บทที่ 3

แบบจำลองระบบพยากรณ์อากาศโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

ในงานวิจัยชิ้นนี้มุ่งเน้นไปที่การออกแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) และการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้กับเทคนิคการกรองข้อมูลและเทคนิคการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มเพื่อพัฒนาเป็นระบบพยากรณ์อากาศ (Weather Forecast System)

แบบจำลองระบบพยากรณ์อากาศโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Weather Forecast using Artificial Neural Networks: WFNN) ออกแบบเพื่อใช้สำหรับการเลือกโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับงานการพยากรณ์ การสกัดตัวแปรข้อมูลเข้า การพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา และการพยากรณ์ฝน ในบทนี้จะกล่าวถึงการออกแบบแบบจำลองระบบพยากรณ์อากาศและขั้นตอนวิธีของระบบพยากรณ์อากาศ แบบจำลองระบบพยากรณ์อากาศโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม หรือเรียกสั้น ๆ ว่าแบบจำลอง WFNN แสดงได้ดังภาพประกอบ 3.1 แบ่งการทำงานออกเป็น 5 ขั้นตอนวิธี นั่นคือ ขั้นตอนวิธีที่ 1 คือ ขั้นตอนวิธีเลือกโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network Architecture Selection) ขั้นตอนวิธีที่ 2 คือ ขั้นตอนวิธีกรองข้อมูลและแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม (Data Filtering and Dividing) ขั้นตอนวิธีที่ 3 คือ ขั้นตอนวิธีสกัดตัวแปรข้อมูลเข้า (Input Feature Extraction) ขั้นตอนวิธีที่ 4 คือ ขั้นตอนวิธีพยากรณ์ตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา (Time-series Input Variables Forecasting) และขั้นตอนวิธีที่ 5 คือ ขั้นตอนวิธีพยากรณ์ฝน (Rainfall Forecast)

ขั้นตอนวิธีที่ 1 : ขั้นตอนวิธีเลือกโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network Architecture Selection)
ขั้นตอนวิธีที่ 2 : ขั้นตอนวิธีกรองข้อมูลและแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม (Data Filtering and Dividing)
ขั้นตอนวิธีที่ 3 : ขั้นตอนวิธีสกัดตัวแปรข้อมูลเข้า (Input Feature Extraction)
ขั้นตอนวิธีที่ 4 : ขั้นตอนวิธีพยากรณ์ตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา (Time-series Input Variables Forecasting)
ขั้นตอนวิธีที่ 5 : ขั้นตอนวิธีพยากรณ์ฝน (Rainfall Forecast)

ภาพประกอบ 3.1 แสดงขั้นตอนวิธีของแบบจำลองระบบพยากรณ์อากาศโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Weather Forecast using Artificial Neural Networks: WFNN)

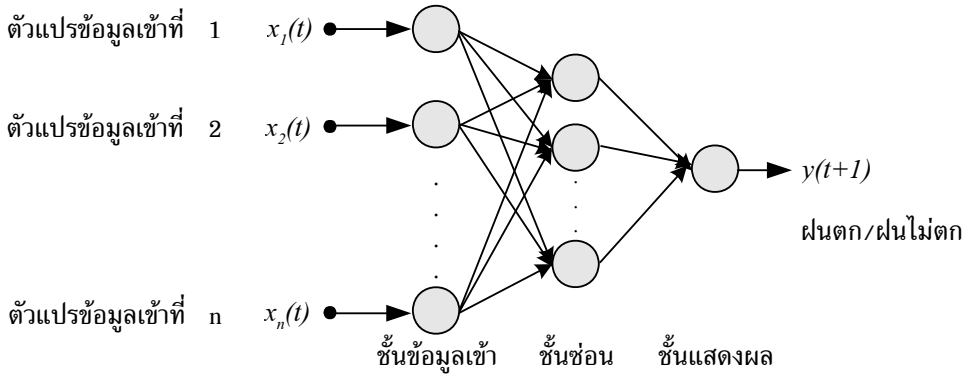
แบบจำลอง WFNN ขั้นตอนวิธีที่ 1 คือ ขั้นตอนวิธีเลือกโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network Architecture Selection) มีจุดประสงค์เพื่อต้องการหาโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับงานด้านการพยากรณ์อากาศ โดยในงานวิจัยชิ้นนี้จะเปรียบเทียบระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron: MLP) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (Radial Basis Function: RBF) ขั้นตอนวิธีที่ 2 คือ ขั้นตอนวิธีกรองข้อมูลและแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม (Data Filtering and Dividing) มีจุดประสงค์เพื่อต้องการกำจัดสิ่งรบกวนที่มีอยู่ในตัวข้อมูล ทำให้ข้อมูลใหม่ที่ได้มีความราบเรียบมากขึ้นซึ่งใช้การกรองความถี่อิมพัลส์จำกัดด้วยฟังก์ชันหน้าต่างแบบแฮมมิง การแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มเพื่อต้องการให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ข้อมูลได้ดีขึ้น ขั้นตอนวิธีที่ 3 คือ ขั้นตอนวิธีสกัดตัวแปรข้อมูลเข้า (Input Feature Extraction) มีจุดประสงค์เพื่อต้องการลดจำนวนตัวแปรเข้ามูลเข้าโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP และค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ ขั้นตอนวิธีที่ 4 คือ ขั้นตอนวิธีพยากรณ์ตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา (Time-series Input Variables Forecasting) มีจุดประสงค์เพื่อต้องการพยากรณ์ค่าข้อมูลของตัวแปรข้อมูลเข้าทุกตัวแปรที่เวลาถัดไป โดยจะใช้ข้อมูลในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมย้อนหลังเป็นจำนวน k ช่วงเวลา นั่นคือเวลาที่ $(t-k+1)$ จนกระทั่งถึงเวลาที่ (t) เป็นค่าข้อมูลเข้า และใช้ค่าข้อมูลที่เวลาถัดไปนั่นคือเวลาที่ $(t+1)$ เป็นข้อมูลผลลัพธ์ และขั้นตอนวิธีที่ 5 คือ ขั้นตอนวิธีพยากรณ์ฝน (Rainfall Forecast) มีจุดประสงค์เพื่อต้องการพยากรณ์ฝนจากโครงข่ายประสาทเทียมที่มีสถาปัตยกรรมเล็กลงที่ได้จากขั้นตอนวิธีสกัดตัวแปรข้อมูลเข้า และพยากรณ์ฝนโดยใช้ค่าข้อมูลตัวแปรเข้าที่ได้จากขั้นตอนวิธีพยากรณ์ตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา รายละเอียดการทำงานของแบบจำลอง WFNN แต่ละขั้นตอนวิธีมีดังนี้

3.1 ขั้นตอนวิธีเลือกโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network Architecture Selection)

การเลือกประเภทของโครงข่ายประสาทเทียมก็เพื่อต้องการทราบว่าสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบใดที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์

นิยามที่ 1 การพยากรณ์ฝนระยะสั้น หมายถึง การพยากรณ์ว่าฝนจะตกหรือไม่ภายในระยะเวลา 3 ชั่วโมง โดยจะใช้ค่าข้อมูลอากาศของตัวแปรต่างๆ ที่เวลาปัจจุบัน (t) เพื่อพยากรณ์ฝนที่เวลาถัดไป $(t+1)$ สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ฝนระยะสั้นแสดงได้ดังภาพประกอบ 3.2

นิยามที่ 2 การพยากรณ์ฝนเป็นฤดู หมายถึง การพยากรณ์ว่าฝนจะตกหรือไม่ โดยจะทำการพยากรณ์ในแต่ละฤดูกาล โดยจะใช้ค่าข้อมูลอากาศของตัวแปรต่างๆ ที่เวลาปัจจุบัน (t) เพื่อพยากรณ์ฝนที่เวลาถัดไป $(t+1)$ สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ฝนเป็นฤดูแสดงได้ดังภาพประกอบ 3.2 เช่นกัน



ภาพประกอบ 3.2 แสดงสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมของการพยากรณ์ฝน

จากภาพประกอบ 3.2 เป็นการทำงานโดยใช้ค่าข้อมูลอากาศของตัวแปรต่าง ๆ นั่นคือตัวแปรข้อมูลเข้าที่ *1* ถึงตัวแปรข้อมูลเข้าที่ *n* ที่เวลาปัจจุบัน *(t)* เพื่อพยากรณ์ฝนที่เวลาถัดไป *(t+1)* โดยสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าเท่ากับจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้า *n* และจำนวนนิวรอนในชั้นแสดงผลเท่ากับหนึ่ง

ขั้นตอนวิธีเลือกโครงข่ายประสาทเทียมแสดงได้ดังภาพประกอบ 3.3 และมีรายละเอียดการทำงานดังนี้

ขั้นตอนวิธีที่ 1 : ขั้นตอนวิธีเลือกโครงข่ายประสาทเทียม

1.1 แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ข้อมูลชุดสอน (Train Set) และข้อมูลชุดทดสอบ (Test Set)

1.2 แทนค่าข้อมูลสูญหาย (Missing Value) ด้วยค่าเฉลี่ยของข้อมูลรอบข้าง แสดงได้ดังสมการที่ (3.1)

1.3 เปลี่ยนรูปข้อมูลให้อยู่ในช่วง [0, 1] แสดงได้ดังสมการที่ (3.2)

1.4 แบ่งข้อมูลออกตามฤดูกาล

1.5 กำหนดให้ $X(t) = \{x_1, x_2, ..., x_n\}$ คือ เซตของตัวแปรข้อมูลเข้าที่เวลา *(t)* เมื่อ *n* คือจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้า

1.6 กำหนดให้ $Y(t+1) = \{y\}$ คือ เซตของข้อมูลตัวแปรผลลัพธ์ที่เวลา *(t+1)*

1.7 สำหรับการพยากรณ์ฝนระยะสั้น

- 1.7.1 สอนโครงข่ายประสาทเทียม (แบบ MLP/แบบ RBF) ด้วยข้อมูลชุดสอน
- 1.7.2 ทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลชุดทดสอบ

1.8 สำหรับการพยากรณ์ฝนเป็นฤดู

- 1.8.1 สอนโครงข่ายประสาทเทียม (แบบ MLP/แบบ RBF) ด้วยข้อมูลชุดสอน
- 1.8.2 ทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลชุดทดสอบ

1.9 เปรียบเทียบค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ และเลือกโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์

