเป้าหมาย (target) มาใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตและค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นอินพุตและชั้นซ่อนตามลำดับ ค่าความผิดพลาดคำนวณได้ตามสมการที่ 2.16 เมื่อค่า  $e_k$  และ  $y_k$  คือค่าความผิดพลาดและค่าเป้าหมายของโหนดที่  $k$  ในชั้นเอาต์พุตตามลำดับ

$$e_k = y_k - o_k$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K e_k^2 \dots\dots\dots(2.16)$$

1. การปรับค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต รูปแบบสมการพื้นฐานของการปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างโหนดที่  $j$  ของชั้นซ่อนกับโหนดที่  $k$  ของชั้นเอาต์พุต ดังสมการที่ 2.17 โดยค่า  $\Delta w_{kj}$  สามารถคำนวณได้โดยใช้กฎเคลต้าและ  $\eta$  คืออัตราการเรียนรู้ ซึ่งโดยปกติจะกำหนดค่าอยู่ในช่วง  $[0,1]$

$$w_{kj}^{new} = w_{kj}^{old} - \eta \Delta w_{kj}$$

$$\Delta w_{kj} = \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \dots\dots\dots(2.17)$$

$$= -e_k \cdot o_k \cdot (1 - o_k) \cdot o_j$$

2. การปรับค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นอินพุตและชั้นซ่อน การปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างโหนดที่  $i$  ของชั้นอินพุตกับโหนดที่  $j$  ของชั้นซ่อน เป็นไปตามสมการที่ 2.18

$$w_{ji}^{new} = w_{ji}^{old} - \eta \Delta w_{ji}$$

$$\Delta w_{ji} = \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \dots\dots\dots(2.18)$$

$$= -\sum_{k=1}^K e_k \cdot [o_k(1 - o_k)] \cdot [w_{kj}] \cdot [o_j(1 - o_j)] \cdot [x_i]$$

## บทที่ 3

# โมเดลที่นำเสนอ

งานวิจัยนี้นำเสนอระบบการพยากรณ์ทิศทาง การเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลา โดย การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันร่วมกับพีชคณิตเชิงเส้น ซึ่งเนื้อหาใน บทนี้จะกล่าวถึงขั้นตอนการดำเนินงานของโมเดลที่นำเสนอ ซึ่งประกอบด้วย 3 ส่วนที่สำคัญคือ การเตรียมข้อมูลอินพุตที่ใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล การสร้างฟังก์ชันการเป็น สมาชิกและสุดท้ายคือสถาปัตยกรรมและการเรียนรู้ของ โมเดลที่เกิดจากการผสมผสานระหว่าง โครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันและพีชคณิตเชิงเส้นเข้าด้วยกัน

### 3.1 การเตรียมข้อมูลอินพุต

อนุกรมเวลาหมายถึงกลุ่มของค่าของข้อมูลที่จัดเก็บตามช่วงเวลาอย่างต่อเนื่อง โดยทั่วไป จะมีการจัดเก็บในช่วงเวลาที่เท่ากัน เช่น ปี ไตรมาส เดือน สัปดาห์ วัน ชั่วโมง เป็นต้น ตัวอย่าง ข้อมูลอนุกรมเวลา เช่น ราคาปิดตลาดรายวันของหุ้น ยอดขายรถยนต์ในแต่ละไตรมาส เป็นต้น การเคลื่อนไหวของข้อมูลอนุกรมเวลาขึ้นอยู่กับองค์ประกอบหลัก 4 ส่วนคือ 1) แนวโน้ม (trend) เป็นการเคลื่อนไหวในช่วงระยะเวลาหนึ่งของอนุกรมเวลาที่บอกแนวโน้มขึ้น ลงหรือคงที่ 2) อิทธิพลของฤดูกาล (seasonal variation) เป็นการเคลื่อนไหวขึ้นลงของข้อมูลในรูปแบบที่ซ้ำๆ กัน โดยจะมีระยะห่างของช่วงเวลาที่เกิดข้อมูลซ้ำเป็นระยะสม่ำเสมอ 3) อิทธิพลของวัฏจักร (cyclical variation) เป็นการเคลื่อนไหวที่มีลักษณะคล้ายกับการเคลื่อนไหวตามฤดูกาล แต่แตกต่างกันที่ คาบระยะเวลาซ้ำจะนานกว่า และ 4) เหตุการณ์ที่ผิดปกติ (irregular variation) เป็นการเคลื่อนไหว ที่เกิดขึ้นแบบสุ่มจากปัจจัยที่ไม่สามารถคาดการณ์ได้ล่วงหน้าและไม่ได้เกิดขึ้นบ่อยครั้ง

การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาในงานวิจัยนี้เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาเพื่อ ศึกษาารูปแบบการเคลื่อนไหวของข้อมูลอนุกรมเวลา หลังจากนั้นจึงนำไปใช้ในการคาดคะเนค่าที่จะ เกิดขึ้นในอนาคต ลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาแทนด้วย  $d_1, d_2, \dots, d_t$  เมื่อ  $t$  แทนขนาดของ ระยะเวลาที่สนใจ การเตรียมข้อมูลอินพุตเป็นไปตามสมการที่ 3.1 โดยต้องมีการกำหนดจำนวน ช่วงเวลา  $N$  ของข้อมูลอนุกรมเวลาเพื่อกำหนดระยะเวลาพยากรณ์

$$D_k = (d_2 - d_1, d_3 - d_2, \dots, d_{N+1} - d_N) \\ = \{x_1, x_2, \dots, x_N\} \quad (3.1)$$

ข้อมูล  $D_k$  ที่ได้จะมีขนาด  $N$  ข้อมูลย่อยโดยพีเจอร์ที่ 1 ถึง  $N-1$  จะถูกแบ่งเป็นเวกเตอร์ อินพุต  $I_k = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  ส่วนพีเจอร์  $x_N$  เป็นเวกเตอร์เป้าหมาย  $Y_k = \{x_N\}$  แต่เนื่องจาก

เอกสารนี้เป็นลิขสิทธิ์สงวนไว้สำหรับใช้จำนวนเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า งานวิจัยนี้สนใจในการพยากรณ์ทิศทางของการเปลี่ยนแปลงในอนาคตจึงจำเป็นต้องจัดรูปแบบ ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ของเวกเตอร์เป้าหมายโดยการระบุให้เป็นกลุ่ม (category) ซึ่งแบ่งได้ทั้งหมด 3 กลุ่มคือทิศทางเพิ่มขึ้น คงที่และลดลง ดังตัวอย่างในตารางที่ 3.1 เมื่อกำหนดให้  $N=3$

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างของเวกเตอร์อินพุท

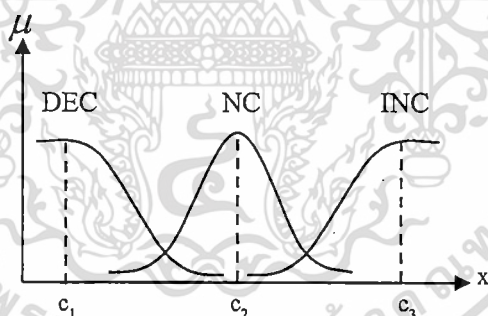
	$x_1$	$x_2$	$x_3$
$D_1$	-20	10	-5
$D_2$	5	-7	0
$D_3$	0	9	4
$D_4$	10	-5	25

	$x_1$	$x_2$	$Y_i$
$D_1$	-20	10	DEC
$D_2$	5	-7	NC
$D_3$	0	9	INC
$D_4$	10	-5	INC

### 3.2 การสร้างฟังก์ชันการเป็นสมาชิก

การศึกษาในครั้งนี้เลือกใช้ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน (gaussian membership function) จำนวน 3 ฟังก์ชัน ดังรูปที่ 3.1 โดยสัญลักษณ์ DEC แทนฟังก์ชันการลด (decrease), NC แทนฟังก์ชันคงที่ (no change) และ INC แทนฟังก์ชันการเพิ่ม (increase)

$$gaussian(x; \sigma, c) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right] \dots\dots\dots(3.2)$$



รูปที่ 3.1 ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียนของโมเดลที่น่าเสนอ

ฟังก์ชันนี้มีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ 2 ค่าคือค่าจุดศูนย์กลาง  $c$  และค่าซิกมา  $\sigma$  ตามสมการที่ 3.2 โดยมีการกำหนดจุดศูนย์กลาง  $c_1, c_2$  และ  $c_3$  ของฟังก์ชันการลด ฟังก์ชันคงที่ และฟังก์ชันการเพิ่มตามลำดับ ดังสมการที่ 3.3 เมื่อ  $x_i$  ฟีเจอร์ตัวที่  $i$

$$\begin{aligned} c_1 &= \min\{x_i\} \\ c_2 &= 0 \\ c_3 &= \max\{x_i\} \end{aligned} \dots\dots\dots(3.3)$$

และสามารถกำหนดค่าซิกมาของแต่ละฟังก์ชันได้ดังสมการที่ 3.4 เมื่อ  $\lambda$  เป็นค่าคงที่ที่

