

บทที่ 4

ผลการทดลองและบทวิจารณ์

บทนี้จะนำเสนอผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองตามแบบจำลองระบบพยากรณ์อากาศโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Weather Forecast using Artificial Neural Networks: WFNN) ใช้ข้อมูลอากาศจากแหล่งข้อมูลประเทศไทย (ข้อมูลจากสถานีอากาศ กรมอุตุนิยมวิทยา ประเทศไทย) และแหล่งข้อมูลต่างประเทศ (ข้อมูลจากมหาวิทยาลัยวอชิงตัน ประเทศสหรัฐอเมริกา และข้อมูลจากเมืองวิชิตา ประเทศสหรัฐอเมริกา) ผลการทดลองแสดงได้ตามลำดับการทำงานของแบบจำลอง WFNN ดังนี้

4.1 ชุดข้อมูลประเทศไทย

ข้อมูลจัดเก็บโดยสถานีอากาศ กรมอุตุนิยมวิทยาประเทศไทย ประกอบด้วยข้อมูลของจังหวัดจันทบุรี เชียงราย ชลบุรี และภูเก็ต มีการเก็บข้อมูลราย 3 ชั่วโมงนั้นคือที่เวลา 01.00น. 04.00น. 07.00น. 10.00น. 13.00น. 16.00น. 19.00น. และ 22.00น. เป็นจำนวน 11,680 เรคอร์ด (4 ปี ตั้งแต่ปี ค.ศ. 2000 ถึงปี ค.ศ. 2003) ประกอบด้วยข้อมูลเข้า 7 ตัวแปร คือตัวแปร x_1 ถึง x_7 และข้อมูลผลลัพธ์ 1 ตัวแปรคือตัวแปร y รายละเอียดของข้อมูลแสดงได้ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 ตารางแสดงตัวแปรข้อมูลจากสถานีอากาศ กรมอุตุนิยมวิทยาประเทศไทย

ตัวแปร	ความหมาย	หน่วย
x_1	ปริมาณเมฆในท้องฟ้า	(1-10) ส่วน
x_2	อุณหภูมิจุดน้ำค้าง	องศาเซลเซียส
x_3	ความกดอากาศ	มิลลิบาร์
x_4	ความชื้นสัมพัทธ์	เปอร์เซ็นต์
x_5	อุณหภูมิ	องศาเซลเซียส
x_6	ความเร็วลม	นอต
x_7	ทิศทางลม	องศา
y	ปรากฏการณ์ฝนตก	มิลลิเมตร

ที่มา : ข้อมูลจากกรมอุตุนิยมวิทยา ประเทศไทย

4.1.1 การเลือกโครงข่ายประสาทเทียม

ในการทดลองตามขั้นตอนวิธีที่ 1 ของแบบจำลอง WFNN เพื่อเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับงานการพยากรณ์ ข้อมูลจะแบ่งออกเป็นข้อมูลชุดสอน (ใช้ข้อมูล 3 ปี) สำหรับการสอนโครงข่ายประสาทเทียม และข้อมูลชุดทดสอบ (ใช้ข้อมูล 1 ปี) สำหรับการวัดประสิทธิภาพการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม ตัวอย่างข้อมูลดิบของชุดข้อมูลประเทศไทย แสดงได้ดังตารางที่ 4.2 โดยประกอบด้วยค่าข้อมูลสูญหาย 3 ค่า คือ ค่าข้อมูลของตัวแปร x_2 : อุณหภูมิจุดน้ำค้างที่เวลา 04.00น. ค่าข้อมูลของตัวแปร x_4 : ความชื้นสัมพัทธ์ที่เวลา 16.00น. และค่าข้อมูลของตัวแปร x_5 : อุณหภูมิที่เวลา 04.00น. เมื่อผ่านขั้นตอนการแทนค่าข้อมูลสูญหาย ด้วยค่าเฉลี่ยของข้อมูลรอบข้าง นั่นคือ ค่าข้อมูลสูญหายเท่ากับ (ค่าก่อนหน้าค่าสูญหาย+ค่าหลังค่าสูญหาย/2) ตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านการแทนค่าข้อมูลสูญหายแสดงได้ดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.2 ตารางแสดงตัวอย่างข้อมูลดิบของจังหวัดเชียงราย ประเทศไทย ราย 3 ชั่วโมง

เวลา	x_1 เมฆ	x_2 อุณหภูมิจุด น้ำค้าง	x_3 ความกด อากาศ	x_4 ความชื้น สัมพัทธ์	x_5 อุณหภูมิ	x_6 ความเร็ว ลม	x_7 ทิศทางลม	y ปริมาณ ฝน
01.00	10	24.9	1008.98	89	26.9	0	0	1
04.00	10	-	1008.55	96	-	0	0	3
07.00	3	25.8	1010.81	86	28.3	3	270	0
10.00	2	24.3	1009.91	76	28.9	3	250	0
13.00	3	23.8	1009.46	71	29.5	2	240	0
16.00	3	22.4	1009.26	-	30.0	0	0	0
19.00	0	22.0	1010.36	61	30.3	0	0	0
22.00	3	25.0	1011.00	78	29.2	0	0	0

ตารางที่ 4.3 ตารางแสดงตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านการแทนค่าข้อมูลสูญหาย

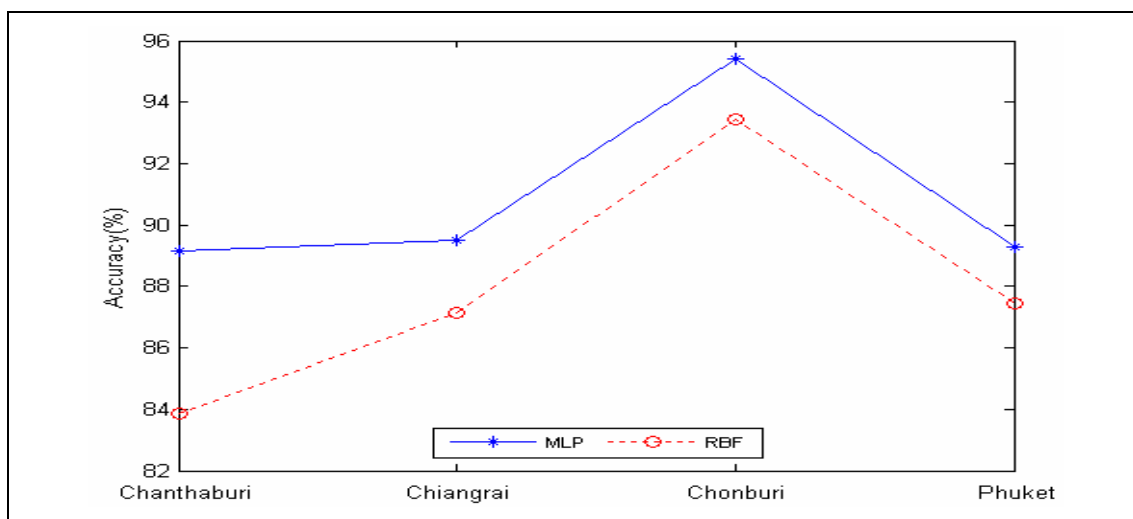
เวลา	x_1 เมฆ	x_2 อุณหภูมิจุด น้ำค้าง	x_3 ความกด อากาศ	x_4 ความชื้น สัมพัทธ์	x_5 อุณหภูมิ	x_6 ความเร็ว ลม	x_7 ทิศทาง ลม	y 0=ฝนไม่ตก 1=ฝนตก
01.00	10	24.9	1008.98	89	26.9	0	0	1
04.00	10	25.4	1008.55	96	27.6	0	0	1
07.00	3	25.8	1010.81	86	28.3	3	270	0
10.00	2	24.3	1009.91	76	28.9	3	250	0
13.00	3	23.8	1009.46	71	29.5	2	240	0
16.00	3	22.4	1009.26	66	30.0	0	0	0
19.00	0	22.0	1010.36	61	30.3	0	0	0
22.00	3	25.0	1011	78	29.2	0	0	0

ในการเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับงานการพยากรณ์จะทำการทดลองโดยกำหนดใช้โครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบ คือ

1. โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron: MLP) ซึ่งมีสถาปัตยกรรมแบบ 7:7:1 นั่นคือ มีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าเท่ากับ 7 มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 7 และมีจำนวนนิวรอนในชั้นผลลัพธ์เท่ากับ 1 ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์

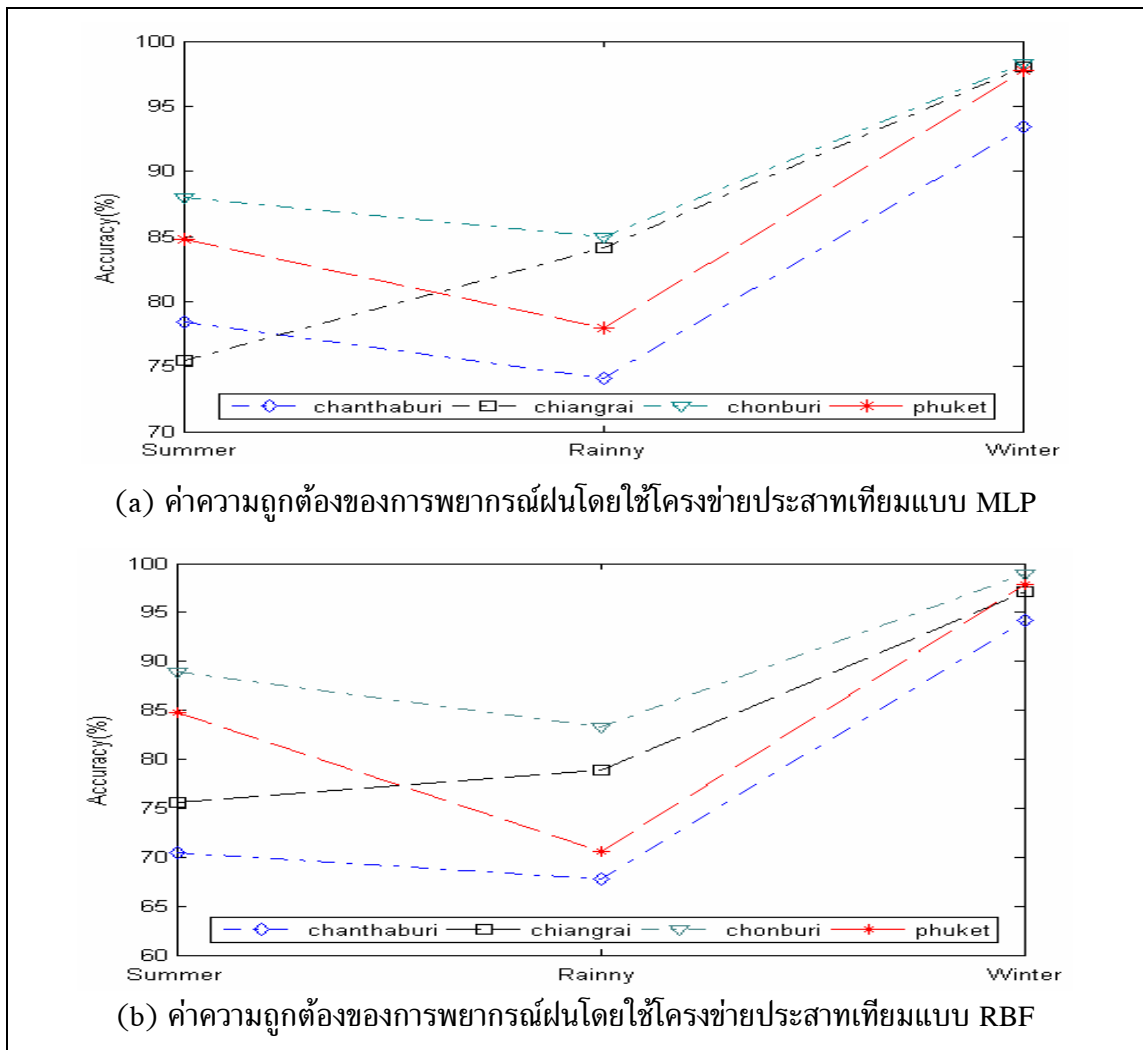
2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (Radial Basis Function: RBF) ซึ่งมีสถาปัตยกรรมแบบ 7:7:1 นั่นคือ มีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าเท่ากับ 7 มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 7 และมีจำนวนนิวรอนในชั้นผลลัพธ์เท่ากับ 1 ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันเกาเซียน

ทำการทดลองโดยเปรียบเทียบจากค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนทั้งการพยากรณ์ฝนระยะสั้นและการพยากรณ์ฝนเป็นฤดู ผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ฝนระยะสั้นโดยเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP กับแบบ RBF แสดงได้ดังภาพประกอบ 4.1 กำหนดให้แกนนอนเป็นจังหวัดต่างๆ ของประเทศไทย และแกนตั้งเป็นค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ จะเห็นได้ว่าผลการพยากรณ์ฝนระยะสั้น การพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ให้ค่าความถูกต้องสูงกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ RBF ในทั้ง 4 จังหวัดของประเทศไทย และจังหวัดชลบุรีจะให้ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนสูงที่สุด รองลงมาคือจังหวัดเชียงราย ภูเก็ต และจันทบุรี



ภาพประกอบ 4.1 แสดงการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP และแบบ RBF ของการพยากรณ์ฝนระยะสั้นของชุดข้อมูลประเทศไทย

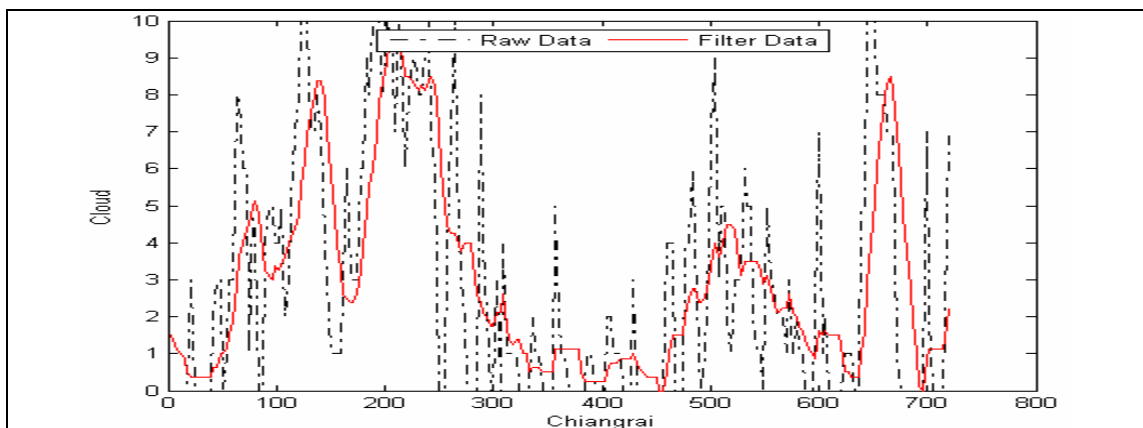
ผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ฝนเป็นฤดูแสดงได้ดังภาพประกอบ 4.2 กำหนดให้ แคนนอนเป็นฤดูต่างๆ ของประเทศไทย แคนตั้งเป็นค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝน โดย ภาพประกอบ 4.2(a) คือ การพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายแบบ MLP ภาพประกอบ 4.2(b) คือ การพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายแบบ RBF จะเห็นได้ว่าผลการพยากรณ์ฝนเป็นฤดู ซึ่งแบ่งเป็น 3 ฤดู คือ ฤดูร้อน ฤดูฝนและฤดูหนาว มีค่าของผลลัพธ์และรูปแบบคล้ายคลึงกัน โดยจะพยากรณ์ได้ค่าความถูกต้องสูงอยู่ในช่วง 93% ถึง 99% ในฤดูหนาว และพยากรณ์ได้ต่ำสุดมาในฤดูร้อน อยู่ใน ช่วง 70% ถึง 88% และสำหรับฤดูฝนจะได้ค่าความถูกต้องที่ไม่สูงนัก อยู่ในช่วง 67% ถึง 85% สำหรับการเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมเนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ให้ค่าความถูกต้องดีกว่า ดังนั้นจึงเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP สำหรับใช้ในการทำงานของแบบจำลอง WFNN ในขั้นตอนวิธีต่อไป



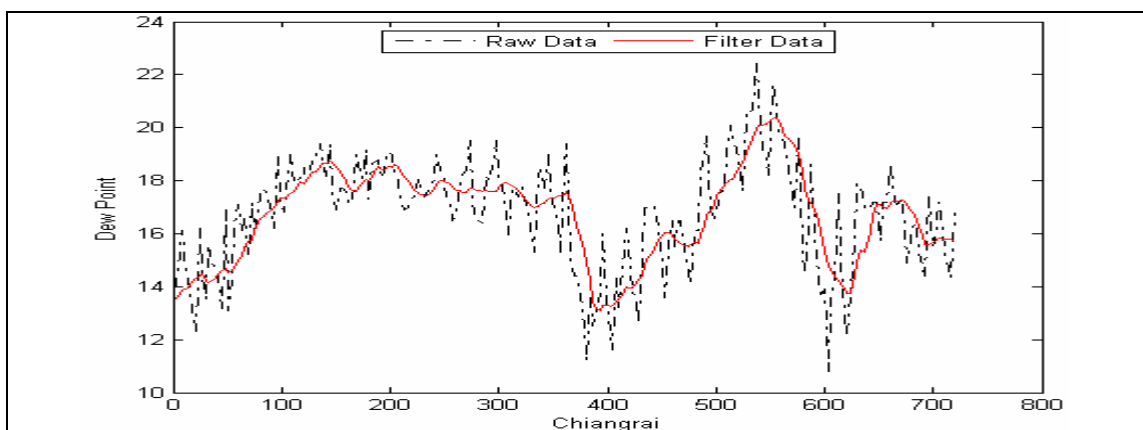
ภาพประกอบ 4.2 แสดงการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP และแบบ RBF ของการพยากรณ์ฝนเป็นฤดูของชุดข้อมูลประเทศไทย

4.1.2 การกรองข้อมูลและแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม

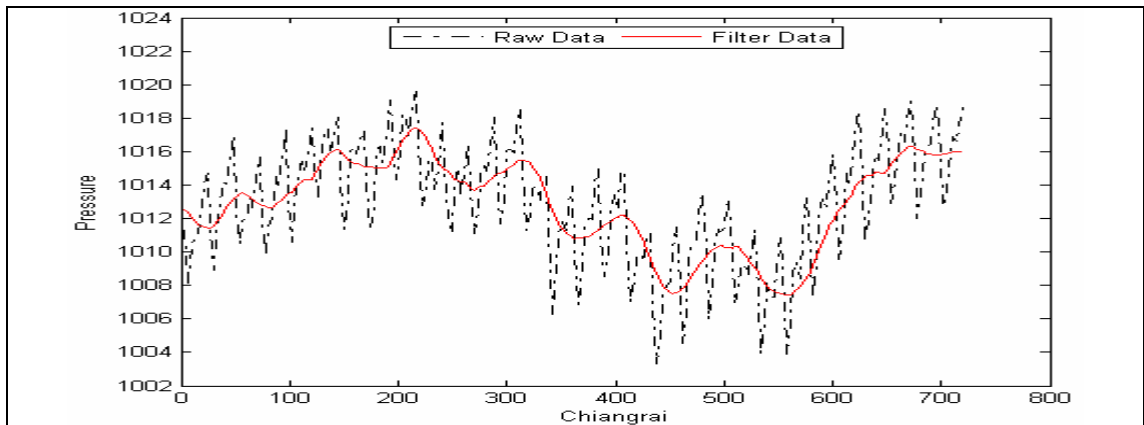
ขั้นตอนวิธีการกรองข้อมูลกำหนดให้ทำการกรองข้อมูลโดยใช้การกรองด้วยความถี่อิมพัลส์จำกัด (FIR) ฟังก์ชันหน้าต่างที่ใช้คือ ฟังก์ชันหน้าต่างแบบแฮมมิง (Hamming Window) มีขนาดจุดของข้อมูลทำการประมวลผลเท่ากับ 8 ($k = 8$) ตัวอย่างผลการกรองข้อมูลของตัวแปรอากาศของจังหวัดเชียงรายแสดงได้ดังภาพประกอบ 4.3 ถึง 4.9 เรียงตามลำดับดังนี้ กำหนดให้แกนอนเป็นเวลาทำการจัดเก็บข้อมูล (ชั่วโมง) ซึ่งเป็นทุก 3 ชั่วโมงใน 1 วัน เป็นจำนวน 30 วัน (240 เรคอร์ด, 720 ชั่วโมง) แกนตั้งเป็นค่าข้อมูลของตัวแปรข้อมูลเข้าต่างๆ กราฟเส้นประคือค่าข้อมูลดิบ กราฟเส้นทึบคือค่าข้อมูลที่ผ่านการกรองเรียบร้อยแล้ว ภาพประกอบ 4.3 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลปริมาณเมฆ ภาพประกอบ 4.4 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลอุณหภูมิจุดน้ำค้าง ภาพประกอบ 4.5 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลความกดอากาศ ภาพประกอบ 4.6 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ ภาพประกอบ 4.7 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลอุณหภูมิ ภาพประกอบ 4.8 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลความเร็วลม และภาพประกอบ 4.9 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลทิศทางลม หลังจากการทำงานในขั้นตอนวิธีเตรียมข้อมูลโดยการกรองข้อมูลจะทำให้ข้อมูลมีความราบเรียบมากขึ้น



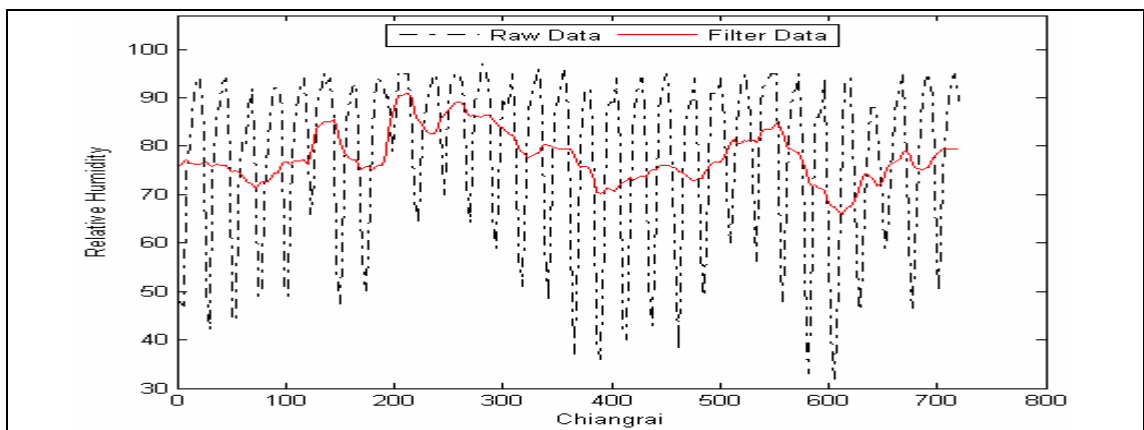
ภาพประกอบ 4.3 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลปริมาณเมฆด้วย FIR ($k = 8$)



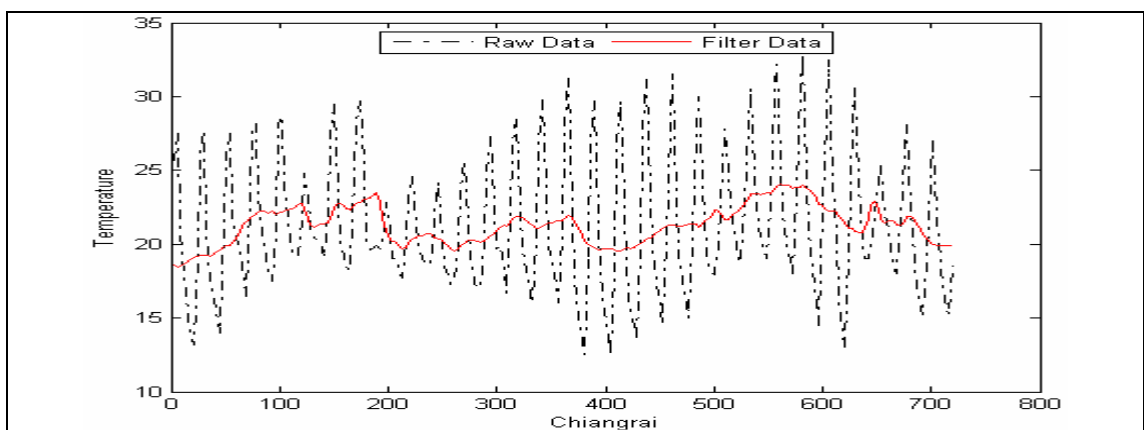
ภาพประกอบ 4.4 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลอุณหภูมิจุดน้ำค้างด้วย FIR ($k = 8$)