ภาพประกอบ 3.3 แสดงขั้นตอนวิธีเลือกโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 1.1 ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ข้อมูลชุดสอน (Train Set) ใช้สำหรับการสอนโครงข่ายประสาทเทียม และข้อมูลชุดทดสอบ (Test Set) ใช้สำหรับการทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 1.2 ทำการแทนค่าข้อมูลสูญหาย (Missing Value) ด้วยค่าเฉลี่ยของข้อมูลรอบข้างดังสมการที่ (3.1)

$$ค่าข้อมูลสูญหาย = \frac{ค่าก่อนหน้าค่าข้อมูลสูญหาย + ค่าหลังค่าข้อมูลสูญหาย}{2} \qquad (3.1)$$

ขั้นตอนที่ 1.3 เปลี่ยนรูปข้อมูลให้อยู่ในช่วง [0, 1] โดยใช้สมการที่ (3.2)

$$ค่าข้อมูลใหม่ = \frac{ค่าข้อมูลเดิม - ค่าต่ำสุดของช่วง}{ค่าสูงสุดของช่วง - ค่าต่ำสุดของช่วง} \qquad (3.2)$$

ขั้นตอนที่ 1.4 แบ่งข้อมูลเป็นฤดูกาลตามแหล่งที่มาของข้อมูล เนื่องจากในแต่ละชุดข้อมูลจะมีการแบ่งข้อมูลตามฤดูกาลที่แตกต่างกัน ตัวอย่างเช่น สำหรับชุดข้อมูลประเทศไทยจะแบ่งออกเป็น 3 ฤดูกาล นั่นคือ ฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูหนาว และชุดข้อมูลจากประเทศสหรัฐอเมริกาจะแบ่งออกเป็น 4 ฤดูกาล นั่นคือ ฤดูหนาว ฤดูใบไม้ผลิ ฤดูร้อน และฤดูใบไม้ร่วง มีรายละเอียดดังนี้

1. ชุดข้อมูลประเทศไทยจะมีการแบ่งข้อมูลออกได้เป็น 3 ฤดูกาล [14] แสดงได้ดังตารางที่ 3.1 นั่นคือ จะใช้ข้อมูล 3 เดือนแรกของแต่ละฤดูเป็นข้อมูลชุดสอนและใช้ข้อมูล 1 เดือนสุดท้ายของแต่ละฤดูเป็นข้อมูลชุดทดสอบ

ตารางที่ 3.1 ตารางแสดงการแบ่งข้อมูลตามฤดูกาลสำหรับชุดข้อมูลประเทศไทย

การแบ่งข้อมูลตามฤดู			
การสอน		**การทดสอบ**	
ฤดูร้อน	ก.พ. – เม.ย.	ฤดูร้อน	พ.ค.
ฤดูฝน	มิ.ย. – ส.ค.	ฤดูฝน	ก.ย.
ฤดูหนาว	ต.ค. – ธ.ค.	ฤดูหนาว	ม.ค.

2. ชุดข้อมูลต่างประเทศจะมีการแบ่งข้อมูลออกได้เป็น 4 ฤดูกาล [6] แสดงได้ดังตารางที่ 3.2 นั่นคือ จะใช้ข้อมูล 2 เดือนแรกของแต่ละฤดูเป็นข้อมูลชุดสอนและใช้ข้อมูล 1 เดือนสุดท้ายของแต่ละฤดูเป็นข้อมูลชุดทดสอบ

ตารางที่ 3.2 ตารางแสดงการแบ่งข้อมูลตามฤดูกาลสำหรับชุดข้อมูลต่างประเทศ

การแบ่งข้อมูลตามฤดู			
การสอน		**การทดสอบ**	
ฤดูหนาว	ธ.ค. – ม.ค.	ฤดูหนาว	ก.พ.
ฤดูใบไม้ผลิ	มี.ค. – เม.ย.	ฤดูใบไม้ผลิ	พ.ค.
ฤดูร้อน	มิ.ย. – ก.ค.	ฤดูร้อน	ส.ค.
ฤดูใบไม้ร่วง	ก.ย. – ต.ค.	ฤดูใบไม้ร่วง	พ.ย.

ขั้นตอนที่ 1.5 กำหนดค่าข้อมูลตัวแปรเข้าสำหรับการสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่เวลาปัจจุบัน (t) โดยกำหนดให้ ตัวแปร n เป็นจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้าทั้งหมด

ขั้นตอนที่ 1.6 กำหนดค่าข้อมูลของตัวแปรผลลัพธ์ที่เวลาถัดไป $(t+1)$ เนื่องจากจะต้องสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่เวลาถัดไปเสมอว่าฝนจะตกหรือไม่

ตัวอย่างข้อมูลสำหรับการสอนโครงข่ายประสาทเทียมแสดงได้ดังตารางที่ 3.3 จะใช้ข้อมูล x_1 ถึง x_n ณ เวลา (t) เช่น 01.00น. เป็นข้อมูลเข้าและใช้ข้อมูลปริมาณฝนที่เวลาถัดไป $(t+1)$ เช่น 04.00น. เป็นข้อมูลผลลัพธ์ ตัวอย่างเช่น จะได้ค่า x_1 ถึง x_7 คือ [5, 17.1, 1012.3, 41, 32, 0, 0] (บรรทัดแรก) และค่า y คือ 5.5 (บรรทัดที่ 2) เป็นต้น