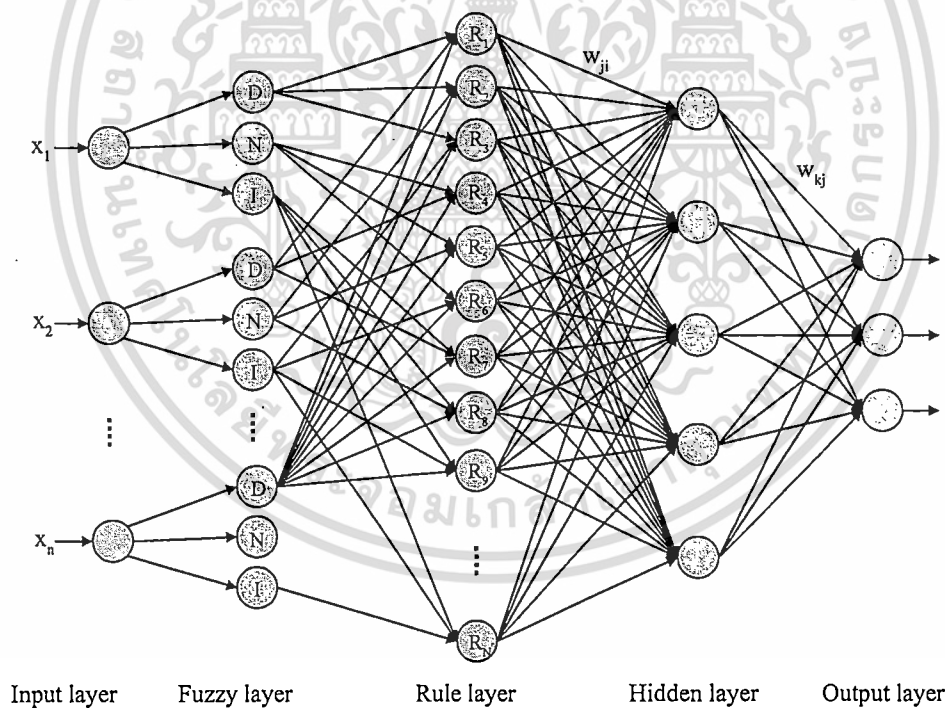
เอกสารสามารถกำหนดได้ตามความเหมาะสมเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\begin{aligned} \sigma_1 &= \lambda(c_2 - c_1) \\ \sigma_2 &= \min(\lambda(c_2 - c_1), \lambda(c_3 - c_2)) \dots\dots\dots(3.4) \\ \sigma_3 &= \lambda(c_3 - c_2) \end{aligned}$$

### 3.3 สถาปัตยกรรมโมเดลที่นำเสนอ

สถาปัตยกรรมของโมเดลที่นำเสนอเป็นการผสมผสานระหว่างหลักการของฟuzzyลอจิก ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชัน ดังนั้น โมเดลที่นำเสนอจะประกอบด้วย 5 ระดับชั้นคือชั้นอินพุตเป็นชั้นแรก (input layer) ชั้นที่สองคือชั้นฟuzzyไฟเออร์ (fuzzifier layer) ชั้นที่สามคือชั้นกฎการตัดสินใจ ชั้นถัดไปคือชั้นซ่อน (hidden layer) และชั้นสุดท้ายคือชั้นเอาต์พุต (output layer) ดังรูปที่ 3.2

ชั้นอินพุตเป็นชั้นที่ทำหน้าที่รับเวกเตอร์อินพุตเข้าสู่โครงข่าย ถ้าเวกเตอร์อินพุตที่ใช้ในการเรียนรู้  $I_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  มีทั้งหมด n ฟิเจอร์แล้วจำนวนโหนดในชั้นนี้จะมีเท่ากับ n โหนด เช่นเดียวกัน



รูปที่ 3.2 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายที่นำเสนอ

ชั้นฟuzzyไฟเออร์มีหน้าที่ในการแปลงเวกเตอร์อินพุตแต่ละฟิเจอร์ซึ่งเป็นค่าคริป (crisp) ให้เป็นค่าฟuzzy โดยผ่านฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน ดังนั้นค่าเอาต์พุตของชั้นนี้ จึงคำนวณค่าความเป็นสมาชิก  $\mu_{A_i}$  ของแต่ละฟิเจอร์  $x_i$  ดังสมการที่ 3.5

$$O_i = \mu_{A_i, x_i}(x_i) \dots\dots\dots(3.5)$$

จากรูปที่ 3.2 จะเห็นว่าจำนวนโหนดในชั้นนี้จะขึ้นอยู่กับ 2 ตัวแปรคือขนาดของเวกเตอร์อินพุตและจำนวนฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในโมเดล

ชั้นกฎการตัดสินใจจะมีหลักการเช่นเดียวกับกฎของฟuzzy จำนวนโหนดในชั้นนี้จะเท่ากับจำนวนกฎคือ  $m^n$  เมื่อ  $n$  คือขนาดของเวกเตอร์อินพุตและ  $m$  จำนวนฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ใช้ในโมเดล ในที่นี้  $m=3$  ดังนั้น ถ้าข้อมูลอินพุตมีทั้งหมด 2 พีเจอร์แล้วจะสามารถสร้างกฎได้จำนวน  $3^2 = 9$  กฎได้ดังนี้

	DEC	NC	INC
DEC	$R_1$	$R_2$	$R_3$
NC	$R_4$	$R_5$	$R_6$
INC	$R_7$	$R_8$	$R_9$

นอกจากนี้ทุกๆ โหนดในชั้นกฎการตัดสินใจยังมีการเชื่อมต่อแบบทั่วถึงไปยังโหนดในชั้นซ่อนผ่านค่าถ่วงน้ำหนัก  $w_{jR_i}$  ซึ่งเชื่อมระหว่างโหนดที่  $R_i$  ในชั้นนี้ไปยังโหนดที่  $j$  ของชั้นถัดไป