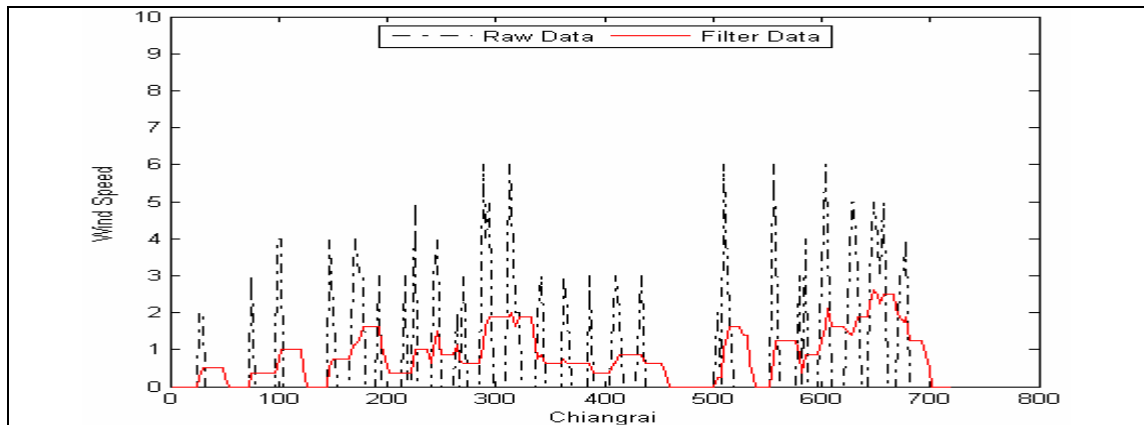
ภาพประกอบ 4.5 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลความกดอากาศด้วย FIR ($k = 8$)



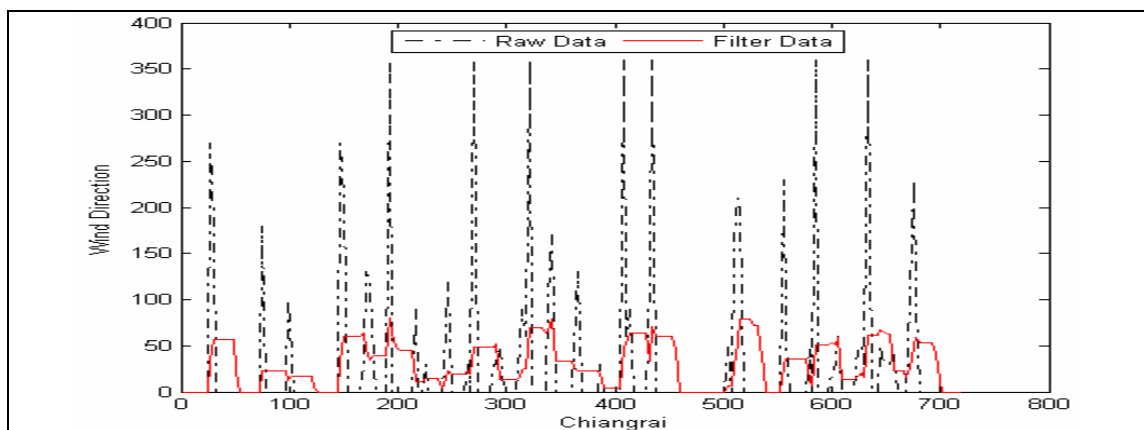
ภาพประกอบ 4.6 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ด้วย FIR ($k = 8$)



ภาพประกอบ 4.7 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลอุณหภูมิด้วย FIR ($k = 8$)



ภาพประกอบ 4.8 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลความเร็วลมด้วย FIR ($k = 8$)



ภาพประกอบ 4.9 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลทิศทางลมด้วย FIR ($k = 8$)

หลังจากทำการกรองข้อมูลด้วยความถี่อิมพัลส์จำกัดแล้วทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มซึ่งมีการแบ่งกลุ่มข้อมูลได้ 2 แบบ คือ การแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยให้มีช่วงค่าเท่ากันซึ่งจะแบ่งออกเป็น 5 กลุ่ม ($q = 5$) ดังนี้ [สูงมาก, สูง, ปานกลาง, ต่ำ, ต่ำมาก] และการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยผู้ชำนาญการ ตัวอย่างการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยให้มีช่วงค่าเท่ากันแสดงได้ดังตารางที่ 4.4 และตัวอย่างการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยใช้ผู้ชำนาญการแสดงได้ดังตารางที่ 4.5 ซึ่งในการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มทั้ง 2 แบบจะแทนค่าข้อมูลได้แตกต่างกัน ตัวอย่างเช่น ข้อมูลอุณหภูมิจุดน้ำค้างที่เวลา 01.00น. ข้อมูลดิบคือ 24.9 หลังจากการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยให้มีช่วงค่าเท่ากัน ข้อมูลจะถูกแทนค่าด้วยกลุ่มที่ 2 และจากการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยผู้ชำนาญการ ข้อมูลจะถูกแทนค่าด้วยกลุ่มที่ 4 เป็นต้น

ตารางที่ 4.4 ตารางแสดงตัวอย่างการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน

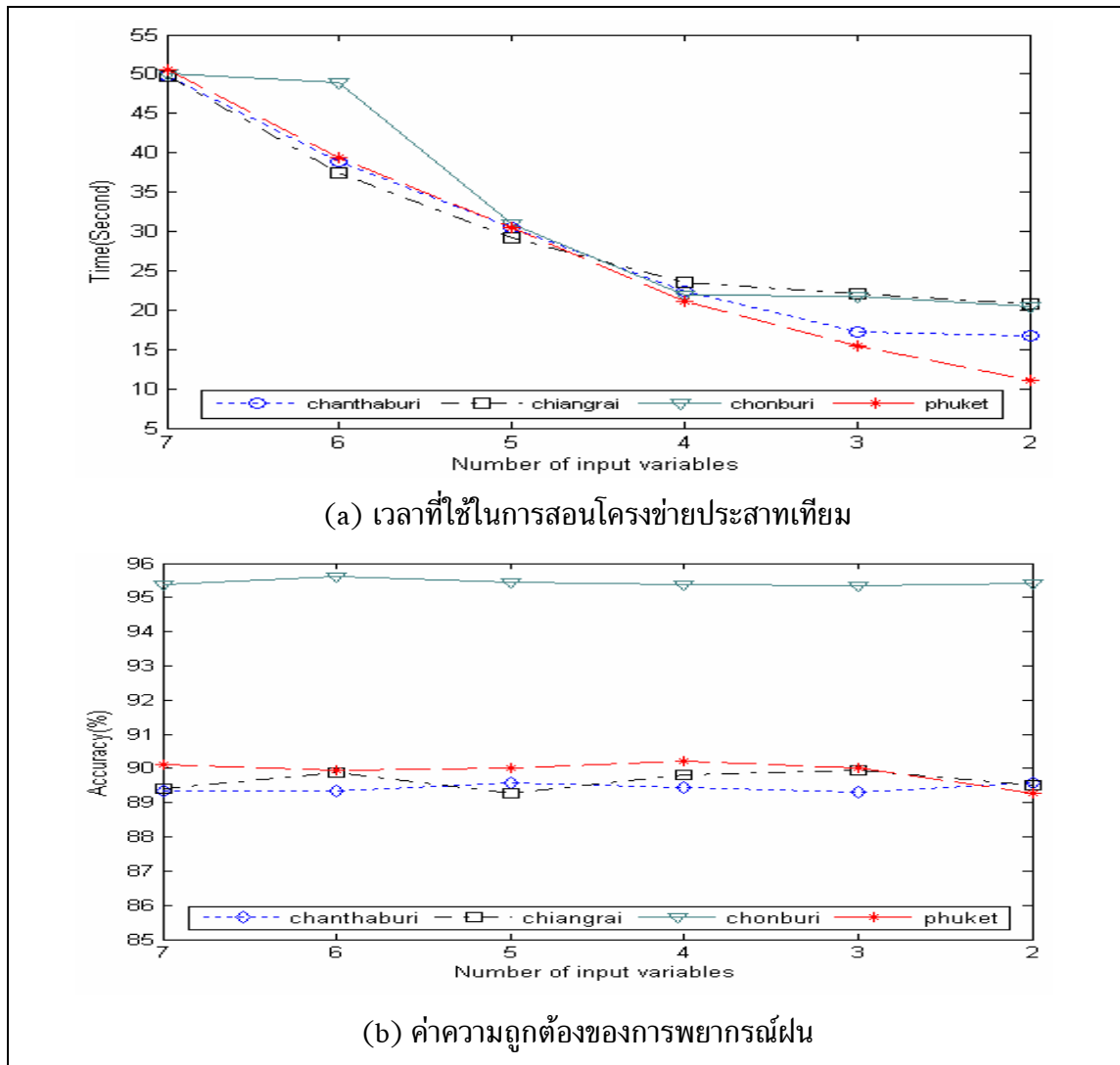
เวลา	x_1 เมฆ	x_2 อุณหภูมิจุด น้ำค้าง	x_3 ความกด อากาศ	x_4 ความชื้น สัมพัทธ์	x_5 อุณหภูมิ	x_6 ความเร็ว ลม	x_7 ทิศทาง ลม	y 0=ฝนไม่ตก 1=ฝนตก
01.00	5	2	4	5	3	1	1	1
04.00	5	1	4	5	3	1	1	1
07.00	2	2	5	5	4	2	3	0
10.00	2	2	5	4	4	2	3	0
13.00	2	1	5	4	4	2	3	0
16.00	2	1	5	3	4	1	1	0
19.00	1	1	5	3	4	1	1	0
22.00	2	2	5	4	4	1	1	0

ตารางที่ 4.5 ตารางแสดงตัวอย่างการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้ผู้ชำนาญการ

เวลา	x_1 เมฆ	x_2 อุณหภูมิจุด น้ำค้าง	x_3 ความกด อากาศ	x_4 ความชื้น สัมพัทธ์	x_5 อุณหภูมิ	x_6 ความเร็ว ลม	x_7 ทิศทาง ลม	y 0=ฝนไม่ตก 1=ฝนตก
01.00	6	4	1	5	4	1	1	1
04.00	6	4	1	5	4	1	1	1
07.00	2	4	1	5	4	2	3	0
10.00	2	4	1	4	4	2	3	0
13.00	2	4	1	4	4	2	3	0
16.00	2	3	1	3	4	1	1	0
19.00	1	3	2	2	4	1	1	0
22.00	2	4	2	4	4	1	1	0

4.1.3 การสกัดตัวแปรข้อมูลเข้า

ในการทดลองตามขั้นตอนวิธีสกัดตัวแปรข้อมูลเข้าของแบบจำลอง WFNN กำหนดใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ซึ่งมีสถาปัตยกรรมแบบ 7:7:1 นั่นคือ มีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าเท่ากับ 7 มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 7 และมีจำนวนนิวรอนในชั้นผลลัพธ์เท่ากับ 1 ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์ ผลลัพธ์ที่ได้จากการสกัดตัวแปรข้อมูลเข้าแสดงได้ดังภาพประกอบ 4.10 กำหนดให้แกนนอนเป็นจำนวนตัวแปรเข้า แกนตั้งเป็นระยะเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์ฝน (วินาที) โดยภาพประกอบ 4.10(a) เป็นเวลาที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมจากการตัดลดตัวแปรข้อมูลเข้า และภาพประกอบ 4.10(b) เป็นค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนจากการตัดลดตัวแปรข้อมูลเข้า รายละเอียดความสัมพันธ์ของผลลัพธ์การสกัดตัวแปรข้อมูลเข้ากับค่าความถูกต้อง แสดงได้ดังตารางที่ 4.6 และรายละเอียดความสัมพันธ์ของผลลัพธ์การสกัดตัวแปรข้อมูลเข้ากับเวลาที่ใช้ แสดงได้ดังตารางที่ 4.7



ภาพประกอบ 4.10 แสดงเวลาและค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนจากการตัดลดจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้า ของแต่ละจังหวัด ในชุดข้อมูลประเทศไทย

ตารางที่ 4.6 ตารางแสดงการตัดลดตัวแปรเข้ากับค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝน

จำนวนตัวแปร	ตัวแปรเข้าที่ใช้	ค่าความถูกต้อง (%)			
		จันทบุรี	เชียงราย	ชลบุรี	ภูเก็ต
7	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7$	89.58	89.52	95.42	89.28
6	$X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6$	89.31	89.96	95.36	90.03
5	X_1, X_3, X_4, X_5, X_6	89.45	89.82	95.39	90.22
4	X_1, X_3, X_4, X_5	89.58	89.28	95.46	90.03
3	X_1, X_3, X_5	89.34	89.89	95.63	89.96
2	X_1, X_5	89.34	89.41	95.39	90.13

ตารางที่ 4.7 ตารางแสดงการตัดลดตัวแปรเข้ากับเวลาที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม

จำนวนตัวแปร	ตัวแปรเข้าที่ใช้	เวลาที่ใช้ (วินาที)			
		จันทร์บุรี	เชียงราย	ชลบุรี	ภูเก็ต
7	$x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$	49.70	49.67	50.02	50.48
6	$x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$	38.97	37.50	49.00	39.31
5	x_1, x_3, x_4, x_5, x_6	30.55	29.19	30.89	30.48
4	x_1, x_3, x_4, x_5	22.39	23.59	21.94	21.09
3	x_1, x_3, x_5	17.16	22.00	21.75	15.39
2	x_1, x_5	16.75	20.81	20.48	11.03

จากผลการทดลองจะเห็นว่าสำหรับชุดข้อมูลประเทศไทย การสกัดตัวแปรข้อมูลเข้าจากตัวแปรทั้งหมดจำนวน 7 ตัวแปร สามารถสกัดตัวแปรเหลือเพียง 2 ตัวแปรได้ นั่นคือ ตัวแปร x_1 (ปริมาณเมฆ) และ x_5 (อุณหภูมิ) ที่ยังคงค่าความถูกต้องในการพยากรณ์ที่สูง ซึ่งจะทำให้สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้มีขนาดเล็กลงเป็น 2:2:1 นั่นคือ มีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าเท่ากับ 2 มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 2 และมีจำนวนนิวรอนในชั้นผลลัพธ์เท่ากับ 1 มีผลทำให้ใช้เวลาในการพยากรณ์ลดลงด้วย

4.1.4 การพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา

ในการทดลองตามขั้นตอนวิธีพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลาของแบบจำลอง WFNN กำหนดใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ซึ่งมีสถาปัตยกรรมเป็น 8:8:1 นั่นคือ มีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าเท่ากับ 8 มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 8 และมีจำนวนนิวรอนในชั้นผลลัพธ์เท่ากับ 1 ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์ เนื่องจากมีการเก็บข้อมูลเป็น 8 ช่วงเวลาต่อวัน ดังนั้นจึงใช้ข้อมูลของทั้งวันเพื่อทำอนุกรมเวลาในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพยากรณ์ค่า ณ เวลาถัดไป นั่นคือกำหนดให้ $k=8$ ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าจะจัดเก็บที่เวลา $(t-8+1)$ จนกระทั่งถึงที่เวลา (t) เพื่อพยากรณ์ค่าข้อมูลที่เวลาถัดไป $(t+1)$ ตัวอย่างข้อมูลอนุกรมเวลาของอุณหภูมิจุดน้ำค้างของจังหวัดเชียงราย แสดงได้ดังตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.8 ตารางแสดงตัวอย่างข้อมูลอนุกรมเวลาของอุณหภูมิจุดน้ำค้างของจังหวัดเชียงราย

$t-7$	$t-6$	$t-5$	$t-4$	$t-3$	$t-2$	$t-1$	t	$t+1$	$t+2$
1น.	4น.	7น.	10น.	13น.	16น.	19น.	22น.	1น.	4น.
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

วิธีการที่ใช้ในการทดลองการพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลาแบ่งวิธีการทดลองออกเป็น 6 วิธี แสดงได้ดังตารางที่ 4.9

ตารางที่ 4.9 ตารางแสดงวิธีการทดลองการพยากรณ์อนุกรมเวลาของข้อมูลตัวแปรอากาศ

วิธีการทดลอง	การกรองข้อมูล	การแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม
Normal	×	×
Filter	✓	×
Interval	×	✓
Expert	×	✓
Filter & Interval	✓	✓
Filter & Expert	✓	✓

จากตารางที่ 4.9 มีรายละเอียดวิธีการทดลองดังนี้

1. วิธี Normal หมายความว่า ทำการพยากรณ์ค่าข้อมูลตัวแปรเข้าโดยไม่ผ่านการกรองข้อมูลและไม่ผ่านการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม
2. วิธี Filter หมายความว่า ทำการพยากรณ์ค่าข้อมูลตัวแปรเข้าโดยผ่านการกรองข้อมูล แต่ไม่ผ่านการแบ่งข้อมูลเป็นกลุ่ม
3. วิธี Interval หมายความว่า ทำการพยากรณ์ค่าข้อมูลตัวแปรเข้าโดยผ่านการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน 5 กลุ่ม แต่ไม่ผ่านการกรองข้อมูล โดยการแบ่งข้อมูลจะแบ่งออกได้เป็นกลุ่ม ดังนี้ [สูงมาก, สูง, ปานกลาง, ต่ำ, ต่ำมาก]
4. วิธี Expert หมายความว่า ทำการพยากรณ์ค่าข้อมูลตัวแปรเข้าโดยผ่านการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยผู้ชำนาญการแต่ไม่ผ่านการกรองข้อมูล โดยการแบ่งข้อมูลจะแบ่งออกได้เป็นกลุ่ม ดังนี้ ข้อมูลความกดอากาศแบ่งออกได้เป็น 2 กลุ่ม ข้อมูลทิศทางลมแบ่งออกได้เป็น 4 กลุ่ม ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์แบ่งออกได้เป็น 5 กลุ่ม ข้อมูลปริมาณฝนแบ่งออกได้เป็น 5 กลุ่ม ข้อมูลปริมาณเมฆแบ่งออกได้เป็น 6 กลุ่ม ข้อมูลอุณหภูมิแบ่งออกได้เป็น 6 กลุ่ม ข้อมูลอุณหภูมิจุดน้ำค้างแบ่งออกได้เป็น 6 กลุ่ม และข้อมูลความเร็วลมแบ่งออกได้เป็น 6 กลุ่ม
5. วิธี Filter & Interval หมายความว่า ทำการพยากรณ์ค่าข้อมูลตัวแปรเข้าโดยผ่านทั้งการกรองข้อมูล และการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน
6. วิธี Filter & Expert หมายความว่า ทำการพยากรณ์ค่าข้อมูลตัวแปรเข้าโดยผ่านทั้งการกรองข้อมูล และการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยผู้ชำนาญการ

ผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาของตัวแปรอากาศโดยวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์จากค่าเฉลี่ยความผิดพลาด (Root Mean Square Error: RMSE) ของข้อมูลตัวแปรเข้า x_t (ปริมาณเมฆ) และ x_s (อุณหภูมิ) ที่ได้จากการสกัดตัวแปรข้อมูลเข้าใน

ขั้นตอนวิธีที่ 3 ของแบบจำลอง WFNN ของชุดข้อมูลประเทศไทย ในการทดลองตามวิธีการทดลองทั้ง 6 วิธี แสดงได้ดังตารางที่ 4.10

ตารางที่ 4.10 ตารางแสดงค่า RMSE ของตัวแปร x_1 และ x_5 ของชุดข้อมูลประเทศไทย

วิธีการทดลอง	RMSE							
	จันทบุรี		เชียงราย		ชลบุรี		ภูเก็ต	
	x_1	x_5	x_1	x_5	x_1	x_5	x_1	x_5
Normal	0.214	0.031	0.218	0.030	0.220	0.030	0.190	0.029
Filter	0.034	0.006	0.037	0.006	0.036	0.005	0.033	0.005
Interval	0.271	0.076	0.252	0.087	0.259	0.072	0.243	0.065
Expert	0.191	0.067	0.216	0.077	0.221	0.062	0.198	0.060
Filter & Interval	0.097	0.044	0.083	0.051	0.091	0.029	0.092	0.028
Filter & Expert	0.108	0.042	0.098	0.062	0.107	0.033	0.107	0.013

จากตารางที่ 4.10 จะเห็นได้ว่าในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาของตัวแปรอากาศของชุดข้อมูลประเทศไทย วิธีการแบบ Filter & Interval ซึ่งมีการกรองข้อมูลแล้วจึงแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน และวิธีการแบบ Filter & Expert ซึ่งมีการกรองข้อมูลแล้วจึงแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยผู้ชำนาญการจะให้ค่า RMSE น้อยกว่าวิธีการแบบ Normal และวิธีการทั้ง 2 แบบจะให้ค่า RMSE ที่ใกล้เคียงกัน ดังนั้นผู้ใช้จึงสามารถเลือกใช้วิธีการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มอย่างใดอย่างหนึ่งก็ได้

4.1.5 การพยากรณ์ฝน

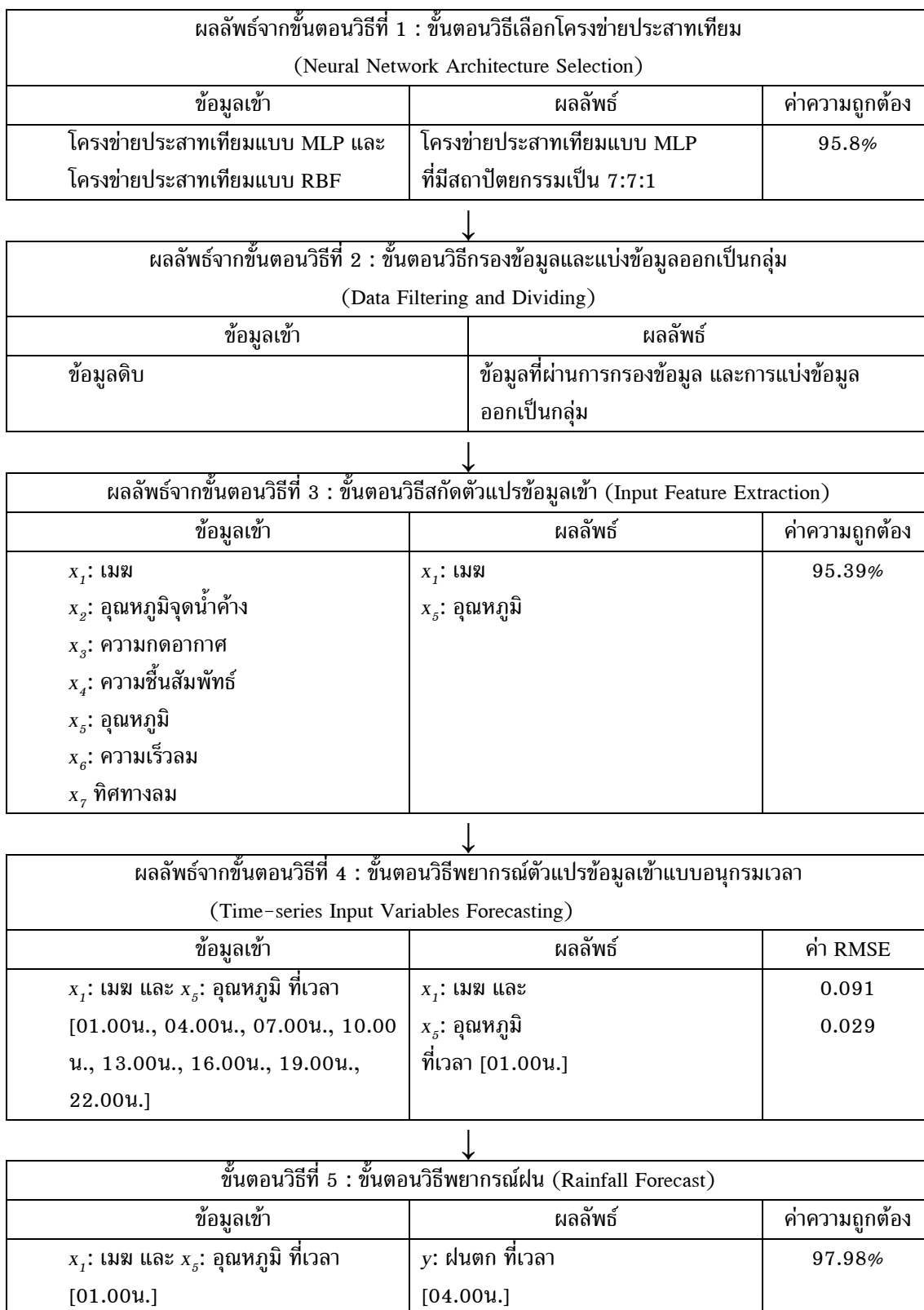
ในการทดลองตามขั้นตอนวิธีพยากรณ์ฝนโดยใช้ค่าผลลัพธ์ข้อมูลของตัวแปรข้อมูลเข้าที่ได้จากการทำงานของแบบจำลอง WFNN ขั้นตอนวิธีที่ 4 ซึ่งก็คือการพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนจากการทดลองทั้ง 6 วิธี แสดงได้ดังตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.11 ตารางแสดงค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนของชุดข้อมูลประเทศไทย

