บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์อากาศ

การพัฒนาระบบพยากรณ์อากาศ เริ่มต้นมาจากการใช้ความเชี่ยวชาญของมนุษย์ในการวิเคราะห์และทำการพยากรณ์ ต่อมาจึงมีการศึกษา คิดค้นพัฒนาวิธีการและเทคโนโลยีต่าง ๆ เพื่อทำการพยากรณ์อากาศ [3] ในบทนี้จะกล่าวถึงเทคนิคต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาระบบพยากรณ์อากาศในโครงการวิจัยนี้ นั่นคือ เทคนิคการเตรียมข้อมูล ข้อมูลอนุกรมเวลา เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม และการประเมินค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์ โดยมีรายละเอียดดังนี้

2.1 การเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing)

กระบวนการในการเตรียมข้อมูล มีความสำคัญกับงานด้านการพยากรณ์ สาเหตุที่ต้องมีการเตรียมข้อมูล [5, 37] มีดังนี้คือ ข้อมูลมีค่าสูญหาย (Missing Value) หมายถึง ข้อมูลที่จัดเก็บบางส่วนอาจเป็นค่าว่าง ข้อมูลมีค่าสุดโต่ง (Outlier) หมายถึง ข้อมูลมีค่ามากกว่าหรือน้อยกว่าค่าที่ควรจะเป็น และข้อมูลที่ได้ไม่มีความสม่ำเสมอ (Inconsistent) หมายถึง ข้อมูลอาจอยู่ในรูปแบบต่างกันหรืออาจมีหน่วยวัดที่ต่างกัน ซึ่งสามารถแก้ไขได้โดยการเตรียมข้อมูลซึ่งมี 3 ขั้นตอน คือ การทำความสะอาดข้อมูล การกรองข้อมูลและการเปลี่ยนรูปข้อมูล ดังนี้

2.1.1 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) เนื่องจากว่าข้อมูลบางส่วนเป็นค่าว่าง (Null) หรือมีค่าสูญหาย ดังนั้นจึงต้องทำการเพิ่มค่าข้อมูลโดยใช้ค่าเฉลี่ยของข้อมูลรอบข้างแสดงได้ดังสมการที่ (2.1)

$$ค่าข้อมูลสูญหาย = \frac{ค่าก่อนหน้าค่าข้อมูลสูญหาย + ค่าหลังค่าข้อมูลสูญหาย}{2} \qquad (2.1)$$

2.1.2 การกรองข้อมูล (Data Filtering) เนื่องจากข้อมูลมีค่าสุดโต่ง ดังนั้นจึงต้องทำการกรองข้อมูลเพื่อกำจัดค่าข้อมูลสุดโต่งนั้น เพื่อให้ระบบสามารถเรียนรู้พฤติกรรมของข้อมูลในอดีตและสามารถพยากรณ์ผลลัพธ์ได้ดี [38, 39, 40] การใช้เทคนิคการประมวลสัญญาณ (Signal Processing Technique) ในรูปแบบของสัญญาณต่อเนื่อง ตัวอย่างการกรองข้อมูลเพื่อกำจัดค่าสุดโต่ง เช่น การกรองข้อมูลด้วยความถี่อิมพัลส์จำกัด (Finite Impulse Response: FIR) [41, 42] แสดงได้ตามสมการที่ (2.2)

$$\hat{h}(k) = h(k) \bullet w(k) \qquad (2.2)$$

กำหนดให้ ตัวแปร $\widehat{h}(k)$ คือ ข้อมูลใหม่ที่ผ่านการกรองแล้ว

ตัวแปร $h(k)$ คือ ข้อมูลเดิม

ตัวแปร $w(k)$ คือ ฟังก์ชันหน้าต่าง

เครื่องหมาย $\bullet$ คือ การดำเนินการคอนโวลูชัน (Convolution) ระหว่างข้อมูลเดิมและฟังก์ชันหน้าต่าง

ในการทำงานของผู้ใช้สามารถเลือกใช้ฟังก์ชันหน้าต่างรูปแบบต่าง ๆ ได้ขึ้นอยู่กับข้อมูล ซึ่งฟังก์ชันหน้าต่าง $w(k)$ ที่มีการใช้งานโดยทั่วไปแบ่งออกเป็น 6 ประเภท แสดงได้ดังสมการที่ (2.3) ถึง (2.7) กำหนดให้ ตัวแปร k คือ ขนาดของจุดข้อมูลที่ทำการประมวลผล และตัวแปร K คือ ขนาดของจุดข้อมูลของฟังก์ชันหน้าต่างที่ผู้ใช้กำหนด