ค่าเอาต์พุตของชั้นนี้คำนวณได้จากค่าผลคูณของค่าความเป็นสมาชิก  $\mu_{A_i}$  ของแต่ละพีเจอร์ที่สอดคล้องกับแต่ละกฎ ดังสมการที่ 3.6

$$O_{R_i} = \prod_{A_i \in R_i} \mu_{A_i} \dots\dots\dots (3.6)$$

สำหรับชั้นซ่อนจะมีการกำหนดจำนวนโหนดได้โดยผู้ใช้ ซึ่งขึ้นอยู่กับชุดข้อมูลเป็นสำคัญ ทั้งนี้การกำหนดจำนวนโหนดมีผลต่อความถูกต้องและเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ ดังนั้นจึงต้องปรับตามความเหมาะสม จากรูปที่ 3.2 จะเห็นว่าทุกๆ โหนดที่สร้างขึ้นจะเชื่อมต่อแบบทั่วถึงไปยังทุกๆ โหนดในชั้นเอาต์พุตผ่านค่าถ่วงน้ำหนัก  $w_{kj}$  ซึ่งเชื่อมระหว่างโหนดที่  $j$  ในชั้นนี้ไปยังโหนดที่  $k$  ของชั้นถัดไป ในชั้นนี้จะทำการคำนวณค่าการกระตุ้นได้จากผลรวมของผลคูณระหว่างค่าเอาต์พุตที่ได้จากชั้นก่อนหน้ากับค่าถ่วงน้ำหนักที่สัมพันธ์กัน ตามสมการที่ 3.7

$$net_j = \sum_{i=1}^N O_{R_i} w_{jR_i} \dots\dots\dots (3.7)$$

จากนั้นจะคำนวณหาค่าเอาต์พุตได้จากการนำค่าที่ได้จากสมการที่ 3.7 มาผ่านฟังก์ชันการกระตุ้น งานวิจัยนี้เลือกใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลง ครอบครอง และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$f(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}} \dots\dots\dots (3.8)$$

$$O_j = f(net_j)$$

ชั้นเอาต์พุตเป็นชั้นสุดท้าย กำหนดให้มีจำนวนโหนดทั้งหมด 3 โหนดเท่ากับจำนวนคลาสคือ คลาสลด คลาสคงที่และคลาสเพิ่ม โดยค่าเอาต์พุตจากชั้นนี้จะมีการคำนวณเหมือนกับในชั้นก่อนนี้ ตามสมการด้านล่าง

$$net_k = \sum_{j=1}^N O_j w_{kj}$$

$$f(net_k) = \frac{1}{1 + e^{-net_k}} \dots\dots\dots (3.9)$$

$$O_k = f(net_k)$$

ค่าเอาต์พุตของทุกๆ โหนดจะมีค่าระหว่าง 0-1 ถ้าค่าเอาต์พุตของโหนดใดมีค่ามากที่สุดจะถือว่าเป็นคลาสที่ชนะ ตัวอย่างเช่น ถ้าค่าเอาต์พุตของโหนดที่มากที่สุดคือโหนดแรก แสดงว่าโมเดลทำนายว่าข้อมูลจะมีแนวโน้มลดลงจากเดิม

### 3.4 กระบวนการเรียนรู้

อัลกอริทึมสำหรับการเรียนรู้ มีรายละเอียด ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 จัดเตรียมข้อมูลอินพุตและข้อมูลเป้าหมายสำหรับการเรียนรู้

ขั้นตอนที่ 2 สร้างฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน

ขั้นตอนที่ 3 กำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นด้วยค่าคงที่น้อยๆ, ค่าอัตราการเรียนรู้, ค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้

ขั้นตอนที่ 4 วนซ้ำขั้นตอนที่ 5-6 จนกระทั่งค่าความผิดพลาด (error) น้อยกว่าที่กำหนดไว้ในขั้นตอนที่ 3

ขั้นตอนที่ 5 วนซ้ำจนครบทุกข้อมูลอินพุต

5.1 ชั้นอินพุตจะรับข้อมูลอินพุต  $I_k = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  และข้อมูลเป้าหมาย  $Y_k$