วิธีการทดลอง	ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝน (%)			
	จันทบุรี	เชียงราย	ชลบุรี	ภูเก็ต
Normal	85.65	87.12	85.82	81.61
Filter	81.37	87.12	93.42	87.37
Interval	95.46	95.76	97.98	97.07
Expert	94.30	95.50	97.70	96.90
Filter & Interval	95.46	95.36	97.98	97.03
Filter & Expert	95.68	95.82	97.56	96.54

จากตารางที่ 4.11 จะเห็นได้ว่าการพยากรณ์ฝนโดยใช้วิธีการทดลองแบบ Filter & Interval ซึ่งมีการกรองข้อมูลแล้วจึงแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน และวิธีการแบบ Filter & Expert ซึ่งมีการกรองข้อมูลแล้วจึงแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยผู้ชำนาญการ จะให้ผลลัพธ์ค่าความถูกต้องสูงกว่าวิธีการทดลองแบบ Normal ในทุกจังหวัด และวิธีการทั้ง 2 แบบจะให้ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนที่ใกล้เคียงกัน ดังนั้นผู้ใช้จึงสามารถเลือกใช้วิธีการแบ่งกลุ่มอย่างใดอย่างหนึ่งก็ได้

สรุปผลลัพธ์ที่ได้จากการทำงานของแบบจำลอง WFNN ตัวอย่างข้อมูลเข้าและผลลัพธ์ที่ได้จากการทำงานของแบบจำลอง WFNN ของชุดข้อมูลประเทศไทย จังหวัดชลบุรี แสดงได้ดังภาพประกอบ 4.11 นั่นคือ ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 1 คือ เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ที่มีสถาปัตยกรรมเป็น 7:7:1 โดยให้ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ คือ 95.8% ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 2 คือ ข้อมูลที่ผ่านการกรองด้วยความถี่อิมพัลส์จำกัด และการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 3 คือ ตัวแปร x_1 (ปริมาณเมฆ) และ x_5 (อุณหภูมิ) โดยให้ค่าความถูกต้องในการพยากรณ์คือ 95.39% ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 4 คือ ค่าข้อมูลของตัวแปร x_1 (ปริมาณเมฆ) และ x_5 (อุณหภูมิ) ที่เวลา $(t+1)$ โดยให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (RMSE) ของตัวแปร x_1 เป็น 0.091 และ 0.029 และผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 5 คือ การพยากรณ์ว่าฝนจะตกที่เวลา $(t+2)$



ภาพประกอบ 4.11 แสดงตัวอย่างข้อมูลเข้าและผลลัพธ์ที่ได้จากการทำงานของแบบจำลอง
WFNN ของชุดข้อมูลจังหวัดชลบุรี ประเทศไทย

4.1.6 การวิจารณ์ผลการทดลอง

หลังจากการทำงานในขั้นตอนวิธีเตรียมข้อมูลของแบบจำลอง WFNN จะเห็นได้ว่าเมื่อผ่านขั้นตอนการกรองข้อมูลแล้วจะทำให้ข้อมูลมีความราบเรียบมากขึ้นลดพฤติกรรมการเปลี่ยนแปลงแบบฉับพลันของตัวข้อมูล และการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน หรือโดยผู้ชำนาญการจะทำให้ข้อมูลมีลักษณะที่หยาบมากขึ้น เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ชุดข้อมูลได้ดีขึ้น และจากการทดลองตามแบบจำลอง WFNN ซึ่งแบ่งวิธีการทดลองออกเป็น 6 วิธีการทดลอง จะเห็นได้ว่าวิธีการทดลองที่ผ่านการกรองข้อมูลด้วยความถี่อิมพัลส์จำกัดจะให้ผลลัพธ์ค่าเฉลี่ยความผิดพลาด (RMSE) ต่ำในการพยากรณ์ค่าข้อมูลแบบอนุกรมเวลา และวิธีการทดลองที่ผ่านการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มจะให้ค่าความถูกต้องสูงในการพยากรณ์ฝน ดังนั้น วิธีการทดลองแบบ Filter & Interval ซึ่งมีการกรองข้อมูลแล้วจึงแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน และวิธีการแบบ Filter & Expert ซึ่งมีการกรองข้อมูลแล้วจึงแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยผู้ชำนาญการจึงเหมาะสมสำหรับการใช้ในงานการพยากรณ์ฝน

4.2 ชุดข้อมูลมหาวิทยาลัยวอชิงตัน

ข้อมูลจัดเก็บโดยมหาวิทยาลัยวอชิงตัน ประเทศสหรัฐอเมริกา มีการเก็บข้อมูลราย 3 ชั่วโมงนั้นคือที่เวลา 01.00น. 04.00น. 07.00น. 10.00น. 13.00น. 16.00น. 19.00น. และ 22.00น. เป็นจำนวน 11,680 เรคอร์ด (4 ปี ตั้งแต่ปี ค.ศ. 2000 ถึงปี ค.ศ. 2003) ประกอบด้วยข้อมูลเข้า 4 ตัวแปรคือตัวแปร x_1 ถึง x_4 และข้อมูลผลลัพธ์ 1 ตัวแปรคือตัวแปร y รายละเอียดของข้อมูลแสดงได้ดังตารางที่ 4.12

ตารางที่ 4.12 ตารางแสดงตัวแปรข้อมูลของชุดข้อมูลมหาวิทยาลัยวอชิงตัน ประเทศสหรัฐอเมริกา

ตัวแปร	ความหมาย	หน่วย
x_1	ความกดอากาศ	มิลลิบาร์
x_2	อุณหภูมิ	ฟาเรนไฮต์
x_3	ความเร็วลม	ไมล์ต่อชั่วโมง
x_4	ความชื้นสัมพัทธ์	เปอร์เซ็นต์
y	ปรากฏการณ์ฝนตก	มิลลิเมตร

ที่มา : ข้อมูลจากเว็บ <http://www.crh.noaa.gov>

4.2.1 การเลือกโครงข่ายประสาทเทียม

ในการทดลองตามขั้นตอนวิธีที่ 1 ของแบบจำลอง WFNN เพื่อเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับงานการพยากรณ์ ข้อมูลจะแบ่งออกเป็นข้อมูลชุดสอน (ใช้ข้อมูล 3 ปี) สำหรับการสอนโครงข่ายประสาทเทียม และข้อมูลชุดทดสอบ (ใช้ข้อมูล 1 ปี) สำหรับการวัดประสิทธิภาพการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม ตัวอย่างข้อมูลดิบของชุดข้อมูลมหาวิทยาลัย

วอชิงตันแสดงได้ดังตารางที่ 4.13 โดยประกอบด้วยค่าข้อมูลสูญหาย 3 ค่า คือ ค่าข้อมูลของตัวแปร x_1 : ความกดอากาศที่เวลา 04.00น. ค่าข้อมูลของตัวแปร x_2 : อุณหภูมิที่เวลา 10.00น. ค่าข้อมูลของตัวแปร x_3 : ความเร็วลมที่เวลา 13.00น. เมื่อผ่านขั้นตอนการแทนค่าข้อมูลสูญหายด้วยค่าเฉลี่ยของข้อมูลรอบข้าง ตัวอย่างผลการแทนค่าข้อมูลสูญหายแสดงได้ดังตารางที่ 4.14

ตารางที่ 4.13 ตารางแสดงตัวอย่างข้อมูลดิบของชุดข้อมูลมหาวิทยาลัยวอชิงตัน ประเทศสหรัฐอเมริกา

เวลา	x_1 ความกดอากาศ	x_2 อุณหภูมิ	x_3 ความเร็วลม	x_4 ความชื้นสัมพัทธ์	y ปริมาณฝน
01:00	1002.6	39.2	6.4	82.9	0
04:00	-	38.8	6.9	83	0
07:00	1003.1	39.5	3.3	81.6	0
10:00	1002.2	-	2.1	85.9	0
13:00	998.2	36.1	-	69.3	0
16:00	1018.3	45.8	6.2	86.1	0.01
19:00	992.1	37.7	7	72.6	0
22:00	993.2	38.5	7.9	75.2	0

ตารางที่ 4.14 ตารางแสดงตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านการแทนค่าข้อมูลสูญหาย

เวลา	x_1 ความกดอากาศ	x_2 อุณหภูมิ	x_3 ความเร็วลม	x_4 ความชื้นสัมพัทธ์	y 0=ฝนไม่ตก 1=ฝนตก
01:00	1002.6	39.2	6.4	82.9	0
04:00	1002.8	38.8	6.9	83	0
07:00	1003.1	39.5	3.3	81.6	0
10:00	1002.2	37.8	2.1	85.9	0
13:00	998.2	36.1	4.2	69.3	0
16:00	1018.3	45.8	6.2	86.1	1
19:00	992.1	37.7	7	72.6	0
22:00	993.2	38.5	7.9	75.2	0

ในการเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับงานการพยากรณ์จะทำการโดยกำหนดใช้โครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบ คือ

1. โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron: MLP) ซึ่งมีสถาปัตยกรรมแบบ 4:4:1 นั่นคือ มีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าเท่ากับ

4 มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 4 และมีจำนวนนิวรอนในชั้นผลลัพธ์เท่ากับ 1 ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์

2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (Radial Basis Function: RBF) มีสถาปัตยกรรมแบบ 4:4:1 นั่นคือ มีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าเท่ากับ 4 มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 4 และมีจำนวนนิวรอนในชั้นผลลัพธ์เท่ากับ 1 ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันเกาเซียน

ทำการทดลองโดยเปรียบเทียบจากค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝน ทั้งการพยากรณ์ฝนระยะสั้นและการพยากรณ์ฝนเป็นฤดู ผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ฝนแสดงได้ดังตารางที่ 4.15 จะเห็นได้ว่าผลการพยากรณ์ฝนระยะสั้น การพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ให้ค่าความถูกต้องสูงกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ RBF และผลการพยากรณ์ฝนเป็นฤดู ซึ่งแบ่งเป็น 4 ฤดู คือ ฤดูหนาว ฤดูใบไม้ผลิ ฤดูร้อน และฤดูใบไม้ร่วง จะเห็นได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ให้ค่าความถูกต้องสูงกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ RBF ในทุกฤดูเช่นกัน ดังนั้นจึงเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ในการทำงานของแบบจำลอง WFNN ในขั้นตอนวิธีต่อไป

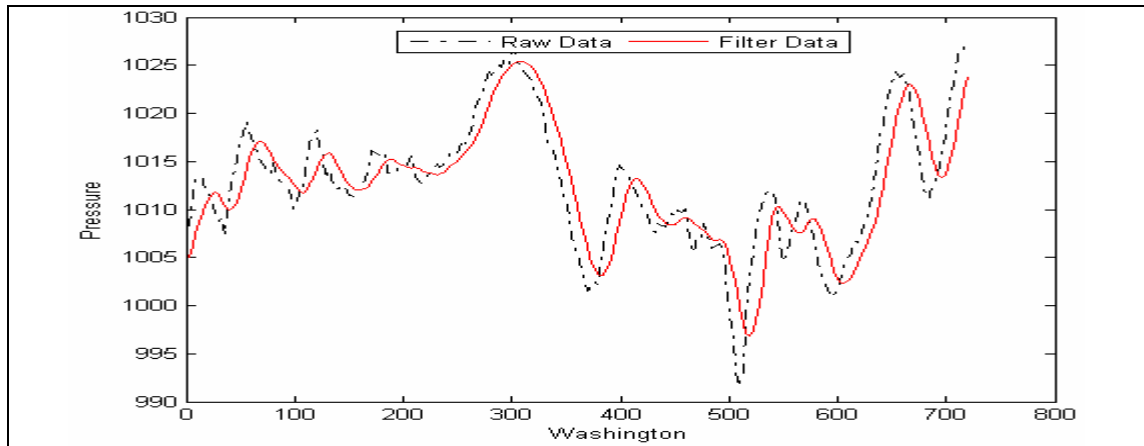
ตารางที่ 4.15 ตารางแสดงการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนของชุดข้อมูลมหาวิทยาลัยวอชิงตัน