1. ฟังก์ชันหน้าต่างแบบแฮมมิง (Hamming Window Function) มีการทำงานดังสมการ (2.3)

$$w(k)=\begin{cases} 0.54-0.5\cos\left(\dfrac{2\pi k}{K-1}\right) & ;\ 0\le k\le K-1 \\ 0 & ;\ \text{อื่น ๆ} \end{cases} \tag{2.3}$$

2. ฟังก์ชันหน้าต่างแบบสี่เหลี่ยม (Rectangular Window Function) มีการทำงานดังสมการ (2.4)

$$w(k)=\begin{cases} 1 & ;\ 0\le k\le K-1 \\ 0 & ;\ \text{อื่น ๆ} \end{cases} \tag{2.4}$$

3. ฟังก์ชันหน้าต่างแบบสามเหลี่ยม (Triangle Window Function) มีการทำงานดังสมการ (2.5)

$$w(k)=\begin{cases} \dfrac{2k}{(K-1)} & ;\ 0\le k\le (K-1) \\ 2-\dfrac{2k}{(K-1)} & ;\ \dfrac{(K-1)}{2}\le k\le K-1 \\ 0 & ;\ \text{อื่น ๆ} \end{cases} \tag{2.5}$$

4. ฟังก์ชันหน้าต่างแบบแฮนนิง (Hanning Window Function) มีการทำงานดังสมการ (2.6)

$$w(k)=\begin{cases}\dfrac{1-\cos\left(\dfrac{2\pi k}{K-1}\right)}{2} & ;\ 0\le k\le K-1\\ 0 & ;\ \text{อื่นๆ}\end{cases} \qquad (2.6)$$

5. ฟังก์ชันหน้าต่างแบบแบลคแมน (Blackman Window Function) มีการทำงานดังสมการ (2.7)

$$w(k)=\begin{cases}0.42-0.5\cos\left(\dfrac{2\pi k}{K-1}\right)+0.8\cos\left(\dfrac{4\pi k}{K-1}\right) & ;\ 0\le k\le K-1\\ 0 & ;\ \text{อื่นๆ}\end{cases} \qquad (2.7)$$

ในโครงการวิจัยนี้เลือกใช้ฟังก์ชันหน้าต่างแบบแฮมมิง เนื่องจากมีประสิทธิภาพและความแม่นยำในการทำงานสูง [43]

2.1.3 การเปลี่ยนรูปข้อมูล (Data Transformation) เพื่อให้ข้อมูลอยู่ในรูปของตัวเลขพร้อมสำหรับการประมวลผลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม การเปลี่ยนรูปข้อมูลแบ่งออกได้เป็น 3 วิธีดังนี้ [37]

1. การเปลี่ยนรูปข้อมูลนามกำหนด (Nominal Data) คือ จะใช้เทคนิคการแบ่งช่วงค่าข้อมูล หลังจากนั้นแทนข้อมูลเป็นค่าตัวเลข การเปลี่ยนรูปข้อมูลสเกลนามกำหนดจากตัวอย่าง ข้อมูลสีทั้งหมด 4 สี คือ {สีแดง, สีเขียว, สีฟ้า, สีเหลือง} ถ้าต้องการเปลี่ยนรูปข้อมูลให้อยู่ในช่วง [0, 1] จะแทนค่าข้อมูลได้ดังนี้ {0.00, 0.33, 0.67, 1.0}

2. การเปลี่ยนรูปข้อมูลตัวเลข (Numerical Data) คือการแปลงจากข้อมูลเข้าที่เป็นข้อมูลตัวเลขให้อยู่ในรูปของช่วงค่าที่ต้องการ [44] แสดงได้ดังสมการที่ (2.8) ตัวอย่างเช่น การแปลงให้อยู่ในช่วง [0, 1] โดยที่ค่าต่ำสุดของช่วงคือ 0 และค่าสูงสุดของช่วงคือ 1 จากตัวอย่างของค่าข้อมูลเข้าคือ {100, 200, 300, 400} เมื่อผ่านการเปลี่ยนรูปข้อมูลจะได้ผลลัพธ์ค่าใหม่คือ {0.0, 0.33, 0.66, 1.0}

$$\text{ค่าข้อมูลใหม่} = \frac{\text{ค่าข้อมูลเดิม} - \text{ค่าต่ำสุดของช่วง}}{\text{ค่าสูงสุดช่วง} - \text{ค่าต่ำสุดช่วง}} \qquad (2.8)$$