เข้าสู่ระบบ

5.2 ชั้นพีชชีฟายเออร์จะคำนวณหาค่าความเป็นสมาชิกของข้อมูลอินพุตในแต่ละ

ละพีเออร์และคำนวณหาค่าเอาต์พุตได้จากสมการด้านล่าง

$$O_i = \mu_{A_i, x_i}(x_i)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 5.3 ชั้นกฎการตัดสินใจ คำนวณค่าเอาต์พุตจากค่าผลคูณของค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละพีเจอร์ที่สอดคล้องกับแต่ละกฎจากสมการด้านล่าง

$$O_{R_i} = \prod_{A_i \in R_i} \mu_{A_i}$$

- 5.4 ชั้นซ่อน คำนวณหาค่าเอาต์พุตที่ได้จากค่าฟังก์ชันการกระตุ้นของค่าผลรวมของผลคูณระหว่างค่าเอาต์พุตที่ได้จากชั้นก่อนหน้านี้กับค่าถ่วงน้ำหนักที่สัมพันธ์กัน จากสมการด้านล่าง

$$net_j = \sum_{i=1}^N O_{R_i} w_{jR_i}$$

$$f(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}}$$

$$O_j = f(net_j)$$

- 5.5 ชั้นเอาต์พุต คำนวณค่าเอาต์พุตค่าฟังก์ชันการกระตุ้นของค่าผลรวมของผลคูณระหว่างค่าเอาต์พุตที่ได้จากชั้นก่อนหน้านี้กับค่าถ่วงน้ำหนักที่สัมพันธ์กัน จากสมการด้านล่าง

$$net_k = \sum_{j=1}^N O_j w_{kj}$$

$$f(net_k) = \frac{1}{1 + e^{-net_k}}$$

$$O_k = f(net_k)$$

- 5.6 คำนวณค่าความผิดพลาดเทียบกับค่าเป้าหมายของข้อมูลอินพุต  $I_i$

$$e_k = Y_k - O_k$$

- 5.7 คำนวณค่าสำหรับปรับค่าถ่วงน้ำหนัก  $w_{kj}$  ที่อยู่ระหว่างชั้นเอาต์พุตและชั้นซ่อน ตามสมการด้านล่าง

$$\delta_{kj} = O_k \times (1 - O_k) \times e_k$$

$$\Delta w_{kj} = O_j \times \delta_{kj}$$

- 5.8 คำนวณค่าสำหรับปรับค่าถ่วงน้ำหนัก  $w_{ji}$  ที่อยู่ระหว่างชั้นซ่อนและชั้นกฎการตัดสินใจ ตามสมการด้านล่าง

$$\delta_{ji} = o_j \times (1 - o_j) \times \delta_{kj} \times w_{kj}$$

$$\Delta w_{jR_i} = o_{R_i} \times \delta_{ji}$$

5.9 ปรับค่าถ่วงน้ำหนักทั้งหมด โดยกำหนดให้  $\eta$  แทนค่าอัตราการเรียนรู้ที่สามารถกำหนดโดยผู้ใช้

$$w_{jR_i} = w_{jR_i} + (\eta \times \Delta w_{jR_i})$$

$$w_{kj} = w_{kj} + (\eta \times \Delta w_{kj})$$

ขั้นตอนที่ 6 คำนวณค่าผลรวมค่าความผิดพลาด (Least Square Error) ของข้อมูลอินพุต  
ทุกตัว

$$E = \sqrt{\sum_{k=1}^K (Y_k - O_k)^2}$$

$$= \sqrt{\sum_{k=1}^K e_k^2}$$

ถ้าค่าผลรวมค่าความผิดพลาดมากกว่าที่กำหนดไว้ให้ทำซ้ำขั้นตอนที่ 5-6 แต่ถ้าค่าผลรวมค่าความผิดพลาดน้อยกว่าที่กำหนดให้หยุดการทำงาน