ตารางที่ 3.3 ตารางแสดงตัวอย่างข้อมูลการพยากรณ์ฝนแบ่งเป็นราย 3 ชั่วโมง

เวลา	$\mathbf{x_1}$ **เมฆ**	$\mathbf{x_2}$ **อุณหภูมิจุดน้ำค้าง**	$\mathbf{x_3}$ **ความกดอากาศ**	$\mathbf{x_4}$ **ความชื้นสัมพัทธ์**	$\mathbf{x_5}$ **อุณหภูมิ**	$\mathbf{x_6}$ **ความเร็วลม**	$\mathbf{x_7}$ **ทิศทางลม**	**Y ปริมาณฝน**
01.00	5	17.1	1012.3	41	32	0	0	0
04.00	4	18.7	1011.1	43	33	4	60	5.5
07.00	5	17.7	1010.6	38	34	0	50	0
10.00	2	19.2	1010.4	41	35	2	0	0.1
13.00	2	15.1	1014.7	43	29	6	20	0.7
16.00	1	11.9	1015.9	37	28	7	40	0
19.00	0	12.7	1015.9	40	28	6	40	4.2
22.00	3	13.3	1014.3	35	30	4	190	0

ขั้นตอนที่ 1.7 ทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียม (แบบ MLP หรือแบบ RBF) สำหรับการพยากรณ์ฝนระยะสั้นโดยใช้ข้อมูลชุดสอน และทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ชุดข้อมูลทดสอบ สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ฝนระยะสั้นแสดงได้ดังภาพประกอบ 3.2

ขั้นตอนที่ 1.8 ทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียม (แบบ MLP หรือแบบ RBF) สำหรับการพยากรณ์ฝนเป็นฤดูโดยใช้ข้อมูลชุดสอน และทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ชุดข้อมูลทดสอบ สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ฝนแสดง

ได้ดังภาพประกอบ 3.2 เช่นกัน ในขั้นตอนที่ 1.9 ทำการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องที่ได้จากการพยากรณ์ระยะสั้นและการพยากรณ์เป็นฤดูเพื่อหาโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่าความถูกต้องสูงสำหรับการทำงานในขั้นตอนวิธีต่อไป

หมายเหตุ ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม มีการกำหนดจำนวนรอบในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมเป็นจำนวน 100 รอบ (epoch = 100) นั่นคือ โครงข่ายประสาทเทียมจะหยุดการเรียนรู้เมื่อค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นเท่ากับ 0 หรือจำนวนรอบในการทำงานเท่ากับ 100

3.2 ขั้นตอนวิธีกรองข้อมูลและแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม (Data Filtering and Dividing)

เป็นขั้นตอนการกรองข้อมูลโดยใช้การกรองความถี่อิมพัลส์จำกัดด้วยฟังก์ชันหน้าต่างแบบแฮมมิงและการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม เพื่อใช้สำหรับการประมวลผลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่เลือกไว้จากขั้นตอนวิธีที่ 1 แสดงได้ดังภาพประกอบ 3.4 มีรายละเอียดการทำงานดังนี้

ขั้นตอนวิธีที่ 2 : ขั้นตอนวิธีกรองข้อมูลและแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม
2.1 กรองข้อมูลด้วยฟังก์ชันหน้าต่างแบบแฮมมิง แสดงได้ดังสมการที่ (3.3) โดยกำหนดให้ k = 8
2.2 แบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม (โดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน / โดยผู้ชำนาญการ)
2.3 เปลี่ยนรูปข้อมูลให้อยู่ในช่วง [0, 1] แสดงได้ดังสมการที่ (3.2)

ภาพประกอบ 3.4 แสดงขั้นตอนวิธีกรองข้อมูลและแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม

ขั้นตอนที่ 2.1 ทำการกรองข้อมูลเพื่อกำจัดสิ่งรบกวน (Noise) ออกโดยใช้อัลกอริทึมการกรองความถี่อิมพัลส์จำกัด (Finite Impulse Response: FIR) แสดงได้ตามสมการที่ (3.3) กำหนดให้ ตัวแปร $\widehat{h}(k)$ คือ ข้อมูลใหม่ที่ผ่านการกรองแล้ว ตัวแปร $h(k)$ คือข้อมูลเดิม และตัวแปร $w(k)$ คือฟังก์ชันหน้าต่าง

$$\widehat{h}(k) = h(k) \bullet w(k) \tag{3.3}$$

ฟังก์ชันหน้าต่างที่ใช้ในงานวิจัยชิ้นนี้ คือ ฟังก์ชันหน้าต่างแบบแฮมมิง (Hamming Window) แสดงได้ดังสมการที่ (3.4) กำหนดให้ ตัวแปร k คือขนาดของจุดข้อมูลที่ทำการประมวลผล (ในที่นี้กำหนดค่าตัวแปร k = 8 เนื่องจากมีการเก็บข้อมูลเป็น 8 ช่วงเวลาต่อวัน) ตัวแปร K คือขนาดของจุดข้อมูลของฟังก์ชันหน้าต่างที่ผู้ใช้กำหนด

$$w(k) = \begin{cases} 0.54 - 0.5\cos\left(\dfrac{2\pi k}{K-1}\right) & ;\ 0 \le k \le K-1 \\ 0 & ;\ \text{อื่นๆ} \end{cases} \tag{3.4}$$

ขั้นตอนที่ 2.2 ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยใช้วิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูล 2 วิธี นั่นคือ การแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน และการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยผู้ชำนาญการ [14]

1. การแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน สามารถแบ่งกลุ่มโดยคำนวณค่าระยะห่างของช่วงในแต่ละกลุ่มได้ดังสมการที่ (3.5)

$$r = \frac{max - min}{q} \tag{3.5}$$

กำหนดให้ ตัวแปร r คือระยะห่างของช่วงในแต่ละกลุ่ม
ตัวแปร q คือจำนวนกลุ่มที่ต้องการ
ตัวแปร max คือค่าข้อมูลสูงสุด
ตัวแปร min คือค่าข้อมูลต่ำสุด

2. การแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยผู้ชำนาญการสามารถแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มแสดงได้ดังตารางที่ 3.4 นั่นคือ ข้อมูลความกดอากาศแบ่งออกได้เป็น 2 กลุ่ม ข้อมูลทิศทางลมแบ่งออกได้เป็น 4 กลุ่ม ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์แบ่งออกได้เป็น 5 กลุ่ม ข้อมูลปริมาณฝนแบ่งออกได้เป็น 5 กลุ่ม ข้อมูลปริมาณเมฆแบ่งออกได้เป็น 6 กลุ่ม ข้อมูลอุณหภูมิแบ่งออกได้เป็น 6 กลุ่ม ข้อมูลอุณหภูมิจุดน้ำค้างแบ่งออกได้เป็น 6 กลุ่ม และข้อมูลความเร็วลมแบ่งออกได้เป็น 6 กลุ่ม

ขั้นตอนที่ 2.3 เปลี่ยนรูปข้อมูลให้อยู่ในช่วง [0, 1] โดยใช้สมการที่ (3.2)

ตารางที่ 3.4 ตารางแสดงการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยผู้ชำนาญการ

ตัวแปร	จำนวนกลุ่ม	กลุ่มที่					
		1	2	3	4	5	6
ความกดอากาศ	2	[0, 1010)	[1010, ∞)	-	-	-	-
ทิศทางลม	4	[0, 90)	[90, 180)	[180, 270)	[270, 360]	-	-
ความชื้นสัมพัทธ์	5	[0, 10)	[10, 64)	[64, 75)	[75, 80)	[80, 100]	-
ปริมาณฝน	5	[0, 0.1)	[0.1, 10)	[10, 36)	[36, 90)	[90, ∞)	-
ปริมาณเมฆ	6	[0, 1)	[1, 3)	[3, 5)	[5, 8)	[8, 9)	[9, 10]
อุณหภูมิ	6	[0, 8)	[8, 18)	[18, 23)	[23, 35)	[35, 40)	[40, 100]
อุณหภูมิจุดน้ำค้าง	6	[0, 8)	[8, 18)	[18, 23)	[23, 35)	[35, 40)	[40-100]
ความเร็วลม	6	[0, 1)	[1, 6)	[6, 16)	[16, 27)	[27, 63)	[63, ∞)

3.3 ขั้นตอนวิธีสกัดตัวแปรข้อมูลเข้า (Input Feature Extraction)

ในขั้นตอนวิธีการสกัดตัวแปรข้อมูลเข้าก็เพื่อต้องการทราบว่าตัวแปรข้อมูลเข้าตัวใดมีผลต่อการพยากรณ์ฝนบ้าง จึงทำการตัดตัวแปรข้อมูลเข้าบางตัวออกโดยใช้ค่าความถูกต้องใน

การพยากรณ์ฝนของข้อมูลชุดทดสอบในการตัดสินใจว่าจะยอมรับตัวแปรข้อมูลเข้านั้นหรือไม่ สาเหตุที่ต้องตัดตัวแปรเข้าออกเนื่องจากเราต้องการสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่มีขนาดเล็ก ซึ่งจะทำให้สามารถทราบความสัมพันธ์ของตัวแปรที่จำเป็นต่อการพยากรณ์อากาศและทำให้ใช้เวลาในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมลดลง เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมมีความซับซ้อนน้อยลง

นิยามที่ 3 ตัวแปร λ หมายถึง ค่าความถูกต้องที่ได้จากการพยากรณ์ฝนโดยใช้ตัวแปรข้อมูลเข้าทุกตัวของชุดข้อมูลทดสอบ

นิยามที่ 4 ตัวแปร **ø** หมายถึง ค่าขอบเขตความผิดพลาดที่ยอมรับได้

นิยามที่ 5 ตัวแปร λ^* หมายถึงค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ที่ยอมรับได้

นิยามที่ 6 ตัวแปร λ' หมายถึงค่าความถูกต้องใหม่ของการพยากรณ์ที่ได้จากการตัดลดจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้า

ขั้นตอนวิธีสกัดตัวแปรข้อมูลเข้าแสดงได้ดังภาพประกอบ 3.5 มีขั้นตอนการทำงานดังนี้

ขั้นตอนวิธีที่ 3 : ขั้นตอนวิธีสกัดตัวแปรข้อมูลเข้า
3.1 กำหนดให้ λ คือ ค่าความถูกต้องของข้อมูลชุดทดสอบ (accuracy)
3.2 กำหนดให้ **ø** คือ ค่าขอบเขตความผิดพลาดที่ยอมรับได้
3.2.1 กำหนดค่า **ø** = 0.05
3.3 กำหนดให้ λ^* เป็นค่าความถูกต้องที่ยอมรับได้ คำนวณได้จากสมการที่ (3.7) นั่นคือ $\lambda^* = \lambda - \lambda$**ø**
3.4 กำหนดให้ λ' คือ ค่าความถูกต้องใหม่
3.4.1 ทำการลดจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้าทีละ 1 ตัว จนกระทั่งเหลือ 1 ตัวแปร
3.4.2 สอนโครงข่ายประสาทเทียม
3.4.3 ทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมและคำนวณค่าความถูกต้องใหม่ (λ')
3.4.4 ถ้าค่า $\lambda' \geq \lambda^*$ แล้วยอมรับการลดจำนวนตัวแปรนั้น และจัดเก็บโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับใช้ในการพยากรณ์ฝน