3. การเปลี่ยนรูปข้อมูลโดยการเพิ่มโหนดข้อมูลเข้า (Use of Additional Input Node) คือ จะมีการเพิ่มโหนด เช่น จากข้อมูลสีทั้งหมด 4 สี สามารถกำหนดโหนดข้อมูลเข้า 2 โหนด คือ สีแดง = [0, 0] สีเขียว = [0, 1] สีฟ้า = [1, 0] และสีเหลือง = [1, 1] เป็นต้น แทนการใช้ข้อมูลเข้าโหนดเดียว

2.2 ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time-series Data)

ข้อมูลอนุกรมเวลา หมายถึง ข้อมูลที่มีการจัดเก็บในช่วงเวลาใดเวลาหนึ่งและค่าข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงตามลำดับเวลา [9] การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาในอดีต จะแสดงให้เห็นถึงแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลในอนาคต [12, 33] การประยุกต์ใช้งานข้อมูลอนุกรมเวลาในงานด้านการพยากรณ์ [11] เช่น การเรียนรู้ข้อมูลอนุกรมเวลาของการซื้อขายของห้างสรรพสินค้าเพื่อทำการพยากรณ์แนวโน้มของสินค้ามีประโยชน์ในการจัดการวางแผนการผลิต [17, 19, 41] ตัวอย่างการจัดเก็บข้อมูลอนุกรมเวลาแสดงได้ดังตารางที่ 2.1 นั่นคือ มีการจัดเก็บข้อมูลอนุกรมเวลาย้อนหลังเป็นจำนวน k ช่วงเวลา ตั้งแต่เวลาที่ (t) ย้อนหลังไปจนถึงเวลาที่ $(t-k+1)$

กำหนดให้ ตัวแปร t คือ เวลา ณ เวลาปัจจุบัน

ตัวแปร $y(t)$ คือ ค่าตัวแปร ณ เวลาที่ (t)

ตัวแปร $y(t-1)$ คือ ค่าตัวแปร ณ เวลาที่ $(t-1)$ ซึ่งเป็นเวลาย้อนหลัง 1 ช่วงเวลา

ตัวแปร $y(t+1)$ คือ ค่าตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์ในอนาคต ณ เวลาที่ $(t+1)$

ตัวแปร k คือ จำนวนช่วงเวลาย้อนหลังในอดีตในการเก็บข้อมูล

ตารางที่ 2.1 ตารางแสดงตัวอย่างข้อมูลอนุกรมเวลา

เวลาที่	ค่าข้อมูล
$(t-k+1)$	$y(t-k+1)$
...	...
$(t-1)$	$y(t-1)$
(t)	$y(t)$

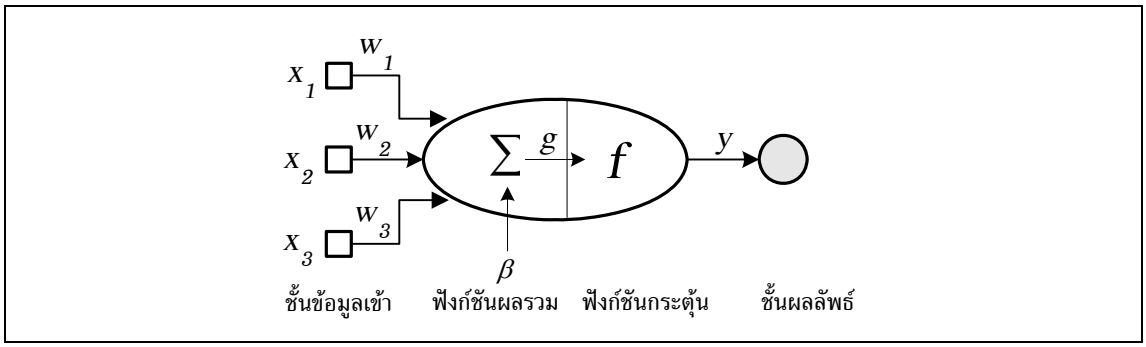
ผลลัพธ์ของตัวแปรอนุกรมเวลาในอนาคตในรูปสมการทางคณิตศาสตร์ได้ดังสมการที่ (2.9)

$$y(t+1) = f[y(t), y(t-1),... , y(t-k+1)] \quad (2.9)$$

2.3 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นเทคนิคการทำงานโดยเลียนแบบมาจากการประมวลผลของระบบประสาทในสมองของมนุษย์ มีการทำงานภายในแบบขนาน [7, 45] โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยนิวรอน (Neuron) หลายๆ นิวรอนเชื่อมต่อกันเป็นโครงข่าย มีการใช้ค่าตัวเลขแทนน้ำหนักในการส่งต่อข้อมูล [5, 46]

โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอน (Perceptron) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบง่าย มีนิวรอนเดียวที่จำลองลักษณะของเซลล์ประสาท แสดงได้ดังภาพประกอบ 2.1



ภาพประกอบ 2.1 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอน

2.3.1 การคำนวณในโครงข่ายประสาทเทียม

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแสดงได้ดังภาพประกอบ 2.1 ภายในนิวรอนประกอบด้วยฟังก์ชันในการคำนวณ 2 ฟังก์ชัน [4, 26, 29] คือ ฟังก์ชันผลรวม (Summation Function) และฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) การทำงานของแต่ละฟังก์ชันมีรายละเอียดดังนี้

1. ฟังก์ชันผลรวม (Summation Function) มีการคำนวณดังสมการ (2.10)

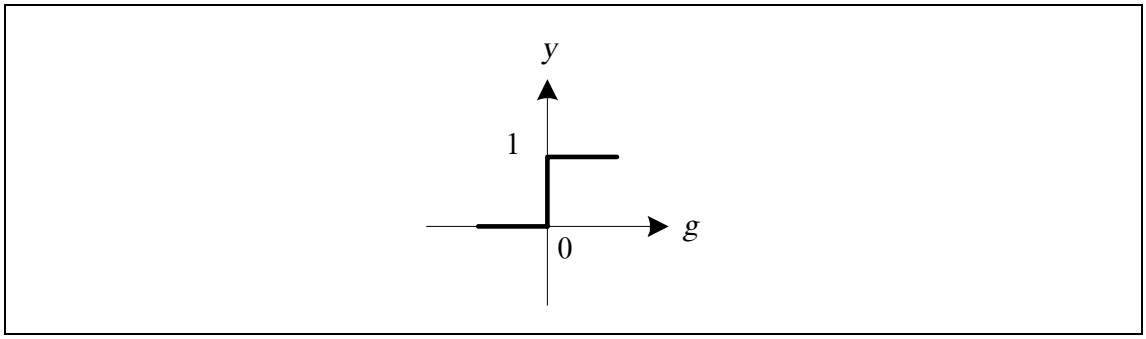
กำหนดให้ ตัวแปร g คือ ผลลัพธ์ที่ได้จากฟังก์ชันผลรวม
ตัวแปร x_i คือ ค่าข้อมูลเข้าตัวที่ i
ตัวแปร w_i คือ ค่าน้ำหนักของนิวรอนตัวที่ i
ตัวแปร z คือ จำนวนนิวรอนของชั้นข้อมูลเข้า
ตัวแปร β คือ ค่าความโน้มเอียง
ตัวแปร i มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง z

$$g = \sum_{i=1}^{z} x_i w_i + \beta \qquad (2.10)$$

2. ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) มีเพื่อปรับค่าที่ได้จากฟังก์ชันผลรวมให้อยู่ในช่วงที่ผู้ใช้ต้องการ [4, 21, 29] ตัวอย่างของฟังก์ชันกระตุ้นแสดงได้ดังสมการ (2.11) ถึง (2.14) กำหนดให้ ตัวแปร y คือ ผลลัพธ์ที่ได้จากฟังก์ชันกระตุ้น

- ฟังก์ชันสเตป (Step Function) มีการทำงานดังสมการที่ (2.11) ผลลัพธ์ที่ได้จะมีค่าเป็น 0 หรือ 1 เท่านั้นแสดงได้ดังภาพประกอบ 2.2