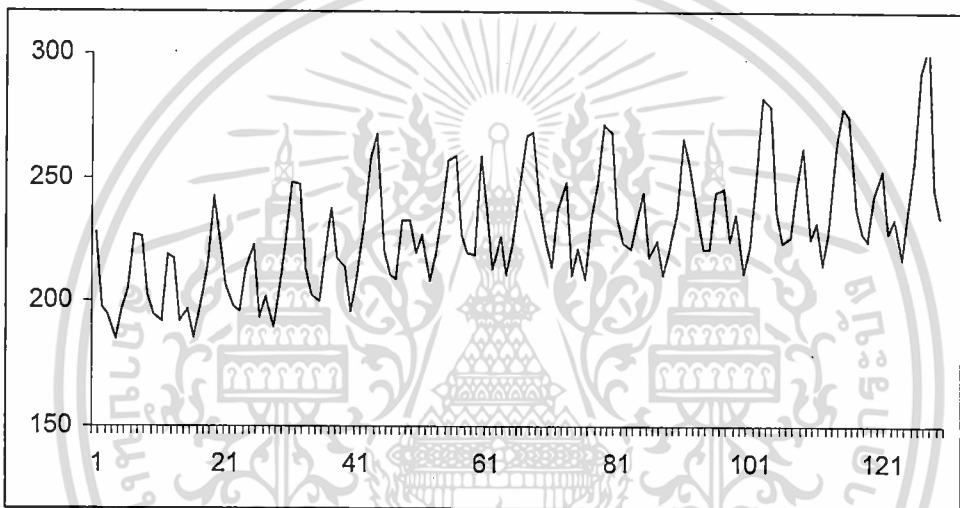
## บทที่ 4

### การทดลองและผลการทดลอง

#### 4.1 ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ทดสอบระบบ

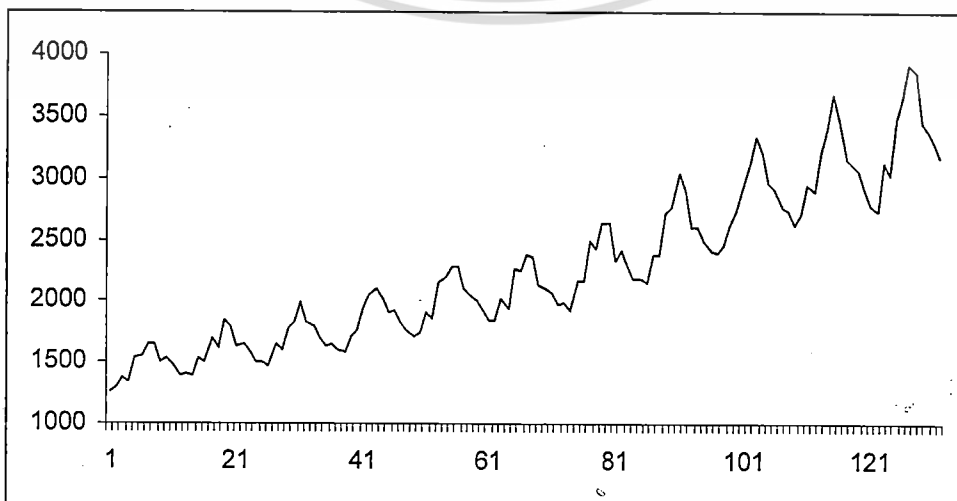
ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในการทดลองมีทั้งหมด 3 ชุดข้อมูล [8] ดังนี้

ข้อมูลชุดที่ 1 เป็นปริมาณกระแสไฟฟ้ารายเดือนที่ผลิตโดยภาคอุตสาหกรรมการไฟฟ้าของประเทศสหรัฐอเมริกา ตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 1985 ถึงเดือนตุลาคม ค.ศ. 1996 โดยข้อมูลชุดนี้มีจำนวนข้อมูล 142 ตัวและมีค่าอยู่ระหว่าง 184.88 ถึง 304.71



รูปที่ 4.1 ลักษณะของข้อมูลชุดที่ 1

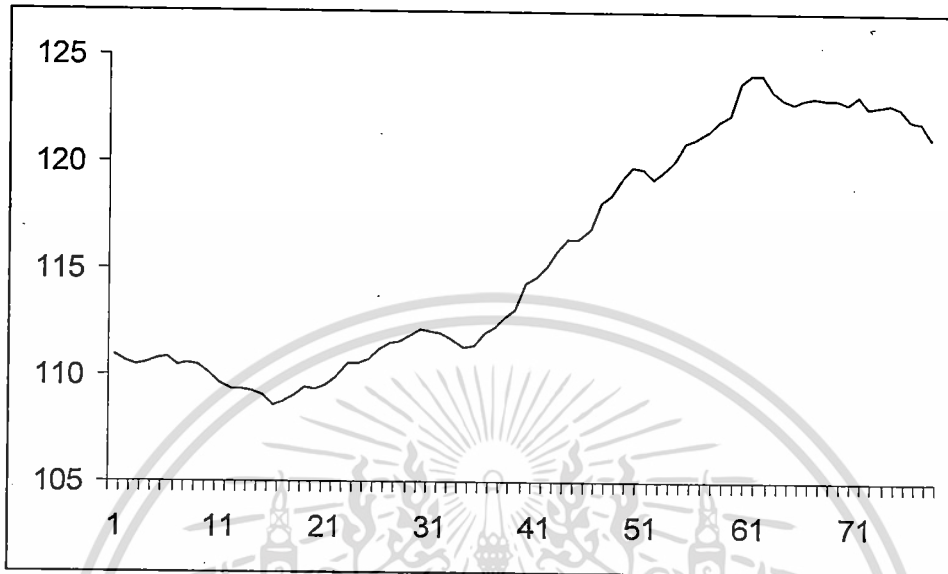
ข้อมูลชุดที่ 2 เป็นปริมาณกระแสไฟฟ้าที่ผลิตภายในประเทศออสเตรเลีย โดยมีจัดเก็บข้อมูลเป็นรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 1956 ถึงเดือนสิงหาคม ค.ศ. 1995 ข้อมูลชุดนี้มีจำนวน 476 ตัวและมีค่าอยู่ระหว่าง 1,254 ถึง 15,359



รูปที่ 4.2 ลักษณะของข้อมูลชุดที่ 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับบุคคลที่ลงทะเบียนเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข้อมูลชุดที่ 3 เป็นดัชนีหุ้นดาวโจนส์ ซึ่งจัดเก็บตั้งแต่วันที่ 28 สิงหาคม ค.ศ. 1972 ถึงวันที่ 18 ธันวาคม ค.ศ. 1972 รวมมีข้อมูลจำนวนทั้งหมด 78 ตัวที่มีค่าอยู่ระหว่าง 108.54 ถึง 124.14