ภาพประกอบ 3.5 แสดงขั้นตอนวิธีสกัดตัวแปรข้อมูลเข้า

ขั้นตอนที่ 3.1 กำหนดให้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ของการพยากรณ์สำหรับชุดข้อมูลทดสอบมีค่าเท่ากับ λ คำนวณได้ดังสมการที่ (3.6) [44]

$$\text{ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ } (\lambda) = \frac{\text{จำนวนข้อมูลที่พยากรณ์ถูกต้อง}}{\text{จำนวนข้อมูลทั้งหมด}} \times 100\% \qquad (3.6)$$

ขั้นตอนที่ 3.2 กำหนดให้ค่าขอบเขตของค่าความถูกต้องที่สามารถลดลงได้มีค่าเท่ากับ ø ในที่นี้กำหนดให้ ø = 0.05 (หมายความว่า ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ลดลงได้ไม่เกิน 5% จากค่าความถูกต้องเดิม) แต่อย่างไรก็ตามผู้ใช้สามารถปรับค่าได้ตามความเหมาะสม

ขั้นตอนที่ 3.3 กำหนดให้ค่าความถูกต้องที่ยอมรับได้มีค่าเท่ากับ λ^* ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ที่ยอมรับได้คำนวณได้ดังสมการที่ (3.7)

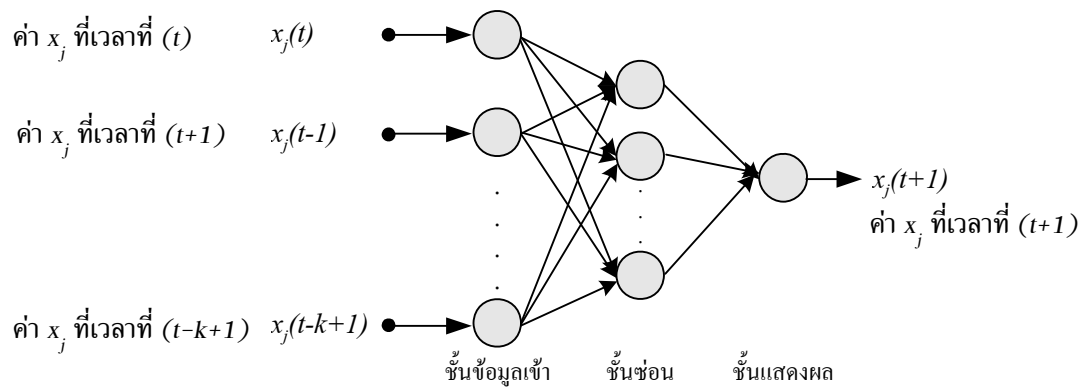
$$\lambda^* = \lambda - \lambda ø \qquad (3.7)$$

ขั้นตอนที่ 3.4 กำหนดให้ค่าความถูกต้องใหม่มีค่าเท่ากับ λ' ในขั้นตอนที่ 3.4.1 ถึงขั้นตอนที่ 3.4.4 เป็นการลดจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้าทีละ 1 ตัวแปร และตรวจสอบค่าความถูกต้องของการลดจำนวนตัวแปร จะยอมรับการตัดลดตัวแปรข้อมูลเข้านั้น ๆ ถ้าค่าความถูกต้องเป็นไปตามเงื่อนไขที่กำหนดไว้ นั่นคือ ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ที่ได้ใหม่ (λ') จะต้องมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับค่าความถูกต้องที่ยอมรับได้ (λ^*) หลังจากนั้นจัดเก็บโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับใช้ในการพยากรณ์ฝนตามขั้นตอนวิธีพยากรณ์ฝน

3.4 ขั้นตอนวิธีพยากรณ์ตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา (Time-series Input Variables Forecasting)

เป็นการนำผลลัพธ์ตัวแปรข้อมูลเข้าที่ได้จากการสกัดในขั้นตอนวิธีสกัดตัวแปรข้อมูลเข้าเพื่อนำมาทำการพยากรณ์ค่าข้อมูลตัวแปรเข้านั้นที่เวลาถัดไป โดยใช้ข้อมูลย้อนหลังในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม

นิยามที่ 7 การพยากรณ์อนุกรมเวลา หมายถึง การพยากรณ์ค่าข้อมูลที่เวลาถัดไป โดยสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลย้อนหลังของข้อมูลนั้น ๆ นั่นคือ ทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาย้อนหลังเป็นจำนวน k ช่วงเวลา ตั้งแต่เวลาที่ (t) ย้อนหลังไปจนถึงเวลาที่ $(t-k+1)$ เพื่อพยากรณ์ผลลัพธ์ที่เวลา $(t+1)$ ดังนี้ $x(t+1) = f[x(t), x(t-1), \ldots, x(t-k+1)]$ สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์อนุกรมเวลาแสดงได้ดังภาพประกอบ 3.6



ภาพประกอบ 3.6 แสดงสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์อนุกรมเวลาของตัวแปร x_j