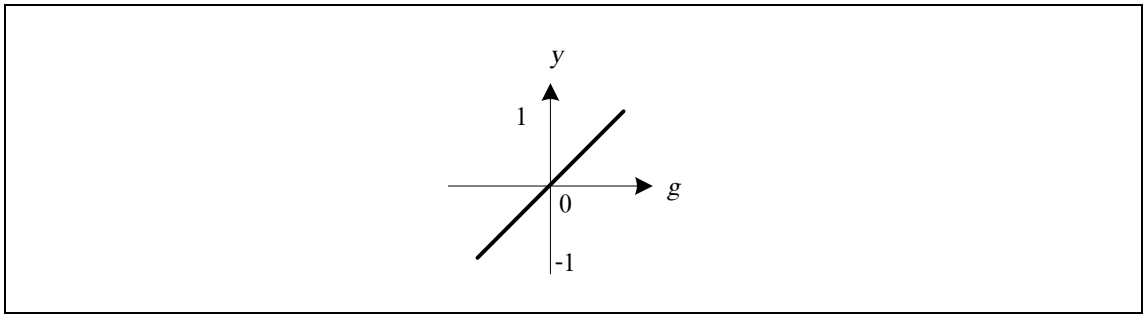
$$y = \begin{cases} 1, & if \quad g \geq 0 \\ 0, & otherwise \end{cases} \qquad (2.11)$$



ภาพประกอบ 2.2 แสดงฟังก์ชันสเตป

- ฟังก์ชันลิเนียร์ (Linear Function) มีการทำงานดังสมการที่ (2.12) ผลลัพธ์ที่ได้จะมีค่าเท่ากับค่าที่เข้าแสดงได้ดังภาพประกอบ 2.3

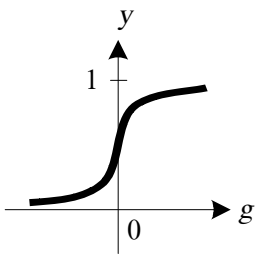
$$y = g \tag{2.12}$$



ภาพประกอบ 2.3 แสดงฟังก์ชันลิเนียร์

- ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) มีการทำงานดังสมการที่ (2.13) ผลลัพธ์ที่ได้จะมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 และมีลักษณะของผลลัพธ์แสดงได้ภาพประกอบที่ 2.4

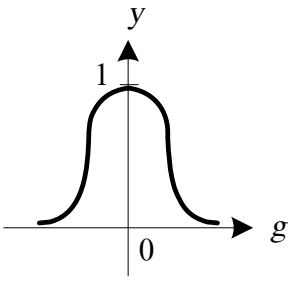
$$y = \frac{1}{1+e^{-g}} \tag{2.13}$$



ภาพประกอบ 2.4 แสดงฟังก์ชันซิกมอยด์

- ฟังก์ชันเกาเซียน (Gaussian Function) มีการทำงานดังสมการที่ (2.14) ผลลัพธ์ที่ได้จะมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 และมีลักษณะของผลลัพธ์แสดงได้ภาพประกอบที่ 2.5