รูปที่ 4.3 ลักษณะของข้อมูลชุดที่ 3

#### 4.2 การกำหนดพารามิเตอร์ของระบบ

ค่าพารามิเตอร์ที่ต้องกำหนดในการทดลองมีดังต่อไปนี้

1. ค่า  $N$  เป็นค่ากำหนดจำนวนช่วงเวลาของเวกเตอร์อินพุต ดังสมการที่ 4.1 จากที่ได้ทำการทดลองควรกำหนดค่านี้ให้มีค่าตั้งแต่ 5 ขึ้นไป

$$D_k = (d_2 - d_1, d_3 - d_2, \dots, d_{N+1} - d_N) \\ = \{x_1, x_2, \dots, x_N\} \quad (4.1)$$

2. ค่า  $\eta$  เป็นค่าอัตราการเรียนรู้ที่ใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นกฎการตัดสินใจกับชั้นซ่อนและค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุตของโมเดลที่นำเสนอ ซึ่งค่านี้จะกำหนดอยู่ในช่วง  $[0, 1]$

$$w_{jR_i} = w_{jR_i} + (\eta \times \Delta w_{jR_i}) \\ w_{kj} = w_{kj} + (\eta \times \Delta w_{kj}) \quad (4.2)$$

3. ค่า  $E$  (Least Square Error) เป็นความผิดพลาดที่ยอมรับได้ ซึ่งค่านี้จะถูกกำหนดเป็นค่าคงที่น้อยๆ ค่าหนึ่ง

4. จำนวน โหนดในชั้นซ่อน จะมีการกำหนดจำนวน โหนดตามความเหมาะสมขึ้นอยู่กับ เอกสารชุดข้อมูลเป็นสำคัญไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 4.3 ผลการทดลอง

ข้อมูลที่ใช้ในการทดลองจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือข้อมูลที่ใช้ในขั้นตอนการเรียนรู้จำนวน 80% ของข้อมูลทั้งหมดและข้อมูลที่ใช้ในขั้นตอนการทดสอบจำนวน 20% ที่เหลือ

ตารางที่ 4.1 ผลการทดลองของโมเดลที่นำเสนอ

	% ความถูกต้องในการพยากรณ์				
	N = 5	N = 6	N = 7	N = 8	N = 9
ข้อมูลชุดที่ 1	92.59%	96.30%	96.30%	96.30%	100.00%
ข้อมูลชุดที่ 2	79.79%	78.72%	80.85%	86.02%	87.10%
ข้อมูลชุดที่ 3	85.71%	85.71%	85.71%	92.86%	78.57%

การพยากรณ์ข้อมูลชุดที่ 1 จากตารางผลการทดลองพบว่าเทคนิคที่นำเสนอให้ความถูกต้องในการพยากรณ์ข้อมูลชุดที่ 1 สูงที่สุดเท่ากับ 100.00% โดยกำหนดให้ N=9 ซึ่งจะมีจำนวนข้อมูลทั้งหมด 134 เรคอร์ด โดยทำการสุ่มข้อมูลดังกล่าวเพื่อใช้ในการเรียนรู้จำนวน 108 ตัวและใช้ในการทดสอบจำนวน 26 ตัวและมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์  $\eta$  และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 0.6 และ 52 ตามลำดับ

การพยากรณ์ข้อมูลชุดที่ 2 จากตารางผลการทดลองพบว่าเทคนิคที่นำเสนอให้ความถูกต้องในการพยากรณ์ข้อมูลชุดที่ 2 สูงที่สุดเท่ากับ 87.10% โดยกำหนดให้ N=9 ซึ่งจะมีจำนวนข้อมูลทั้งหมด 468 เรคอร์ด โดยทำการสุ่มข้อมูลดังกล่าวเพื่อใช้ในการเรียนรู้จำนวน 375 ตัวและใช้ในการทดสอบจำนวน 93 ตัวและมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์  $\eta$  และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 0.8 และ 50 ตามลำดับ

การพยากรณ์ข้อมูลชุดที่ 3 จากตารางผลการทดลองพบว่าเทคนิคที่นำเสนอให้ความถูกต้องในการพยากรณ์ข้อมูลชุดที่ 3 สูงที่สุดเท่ากับ 92.86% โดยกำหนดให้ N=8 ซึ่งจะมีจำนวนข้อมูลทั้งหมด 71 เรคอร์ด โดยทำการสุ่มข้อมูลดังกล่าวเพื่อใช้ในการเรียนรู้จำนวน 57 ตัวและใช้ในการทดสอบจำนวน 14 ตัวและมีการกำหนดค่าพารามิเตอร์  $\eta$  และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 0.4 และ 36 ตามลำดับ