ขั้นตอนวิธีพยากรณ์ตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลาแสดงได้ดังภาพประกอบ 3.7 โดยมีลำดับการทำงานดังนี้

ขั้นตอนวิธีที่ 4 : ขั้นตอนวิธีพยากรณ์ตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา
4.1 สำหรับทุกตัวแปร x_j โดยที่ $1 \le j \le m$ และ $m \le n$ (m เป็นจำนวนของตัวแปรข้อมูลเข้าที่ผ่านการลดจากขั้นตอนที่ 3.4 และ n เป็นจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้าทั้งหมด) 4.1.1 กำหนดค่าของตัวแปรข้อมูลเข้าย้อนหลัง k จุด นั่นคือ ตั้งแต่เวลาที่ $(t-k+1)$ ถึงเวลาที่ (t) 4.1.2 กำหนดค่าของตัวแปรผลลัพธ์ของตัวแปร x_j ที่เวลา $(t+1)$ $[x_j(t-k+1),\ldots, x_j(t-1), x_j(t)] \rightarrow x_j(t+1)$ 4.1.3 สอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าที่เวลา $(t+1)$

ภาพประกอบ 3.7 แสดงขั้นตอนวิธีพยากรณ์ตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา

สำหรับทุกตัวแปรข้อมูลเข้า x_j โดยที่ $1 \le j \le m$ และ m เป็นจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้าที่ผ่านการลดแล้วจากขั้นตอนที่ 2.7 ขั้นตอนที่ 4.1.1 กำหนดค่าของตัวแปรข้อมูลเข้าย้อนหลัง k จุด (กำหนดให้จำนวนตัวแปรเข้าย้อนหลังเท่ากับจำนวนจุดที่ต้องการประมวลผลโดยใช้ฟังก์ชันหน้าต่างแบบแฮมมิงของการกรองข้อมูลด้วยความถี่อิมพัลส์จำกัด) นั่นคือ ค่าข้อมูลตั้งแต่เวลาที่ $(t-k+1)$ ถึงเวลาที่ (t)

ขั้นตอนที่ 4.1.2 กำหนดค่าของตัวแปรผลลัพธ์จากตัวแปรข้อมูลเข้า x_j ที่เวลา $(t+1)$

ในงานวิจัยชิ้นนี้กำหนดช่วงเวลาย้อนหลังเป็นจำนวน 8 ช่วงเวลา (k=8) เนื่องจากมีการจัดเก็บข้อมูลเป็น 8 ช่วงเวลาต่อวันและต้องการใช้ข้อมูลย้อนหลังทั้งวันในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาในช่วงเวลาถัดไป *(t+1)* ตัวอย่างการจัดเก็บข้อมูลแบบอนุกรมเวลาแสดงได้ดังตารางที่ 3.5 ตัวอย่างเช่น ใช้ข้อมูลอุณหภูมิจุดน้ำค้างสำหรับสอนโครงข่ายประสาทเทียมย้อนหลัง 8 ตัว ณ เวลา [*t−7, t−6, t−5, t−4, t−3, t−2, t−1, t*] หรือ [01.00น., 04.00น., 07.00น., 10.00น., 13.00น., 16.00น., 19.00น., 22.00น.] มีค่าข้อมูลอุณหภูมิจุดน้ำค้างดังนี้ [19.4, 17.9, 16.8, 18.3, 17.1, 17.1, 21.1, 19.9] และพยากรณ์ผลลัพธ์อุณหภูมิจุดน้ำค้างที่เวลาถัดไป ณ เวลา [*t+1*] นั่นคือ [22.00น. ของวันถัดไป] คือ 19.3

ตารางที่ 3.5 ตารางแสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับการสอนโครงข่ายประสาทเทียม
ในการพยากรณ์ตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา

t−7	*t−6*	*t−5*	*t−4*	*t−3*	*t−2*	*t−1*	*t*	*t+1*	*t+2*
01.00น.	04.00น.	07.00น.	10.00น.	13.00น.	16.00น.	19.00น.	22.00น.	01.00น.	04.00น.
19.4	17.9	16.8	18.3	17.1	17.1	21.1	19.9	18.9	18.0
18.9	18.0	17.1	19.6	14.2	15.4	18.4	17.9	17.0	16.3
17.0	16.3	16.5	15.9	14.1	15.1	16.3	16.3	16.3	15.2
16.3	15.2	15.2	14.9	16.3	13.8	14.9	16.4	17.2	16.4
17.2	16.4	16.4	16.2	16.7	15.3	17.1	20.2	20.1	18.9

และขั้นตอนที่ 4.1.3 ทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลชุดสอนโดยใช้สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแสดงได้ดังภาพประกอบ 3.6

3.5 ขั้นตอนวิธีพยากรณ์ฝน (Rainfall Forecast)