$$y = e^{-g^2} \tag{2.14}$$

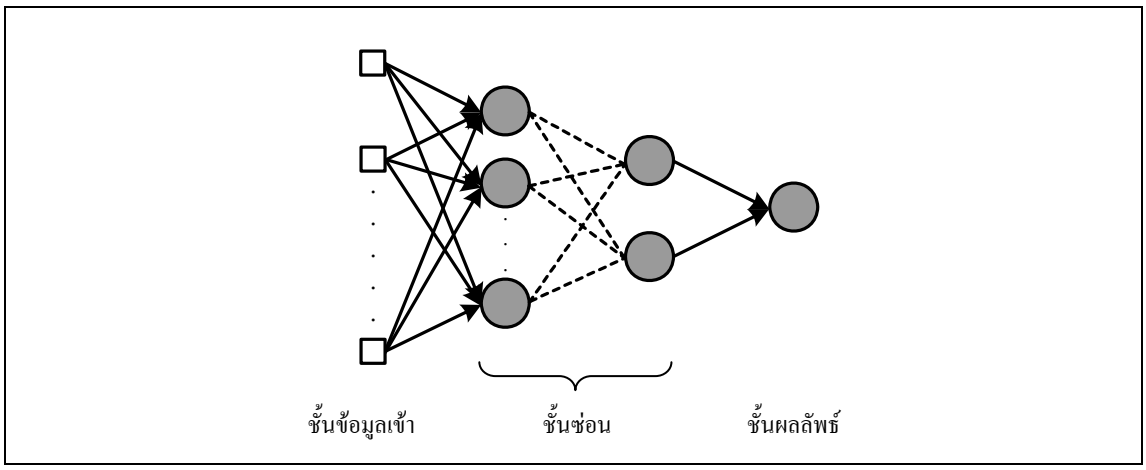


ภาพประกอบ 2.5 แสดงฟังก์ชันเกาเซียน

2.3.2 ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

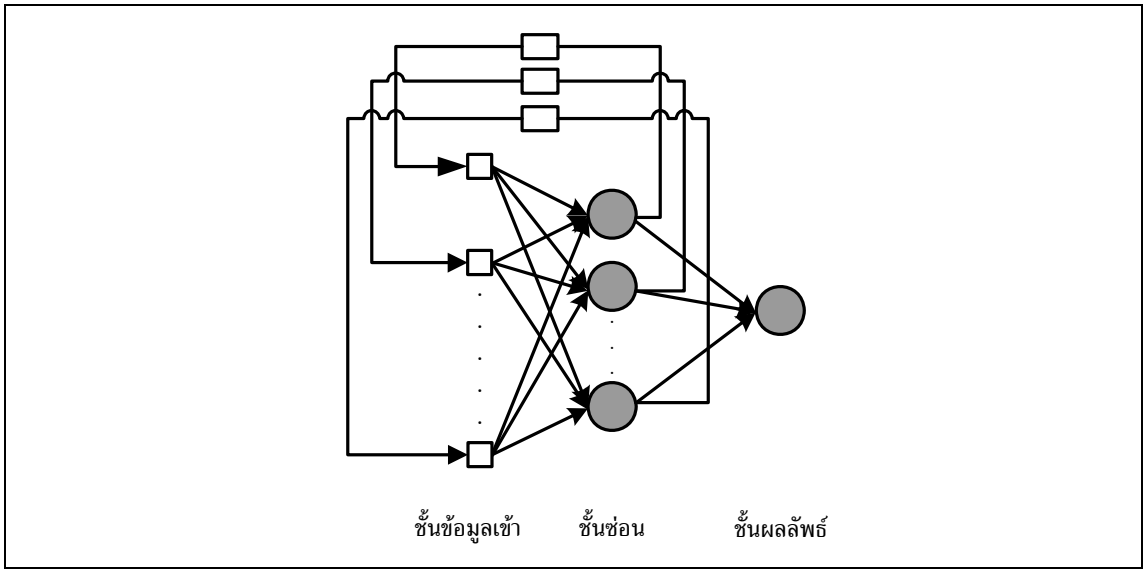
โครงข่ายประสาทเทียมแบ่งประเภทตามการทำงานได้เป็น 2 ประเภท [4] คือ

1. โครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้า (Feedforward Networks) นั่นคือมีทิศทางไปในทางเดียวไม่มีการย้อนกลับ โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron) เป็นการนำเพอร์เซฟตรอนหลาย ๆ ตัวมาเชื่อมต่อกัน แบ่งการทำงานออกเป็น 3 ระดับชั้น [4, 15, 25] คือ ชั้นข้อมูลเข้า (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) โดยในแต่ละชั้นจะมีกี่นิวรอนก็ได้ และในชั้นซ่อนจะมีกี่ระดับก็ได้ ภาพประกอบ 2.6 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบด้วยชั้นข้อมูลเข้า 1 ชั้น ชั้นซ่อน 2 ชั้น และชั้นผลลัพธ์ 1 ชั้น



ภาพประกอบ 2.6 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น

2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ (Recurrent Networks) เป็นโครงข่ายที่มีการวนซ้ำผลลัพธ์ข้อมูล นั่นคือ ผลลัพธ์ของนิวรอนหนึ่งสามารถกลับไปเป็นข้อมูลเข้าของนิวรอนในระดับที่ผ่านมาได้ แสดงได้ภาพประกอบ 2.7



ภาพประกอบ 2.7 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ

2.3.3 การติดต่อระหว่างนิวรอนภายในโครงข่ายประสาทเทียม

การติดต่อระหว่างนิวรอนภายในโครงข่ายประสาทเทียมแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภท [37] ดังนี้

1. การติดต่อแบบสมบูรณ์ (Fully Connected) คือ ทุกๆ นิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าจะมีการเชื่อมต่อไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นแรก และทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้น

แรกจะเชื่อมต่อไปยังทุก ๆ นิวรอนในชั้นถัดไป จนในที่สุดทุก ๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นสุดท้าย จะเชื่อมต่อไปยังทุก ๆ นิวรอนในชั้นแสดงผล