## บทที่ 5

# สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

### 5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอโมเดลที่ประยุกต์ใช้ความรู้ทางด้านปัญญาประดิษฐ์มาช่วยในการทำนายข้อมูลอนุกรมเวลา โดยโมเดลที่นำเสนอเกิดจากการผสมผสานระหว่างฟิชชี่ลอจิกและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันเข้าด้วยกัน เพื่อพยากรณ์ทิศทางการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลา เริ่มต้นจากการแปลงค่าเวกเตอร์อินพุตที่เป็นค่าคริปส์ (crisp) ให้เป็นค่าฟิชชี่ ซึ่งก็คือค่าความเป็นสมาชิกโดยการศึกษาในครั้งนี้ได้เลือกใช้ฟังก์ชันไบนารีซิกมอยด์ที่ประกอบด้วย 3 ฟังก์ชันคือฟังก์ชันการลด ฟังก์ชันคงที่และฟังก์ชันการเพิ่ม หลังจากนั้นจึงมีการนำกฎของฟิชชี่มาช่วยในการจัดกลุ่มของเรคอร์ด ค่าความเป็นสมาชิกของแต่ละกฎจะถูกส่งเข้าไปเป็นข้อมูลอินพุตของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันต่อไป

การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลที่นำเสนอได้ทำการทดลองกับข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวน 3 ชุดข้อมูล [8] ดังนี้ ข้อมูลชุดที่ 1 เป็นข้อมูลปริมาณกระแสไฟฟ้ารายเดือนที่ผลิตโดยภาคอุตสาหกรรมการไฟฟ้าของประเทศสหรัฐอเมริกา, ข้อมูลชุดที่ 2 เป็นข้อมูลปริมาณกระแสไฟฟ้ารายเดือนที่ผลิตภายในประเทศออสเตรเลียและข้อมูลสุดท้ายเป็นข้อมูลดัชนีหุ้นดาวโจนส์ โดยทำการวัดประสิทธิภาพของโมเดลที่นำเสนอจากการคำนวณเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการพยากรณ์ทิศทางการเปลี่ยนแปลง ซึ่งจากผลการทดลองกับข้อมูลทั้ง 3 ชุดข้อมูลพบว่าโมเดลที่นำเสนอมีความถูกต้องในการพยากรณ์ 100.00%, 87.10% และ 92.86% ตามลำดับชุดข้อมูล

จากการศึกษาในครั้งนี้อาจแสดงให้เห็นว่าการนำความรู้ทางด้านปัญญาประดิษฐ์มาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นวิธีหนึ่งที่น่าสนใจ แต่ยังคงมีปัจจัยที่มีผลต่อความถูกต้องในการพยากรณ์คือค่าพารามิเตอร์  $N$  คือช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์,  $17$  ค่าอัตราการเรียนรู้, จำนวนโหนดในชั้นซ่อนและค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ ซึ่งการกำหนดค่าพารามิเตอร์เหล่านี้ขึ้นอยู่กับชุดข้อมูลเป็นสำคัญ ดังนั้นอุปสรรคข้อหนึ่งที่สำคัญคือการกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมเพื่อให้โมเดลสามารถพยากรณ์ได้อย่างถูกต้องมากยิ่งขึ้น

### 5.2 ข้อเสนอแนะ

การศึกษาในครั้งนี้ได้สนใจในการพัฒนาเทคนิคการพยากรณ์ทิศทางการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลาเท่านั้น ดังนั้นเพื่อให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้จริง จึงควรพัฒนางานวิจัยนี้ต่อไป โดยให้สามารถพยากรณ์ปริมาณการเปลี่ยนแปลงควบคู่ไปกับการพยากรณ์ทิศทางการเปลี่ยนแปลง การใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บรรณานุกรม

- [1] Qiao, J. and Wang, H, “A self-organizing fuzzy neural network and its applications to function approximation and forecast modeling,” *Neurocomputing*, Vol. 71, pp. 564-569, 2008.
- [2] Chen, T., “A hybrid fuzzy-neural approach to job completion time prediction in a semiconductor fabrication factory,” *Neurocomputing*. Vol. 71, pp. 3193-3201, 2008.
- [3] ทรงศิริ เต็มสมบัติ, “การพยากรณ์เชิงปริมาณ = Quantitative forecasting,” กรุงเทพฯ : สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, 2549.
- [4] Makridakis, S., Wheelwright, C. and Hyndman, J., “Forecasting : methods and applications,” New York : John Wiley, 1998.
- [5] Sivanandam, S. N, Sumathi, S. and Deepa, S. N. “Introduction to fuzzy logic using MATLAB,” Berlin : Springer, 2007.
- [6] Negnevitsky, M., “Artificial intelligence : a guide to intelligent systems,” Harlow : Addison-Wesley, 2002.
- [7] Hagan, M. T., Demuth, H. B. and Beale M., “Neural network design,” Boston : PWS, 1996.
- [8] Hyndman, R.J. (n.d.), “Time Series Data Library,” [online] available: <http://www.robhyndman.info/TSDL>.