การพยากรณ์	ค่าความถูกต้อง (%)	
	MLP	RBF
ระยะสั้น	99.68	98.78
ฤดูหนาว	98.79	98.78
ฤดูใบไม้ผลิ	99.75	99.75
ฤดูร้อน	99.89	99.89
ฤดูใบไม้ร่วง	99.68	99.30

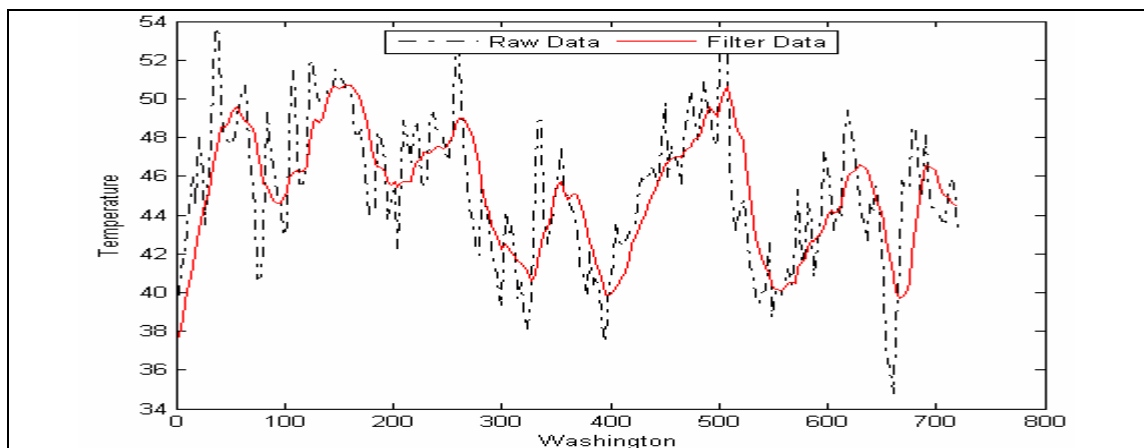
4.2.2 การกรองข้อมูลและแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม

เมื่อผ่านขั้นตอนวิธีการกรองข้อมูลโดยใช้การกรองด้วยความถี่อิมพัลส์จำกัด (FIR) ฟังก์ชันหน้าต่างที่ใช้ คือ ฟังก์ชันหน้าต่างแบบแฮมมิง (Hamming Window) ซึ่งมีขนาดจุดของข้อมูลที่ทำกรประมวลผลเท่ากับ 8 ($k = 8$) ตัวอย่างผลการกรองข้อมูลของตัวแปรอากาศของชุดข้อมูลมหาวิทยาลัยวอชิงตันแสดงได้ดังภาพประกอบ 4.12-4.15 เรียงตามลำดับดังนี้ กำหนดให้แกนนอนเป็นระยะเวลาการเก็บข้อมูล (ชั่วโมง) ซึ่งเป็นทุก 3 ชั่วโมงใน 1 วัน เป็นจำนวน 30 วัน (240 เรคอร์ด, 720 ชั่วโมง) แกนตั้งเป็นค่าข้อมูลของตัวแปรต่างๆ กราฟเส้นประคือค่าข้อมูลดิบ กราฟเส้นทึบคือค่าข้อมูลที่ผ่านการกรองเรียบร้อยแล้ว ภาพประกอบ 4.12 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลความกดอากาศ ภาพประกอบ 4.13 แสดงตัวอย่างการกรอง

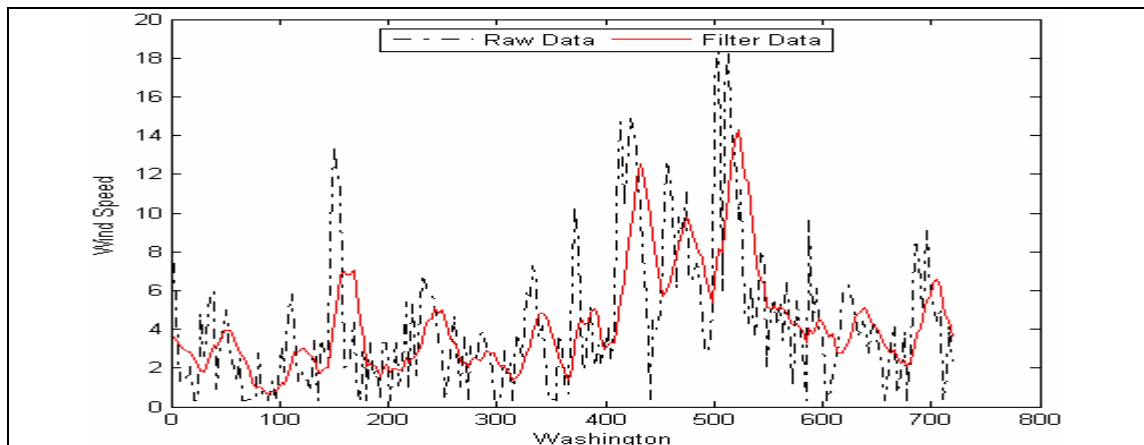
ข้อมูลอุณหภูมิ ภาพประกอบ 4.14 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลความเร็วลม และภาพประกอบ 4.15 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ หลังจากการทำงานในขั้นตอนวิธีเตรียมข้อมูลโดยการกรองข้อมูลจะทำให้ข้อมูลมีความราบเรียบมากขึ้น



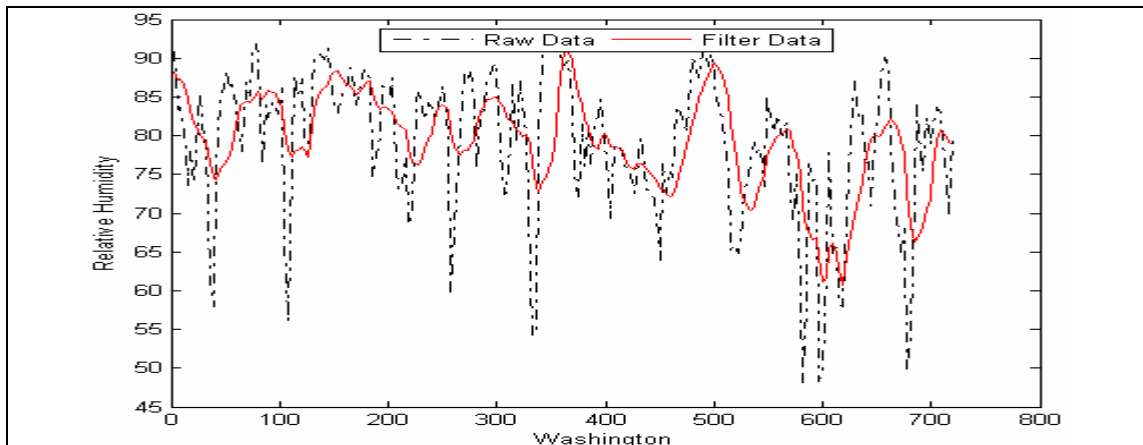
ภาพประกอบ 4.12 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลความกดอากาศด้วย FIR ($k = 8$)



ภาพประกอบ 4.13 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลอุณหภูมิด้วย FIR ($k = 8$)



ภาพประกอบ 4.14 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลความเร็วลมด้วย FIR ($k = 8$)



ภาพประกอบ 4.15 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ด้วย FIR ($k = 8$)

หลังจากทำการกรองข้อมูลด้วยความถี่อิมพัลส์จำกัดแล้วทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยให้มีช่วงค่าเท่ากันซึ่งจะแบ่งออกเป็น 5 กลุ่ม ($q = 5$) [สูงมาก, สูง, ปานกลาง, ต่ำ, ต่ำมาก] ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยให้มีช่วงค่าเท่ากันแสดงได้ดังตารางที่ 4.16

ตารางที่ 4.16 ตารางแสดงตัวอย่างการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยให้มีช่วงค่าเท่ากัน

เวลา	x_1 ความกดอากาศ	x_2 อุณหภูมิ	x_3 ความเร็วลม	x_4 ความชื้นสัมพัทธ์	y 0=ฝนไม่ตก 1=ฝนตก
01:00	2	3	4	5	0
04:00	3	3	4	5	0
07:00	3	4	2	5	0
10:00	2	2	2	5	0
13:00	2	1	3	3	0
16:00	4	5	4	5	1
19:00	1	1	4	4	0
22:00	1	2	4	4	0

4.2.3 การสกัดตัวแปรข้อมูลเข้า

ในการทดลองตามขั้นตอนวิธีสกัดตัวแปรข้อมูลเข้าของแบบจำลอง WFNN กำหนดใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ซึ่งมีสถาปัตยกรรมแบบ 4:4:1 นั่นคือ มีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าเท่ากับ 4 มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 4 และมีจำนวนนิวรอนในชั้นผลลัพธ์เท่ากับ 1 ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์ จากการทดลองพบว่าไม่สามารถตัดลดจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้าได้ ดังนั้นจึงใช้ตัวแปรข้อมูลเข้าทั้ง 4 ตัวแปรในขั้นตอนวิธีพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา

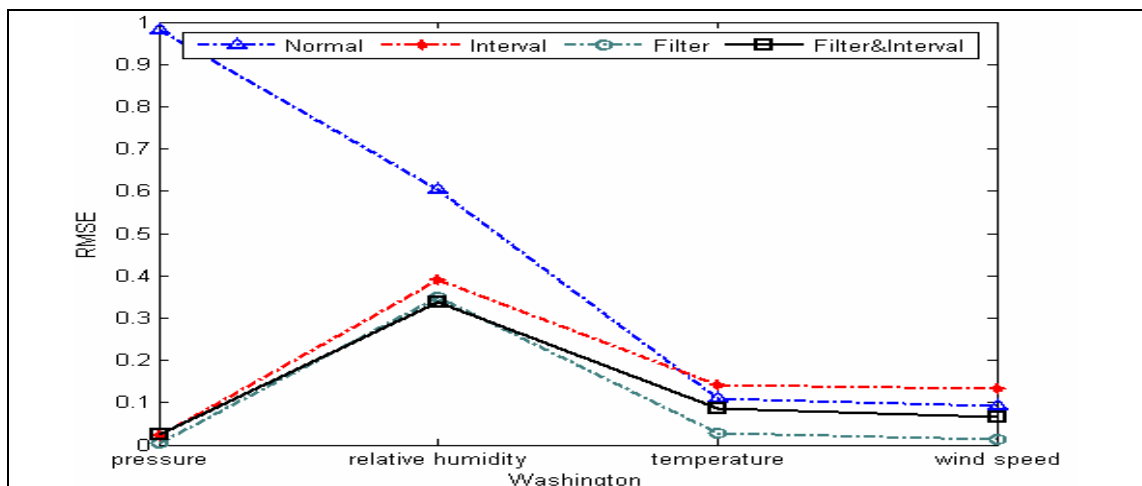
4.2.4 การพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา

ในการทดลองตามขั้นตอนวิธีพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลาของแบบจำลอง WFNN กำหนดใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ซึ่งมีสถาปัตยกรรมเป็น 8:8:1 นั่นคือ มีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าเท่ากับ 8 มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 8 และมีจำนวนนิวรอนในชั้นผลลัพธ์เท่ากับ 1 ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์ วิธีการที่ใช้ในการทดลองการพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลาแบ่งวิธีการทดลองออกเป็น 4 วิธี แสดงได้ดังตารางที่ 4.17 เนื่องจากว่าไม่สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยผู้ชำนาญการได้

ตารางที่ 4.17 ตารางแสดงวิธีการทดลองการพยากรณ์อนุกรมเวลาของข้อมูลตัวแปรอากาศ

วิธีการทดลอง	การกรองข้อมูล	การแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม
Normal	×	×
Filtering	✓	×
Interval	×	✓
Filtering & Interval	✓	✓

ผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาของตัวแปรอากาศโดยวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์จากค่าเฉลี่ยความผิดพลาด (RMSE) ของข้อมูลตัวแปรเข้าทุกตัว โดยใช้วิธีการทดลองทั้ง 4 วิธี แสดงได้ดังภาพประกอบ 4.16