2. การติดต่อแบบบางส่วน (Partially Connected) คือ นิวรอนแต่ละนิวรอนอาจมีการเชื่อมต่อไปยังนิวรอนในชั้นถัดไปหรือไม่ก็ได้

2.3.4 เทคนิคในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

การเรียนรู้ของนิวรอนภายในโครงข่ายประสาทเทียมแบ่งออกเป็น 2 ประเภท [15] คือ

1. การเรียนรู้โดยมีผู้สอน (Supervised Learning) คือ การเรียนรู้ที่จะต้องมีการสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยชุดข้อมูลสำหรับการสอน (Train Set) ก่อนที่จะทำการพยากรณ์ด้วยชุดข้อมูลที่ต้องการ เทคนิคที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม คือ การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Learning) เพื่อใช้ในการปรับปรุงค่าน้ำหนักของโครงข่าย โดยจะทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์กับผลลัพธ์ที่คาดหวัง คำนวณหาค่าความผิดพลาด ซึ่งค่าความผิดพลาดนี้จะถูกส่งกลับเข้าสู่โครงข่ายเพื่อใช้ในการปรับปรุงค่าน้ำหนักต่อไป [24]

2. การเรียนรู้โดยไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) คือ การเรียนรู้ที่ไม่จำเป็นต้องมีข้อมูลที่ใช้สำหรับสอน เทคนิคที่ใช้ในการเรียนรู้ คือ การเรียนรู้โดยการจัดกลุ่มเอง (Self-Organizing Maps: SOMs) [47] ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมของการเรียนรู้แบบนี้จะประกอบด้วยชั้นการทำงาน 2 ชั้น คือ ชั้นข้อมูลเข้า และชั้นผลลัพธ์

2.4 การประเมินค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์

การประเมินประสิทธิภาพของการทำงานในการพยากรณ์ค่าข้อมูลที่อยู่ในรูปตัวเลข [4, 7, 29] จะใช้ค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นของการพยากรณ์ชุดข้อมูลทดสอบโดยเปรียบเทียบค่าผลลัพธ์ที่แท้จริงกับค่าผลลัพธ์จากการพยากรณ์ โดยมีวิธีการประเมินค่า 6 วิธี แสดงได้ดังสมการที่ (2.15) ถึง (2.18)

กำหนดให้ ตัวแปร a คือ ค่าข้อมูลที่แท้จริง

ตัวแปร y คือ ค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์

ตัวแปร n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

2.4.1 ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) แสดงได้ดังสมการ (2.15)

$$MSE = \frac{(a_1 - y_1)^2 + \ldots + (a_n - y_n)^2}{n} \qquad (2.15)$$

2.4.2 รากที่สองของค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) แสดงได้ดังสมการ (2.16)

$$RMSE = \sqrt{\frac{(a_1 - y_1)^2 + ... + (a_n - y_n)^2}{n}} \qquad (2.16)$$

2.4.3 ค่าเฉลี่ยของค่าเบี่ยงเบนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Deviation: MAD) แสดงได้ดังสมการ (2.17)

$$MAD = \frac{\left| a_1 - y_1 \right| + ... + \left| a_n - y_n \right|}{n} \qquad (2.17)$$

2.4.4 ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดร้อยละสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percent Error: MAPE) แสดงได้ดังสมการ (2.18)

$$MAPE = \frac{100}{n} \times \left[\left| \frac{a_1 - y_1}{a_1} \right| + ... + \left| \frac{a_n - y_n}{a_n} \right| \right] \qquad (2.18)$$

จากที่ได้กล่าวมาแล้วนั้น เป็นทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้ ประกอบด้วยเทคนิคการเตรียมข้อมูล ซึ่งจะประกอบด้วยการทำความสะอาดข้อมูล การกรองข้อมูล และการเปลี่ยนรูปข้อมูล ข้อมูลอนุกรมเวลาซึ่งจะเป็นการวิเคราะห์พฤติกรรมของข้อมูลในอดีตเพื่อให้เข้าใจถึงพฤติกรรมที่จะเปลี่ยนแปลงในอนาคต เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งใช้หลักการเรียนรู้จากชุดข้อมูลตัวอย่างเพื่อพยากรณ์ผลลัพธ์กับข้อมูลชุดใหม่ และการประเมินค่าความผิดพลาดที่ได้จากการพยากรณ์เพื่อวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์ ซึ่งในแต่ละเทคนิคก็จะต้องเลือกใช้ให้เหมาะสมกับปัญหานั้น ๆ