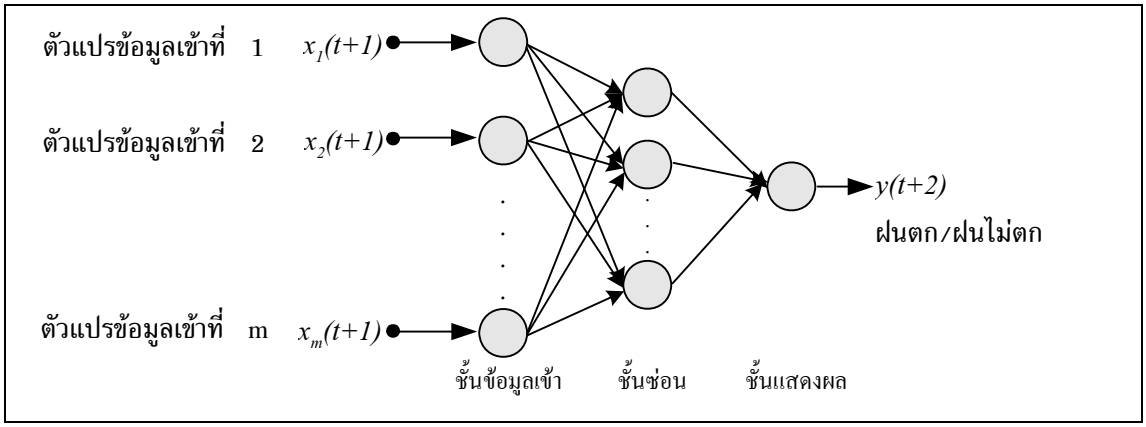
ขั้นตอนวิธีพยากรณ์ฝนเป็นการพยากรณ์ฝนระยะสั้นตามคำนิยาม 1 แต่จะใช้ค่าข้อมูลอากาศของตัวแปรต่าง ๆ ที่ได้จากการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่เวลา *(t+1)* เพื่อพยากรณ์ฝนที่เวลาถัดไป *(t+2)* โดยใช้สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เล็กลงที่ได้จากขั้นตอนวิธีสกัดตัวแปรข้อมูลเข้า การทำงานของขั้นตอนวิธีพยากรณ์ฝนแสดงได้ดังภาพประกอบ 3.8 โดยมีลำดับการทำงานดังนี้

ขั้นตอนวิธีที่ 5 : ขั้นตอนวิธีพยากรณ์ฝน
5.1 กำหนดค่าข้อมูลตัวแปรเข้าที่เวลา *(t+1)* จากขั้นตอนที่ 4.1.3
5.2 พยากรณ์ฝนโดยใช้สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมในขั้นตอนที่ 3.7.4 ที่เวลา *(t+2)*
$[x_1(t+1), x_2(t+1), \ldots, x_m(t+1)] \rightarrow y(t+2)$

ภาพประกอบ 3.8 แสดงขั้นตอนวิธีพยากรณ์ฝน

ขั้นตอนที่ 5.1 กำหนดค่าข้อมูลของตัวแปรเข้าที่เวลา *(t+1)* เป็นจำนวน *m* ตัว ซึ่งเป็นผลลัพธ์ที่ได้จากการทำงานในขั้นตอนที่ 4.1.3

และขั้นตอนที่ 5.2 ทำการพยากรณ์ฝนที่เวลา *(t+2)* โดยใช้สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ในขั้นตอนที่ 3.7.4 แสดงได้ดังภาพประกอบ 3.9 นั่นคือ ใช้ค่าข้อมูลอากาศของตัวแปรต่าง ๆ นั่นคือตัวแปรข้อมูลเข้าที่ *1* ถึงตัวแปรข้อมูลเข้าที่ *m* ที่เวลา *(t+1)* เพื่อพยากรณ์ฝนที่เวลาถัดไป *(t+2)* โดยจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าจะเท่ากับ *m* นั่นคือเท่ากับจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้านั่นเอง



ภาพประกอบ 3.9 แสดงสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมของการพยากรณ์ฝนที่เวลา *(t+2)*

แบบจำลอง WFNN มีการทำงานตามลำดับการทำงานตามขั้นตอนดังนี้ 1) การสกัดตัวแปรข้อมูลเข้าเพื่อต้องการสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่เล็กลง ทำให้ใช้เวลาในการพยากรณ์น้อยลง และเพื่อต้องการทราบว่าตัวแปรข้อมูลเข้าตัวใดที่มีผลการการพยากรณ์บ้าง 2) การพยากรณ์ค่าข้อมูลตัวแปรเข้าที่เวลาถัดไป *(t+1)* เพื่อต้องการทราบค่าข้อมูลของตัวแปรข้อมูลเข้านั้น ๆ ในอนาคต และ 3) การพยากรณ์ฝนที่เวลา *(t+2)* โดยใช้ค่าข้อมูลของตัวแปรเข้าที่ได้จากการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาเพื่อพยากรณ์ฝนในอนาคตได้ ผู้ใช้สามารถทำงานในขั้นตอนวิธีต่าง ๆ ของแบบจำลอง WFNN ได้โดยไม่จำเป็นต้องทำตามลำดับหรือเริ่มต้นด้วยขั้นตอนวิธีที่ 1 และไม่จำเป็นต้องทำให้ครบทุกขั้นตอนวิธีของแบบจำลอง WFNN ตัวอย่างเช่น ผู้ใช้สามารถทำงานตามแบบจำลอง WFNN ในขั้นตอนวิธีพยากรณ์ค่าข้อมูลตัวแปรเข้าแบบอนุกรมเวลาได้โดยไม่จำเป็นต้องผ่านขั้นตอนวิธีการสกัดตัวแปรข้อมูลเข้า หรือทำงานในขั้นตอนวิธีพยากรณ์ฝนได้โดยไม่ผ่านขั้นตอนวิธีสกัดตัวแปรข้อมูลเข้าและขั้นตอนวิธีพยากรณ์ค่าข้อมูลตัวแปรเข้าแบบอนุกรมเวลา เป็นต้น