ภาพประกอบ 4.16 แสดงค่า RMSE ของตัวแปรข้อมูลเข้าจากชุดข้อมูลมหาวิทยาลัยวอชิงตัน

จากภาพประกอบ 4.16 จะเห็นได้ว่าการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาของตัวแปรอากาศของชุดข้อมูลมหาวิทยาลัยวอชิงตัน วิธีการแบบ Filter & Interval ซึ่งมีการกรองข้อมูลแล้วจึงแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน จะให้ค่า RMSE น้อยกว่าวิธีการแบบ Normal

4.2.5 การพยากรณ์ฝน

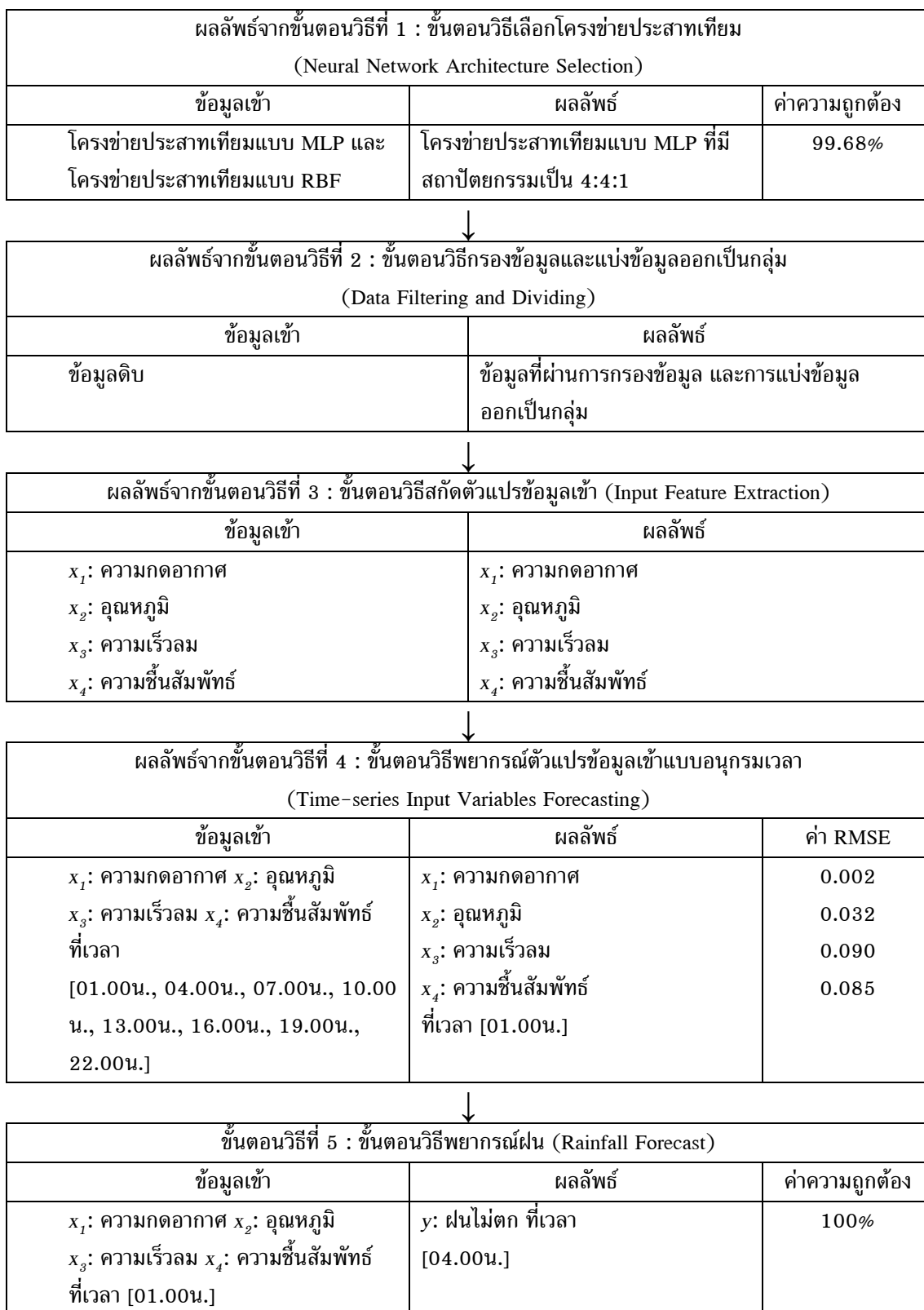
ในการทดลองตามขั้นตอนวิธีพยากรณ์ฝนโดยใช้ค่าข้อมูลตัวแปรเข้าที่ได้จากการทำงานของแบบจำลอง WFNN ขั้นตอนวิธีที่ 4 ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนจากการทดลองทั้ง 4 วิธี แสดงได้ดังตารางที่ 4.18 โดยค่าความถูกต้องที่ได้สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (4.1)

ตารางที่ 4.18 ตารางแสดงค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝน
ของชุดข้อมูลมหาวิทยาลัยวอชิงตัน

ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝน (%)			
Normal	Filter	Interval	Filter & Interval
99.68	99.48	100	100

จากตารางที่ 4.18 จะเห็นได้ว่าการพยากรณ์ฝนโดยใช้วิธีการทดลองแบบ Filter & Interval นั้นคือ มีการกรองข้อมูลและมีการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากันจะให้ผลลัพธ์ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนสูงกว่าวิธีการทดลองแบบ Normal

สรุปผลลัพธ์ที่ได้จากการทำงานของแบบจำลอง WFNN ของชุดข้อมูลมหาวิทยาลัยวอชิงตัน ตัวอย่างผลลัพธ์แสดงได้ดังภาพประกอบ 4.17 นั่นคือ ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 1 คือ เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ที่มีสถาปัตยกรรมเป็น 4:4:1 โดยให้ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์คือ 95.8% ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 2 คือ ข้อมูลที่ผ่านการกรองด้วยความถี่สัมพัทธ์จำกัดและการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 3 คือ ตัวแปร x_1 ถึง x_4 เนื่องจากไม่สามารถตัดลดจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้าได้ ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 4 คือ ค่าข้อมูลของ ตัวแปร x_1 ถึง x_4 ที่เวลา $(t+1)$ โดยให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยคือ 0.002 0.032 0.090 และ 0.085 และผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 5 คือ การพยากรณ์ว่าฝนจะไม่ตกที่เวลา $(t+2)$ โดยให้ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์คือ 100%



ภาพประกอบ 4.17 แสดงตัวอย่างข้อมูลเข้าและผลลัพธ์ที่ได้จากการทำงานของแบบจำลอง
WFNN ของชุดข้อมูลมหาวิทยาลัยวอชิงตัน

4.2.6 การวิจารณ์ผลการทดลอง

จากการทดลองของชุดข้อมูลมหาวิทยาลัยวอชิงตันไม่สามารถสกัดตัวแปรข้อมูลเข้าดังนั้นจึงสรุปได้ว่าตัวแปรข้อมูลเข้าทั้ง 4 ตัวแปรของชุดข้อมูลมหาวิทยาลัยวอชิงตันมีผลต่อการเกิดฝน และจากการทดลองตามวิธีการทดลองทั้ง 4 วิธีการทดลอง จะเห็นได้ว่าวิธีการทดลองที่ผ่านการกรองข้อมูลด้วยความถี่อิมพัลส์จำกัดจะให้ผลลัพธ์ค่าความผิดพลาดต่ำในการพยากรณ์ และวิธีการทดลองที่ผ่านการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มจะให้ค่าความถูกต้องสูงในการพยากรณ์ฝน ดังนั้นวิธีการทดลองแบบ Filter & Interval ที่นำเสนอซึ่งมีการกรองข้อมูลและการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มจึงเหมาะสมสำหรับการใช้ในงานการพยากรณ์ฝน

4.3 ชุดข้อมูลเมืองวิซิตา

ข้อมูลจัดเก็บโดยเมืองวิซิตา ประเทศสหรัฐอเมริกา มีการเก็บข้อมูลเป็นรายวันเป็นจำนวน 1,460 เรคอร์ด (4 ปี ตั้งแต่ปี ค.ศ. 2000 ถึงปี ค.ศ. 2003) ประกอบด้วยข้อมูลเข้า 4 ตัวแปรคือตัวแปร x_1 ถึง x_4 และข้อมูลผลลัพธ์ 1 ตัวแปรคือตัวแปร y แสดงได้ดังตารางที่ 4.19

ตารางที่ 4.19 ตารางแสดงตัวแปรข้อมูลของชุดข้อมูลเมืองวิซิตา ประเทศสหรัฐอเมริกา

ตัวแปร	ความหมาย	หน่วย
x_1	อุณหภูมิสูงสุดใน 24 ชั่วโมง	ฟาเรนไฮต์
x_2	อุณหภูมิต่ำสุดใน 24 ชั่วโมง	ฟาเรนไฮต์
x_3	ความเร็วลมเฉลี่ยในแต่ละวัน	ไมล์ต่อชั่วโมง
x_4	ระยะเวลาที่พระอาทิตย์ส่องแสง	นาที
y	ปรากฏการณ์ (1-9 และ x) มีดังนี้ 1 คือ หมอกที่สามารถมองเห็นไกล 0.25 ไมล์แต่น้อยกว่า 7 ไมล์ 2 คือ หมอกที่สามารถมองเห็นไกล 0.25 ไมล์หรือน้อยกว่านั้น 3 คือ พายุ 4 คือ น้ำแข็งขนาดกลมเล็ก 5 คือ ลูกเห็บ 6 คือ แผ่นน้ำแข็งหรือผลึกน้ำแข็ง 7 คือ ลมแรง ฝนเล็กน้อย 8 คือ หมอก ไอน้ำ 9 คือ หิมะ X คือ พายุทอร์นาโด	

ที่มา : ข้อมูลจากเว็บ <http://www-k12.atmos.washington.edu>

4.3.1 การเลือกโครงข่ายประสาทเทียม

ในการทดลองตามขั้นตอนวิธีที่ 1 ของแบบจำลอง WFNN เพื่อเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับงานการพยากรณ์ ข้อมูลจะแบ่งออกเป็นข้อมูลชุดสอน (ใช้ข้อมูล 3 ปี) สำหรับการสอนโครงข่ายประสาทเทียม และข้อมูลชุดทดสอบ (ใช้ข้อมูล 1 ปี) สำหรับการวัดประสิทธิภาพการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม ตัวอย่างข้อมูลดิบของชุดข้อมูลเมืองวิซิตา แสดงได้ดังตาราง 4.20 โดยประกอบด้วยค่าข้อมูลสูญหาย 3 ค่า คือ ค่าข้อมูลของตัวแปร x_1 : อุณหภูมิสูงสุดในวันที่ 6/1/2000 x_2 : อุณหภูมิต่ำสุดในวันที่ 8/1/2000 x_3 : ความเร็วลมในวันที่ 6/1/2000 เมื่อผ่านขั้นตอนการแทนค่าข้อมูลสูญหายด้วยค่าเฉลี่ยของข้อมูลรอบข้าง ตัวอย่างผลการแทนค่าข้อมูลสูญหายแสดงได้ดังตารางที่ 4.21

ตารางที่ 4.20 ตารางแสดงตัวอย่างข้อมูลดิบของชุดข้อมูลเมืองวิซิตา ประเทศสหรัฐอเมริกา

วันที่	x_1 อุณหภูมิสูงสุด	x_2 อุณหภูมิต่ำสุด	x_3 ความเร็วลม	x_4 ระยะเวลาที่พระ อาทิตย์ส่องแสง	y ปริมาณฝน
1/1/2000	57	47	11.3	30	57
2/1/2000	67	43	12.4	470	0
3/1/2000	68	43	14.2	500	0
4/1/2000	57	36	17.2	413	57
5/1/2000	38	27	13.4	394	38
6/1/2000	-	19	-	525	38
7/1/2000	36	14	12.3	295	36
8/1/2000	22	-	18.6	517	22
9/1/2000	13	3	13.4	449	13

ตารางที่ 4.21 ตารางแสดงตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านการแทนค่าข้อมูลสูญหาย

วันที่	x_1 อุณหภูมิสูงสุด	x_2 อุณหภูมิต่ำสุด	x_3 ความเร็วลม	x_4 ระยะเวลาที่พระ อาทิตย์ส่องแสง	y 0=ฝนไม่ตก 1=ฝนตก
1/1/2000	57	47	11.3	30	1
2/1/2000	67	43	12.4	470	0
3/1/2000	68	43	14.2	500	0
4/1/2000	57	36	17.2	413	1
5/1/2000	38	27	13.4	394	1
6/1/2000	37	19	12.8	525	1
7/1/2000	36	14	12.3	295	1
8/1/2000	22	9	18.6	517	1
9/1/2000	13	3	13.4	449	1

ในการเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับงานการพยากรณ์จะทำการทดลองโดยกำหนดใช้โครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบ คือ

1. โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron: MLP) ซึ่งมีสถาปัตยกรรมแบบ 4:4:1 นั่นคือ มีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าเท่ากับ 4 ชั้นซ่อน 1 ชั้น ซึ่งจะมีจำนวนนิวรอนเท่ากับ 4 ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์

2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (Radial Basis Function: RBF) มีสถาปัตยกรรมแบบ 4:4:1 นั่นคือ มีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าเท่ากับ 4 ชั้นซ่อน 1 ชั้น ซึ่งจะมีจำนวนนิวรอนเท่ากับ 4 ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันเกาเซียน

ทำการทดลองโดยเปรียบเทียบจากค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝน ทั้งการพยากรณ์ฝนระยะสั้นและการพยากรณ์ฝนเป็นฤดู ผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ฝนระยะสั้นโดยเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP กับแบบ RBF แสดงได้ดังตารางที่ 4.22 จะเห็นได้ว่าผลการพยากรณ์ฝนระยะสั้น การพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ให้ค่าความถูกต้องสูงกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ RBF และผลการพยากรณ์ฝนเป็นฤดู ซึ่งแบ่งเป็น 4 ฤดู คือ ฤดูหนาว ฤดูใบไม้ผลิ ฤดูร้อน และฤดูใบไม้ร่วง จะเห็นได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ให้ค่าความถูกต้องสูงกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ RBF ในทุกฤดูเช่นกัน ดังนั้นจึงเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ในการทำงานของแบบจำลอง WFNN ในขั้นตอนวิธีต่อไป

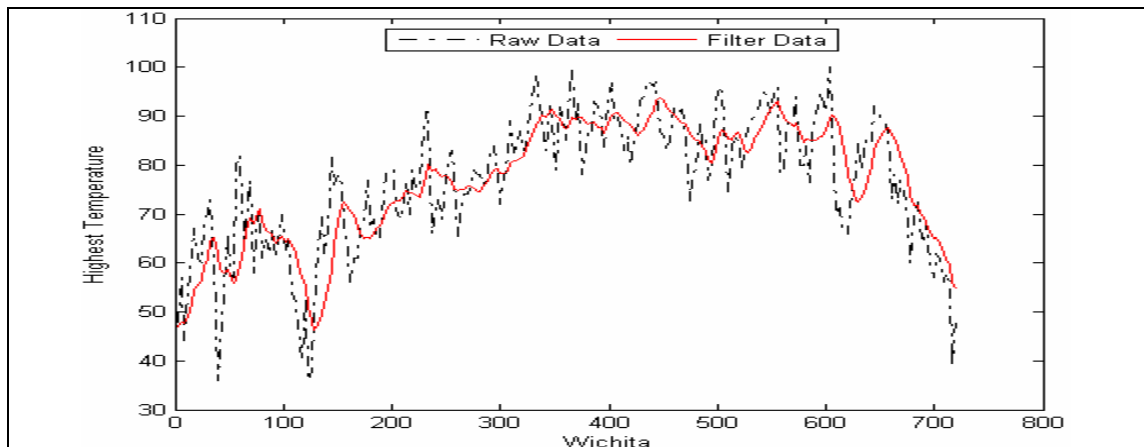
ตารางที่ 4.22 ตารางแสดงการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนของชุดข้อมูลเมืองวิซิตา

การพยากรณ์	ค่าความถูกต้อง (%)	
	MLP	RBF
ระยะสั้น	76.36	62.58
ฤดูหนาว	91.03	68.96
ฤดูใบไม้ผลิ	89.67	74.19
ฤดูร้อน	90.32	48.38
ฤดูใบไม้ร่วง	88.00	66.39

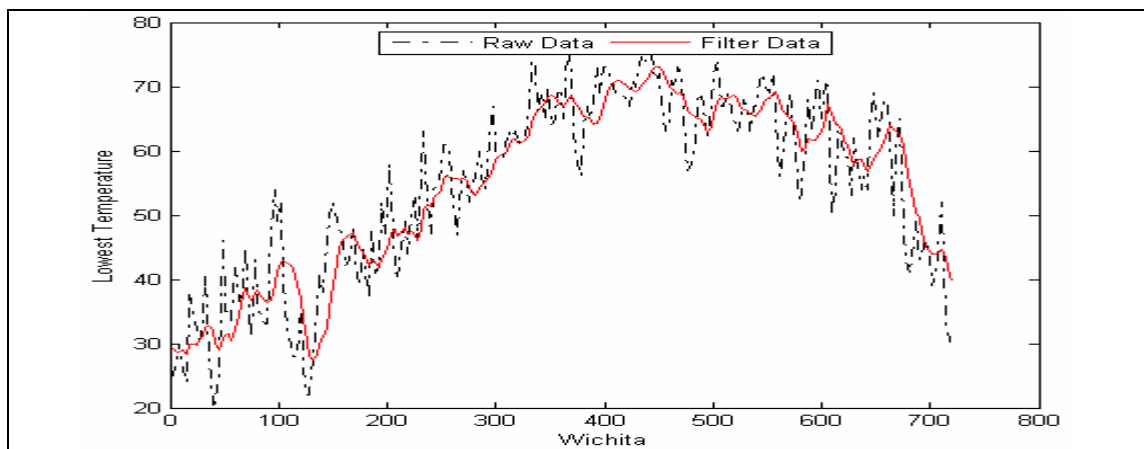
4.3.2 การกรองข้อมูลและแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม

ขั้นตอนวิธีการกรองข้อมูลโดยใช้การกรองด้วยความถี่อิมพัลส์จำกัด (FIR) ฟังก์ชันหน้าต่างที่ใช้ คือ ฟังก์ชันหน้าต่างแบบแฮมมิงซึ่งมีขนาดจุดของข้อมูลที่ทำการประมวลผลเท่ากับ 8 ($k = 8$) ตัวอย่างผลการกรองข้อมูลของตัวแปรอากาศแสดงได้ดังภาพประกอบ 4.18-4.21 เรียงตามลำดับดังนี้ กำหนดให้แกนนอนเป็นระยะเวลาการเก็บข้อมูล (ชั่วโมง) เป็นจำนวน 720 วัน (720 เรคอร์ด) แกนตั้งเป็นค่าข้อมูลของตัวแปรต่างๆ กราฟเส้นประคือค่าข้อมูลดิบ กราฟเส้นทึบคือค่าข้อมูลที่ผ่านการกรองเรียบร้อยแล้ว ภาพประกอบ 4.18 แสดงตัวอย่างการ

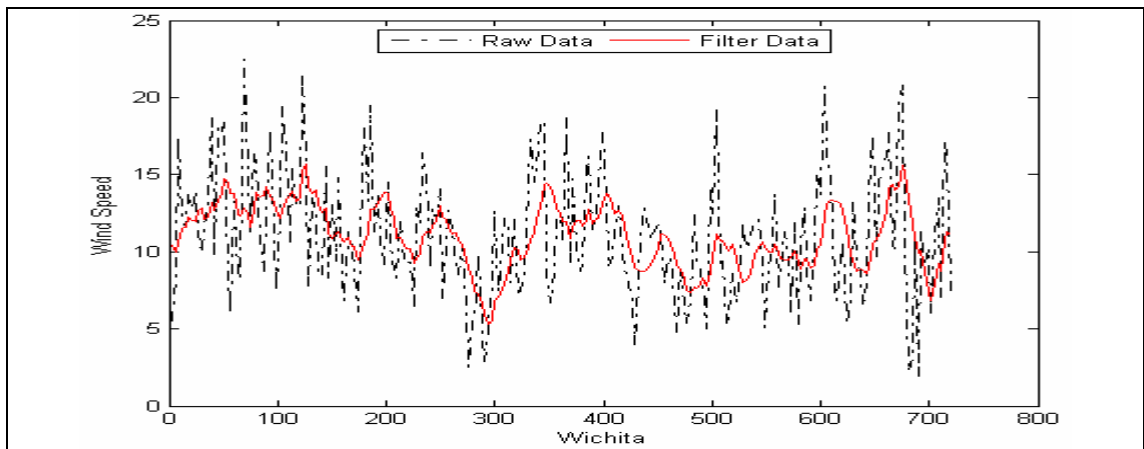
กรองข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด ภาพประกอบ 4.19 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลอุณหภูมิต่ำสุด ภาพประกอบ 4.20 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลความเร็วลม และภาพประกอบ 4.21 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลระยะเวลาที่พระอาทิตย์ส่องแสง จะเห็นได้ว่าเมื่อผ่านขั้นตอนวิธีเตรียมข้อมูลโดยการกรองข้อมูลจะทำให้ข้อมูลมีความราบเรียบมาก



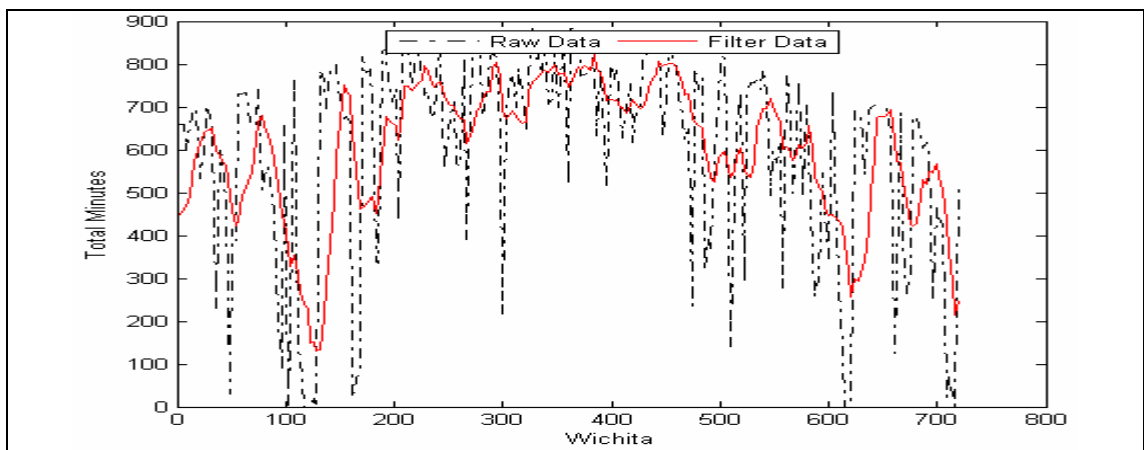
ภาพประกอบ 4.18 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลอุณหภูมิสูงสุดด้วย FIR ($k = 8$)



ภาพประกอบ 4.19 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลอุณหภูมิต่ำสุดด้วย FIR ($k = 8$)



ภาพประกอบ 4.20 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลความเร็วลมด้วย FIR ($k = 8$)



ภาพประกอบ 4.21 แสดงตัวอย่างการกรองข้อมูลระยะเวลาที่พระอาทิตย์ส่องแสงด้วย FIR ($k = 8$)

หลังจากทำการกรองข้อมูลด้วยความถี่อิมพัลส์จำกัดแล้วทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยให้มีช่วงค่าเท่ากันซึ่งจะแบ่งออกเป็น 5 กลุ่ม ($q = 5$) [สูงมาก, สูง, ปานกลาง, ต่ำ, ต่ำมาก] ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยให้มีช่วงค่าเท่ากันแสดงได้ดังตารางที่ 4.23

ตารางที่ 4.23 ตารางแสดงตัวอย่างการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยให้มีช่วงค่าเท่ากัน

วันที่	x_1 อุณหภูมิสูงสุด	x_2 อุณหภูมิต่ำสุด	x_3 ความเร็วลม	x_4 ระยะเวลาที่พระ อาทิตย์ส่องแสง	y 0=ฝนไม่ตก 1=ฝนตก
1/1/2000	3	3	1	1	1
2/1/2000	4	3	1	3	0
3/1/2000	4	3	2	4	0
4/1/2000	3	2	3	3	1
5/1/2000	2	2	2	2	1
6/1/2000	2	1	1	4	1
7/1/2000	2	1	1	2	1
8/1/2000	2	1	3	4	1
9/1/2000	1	1	2	3	1

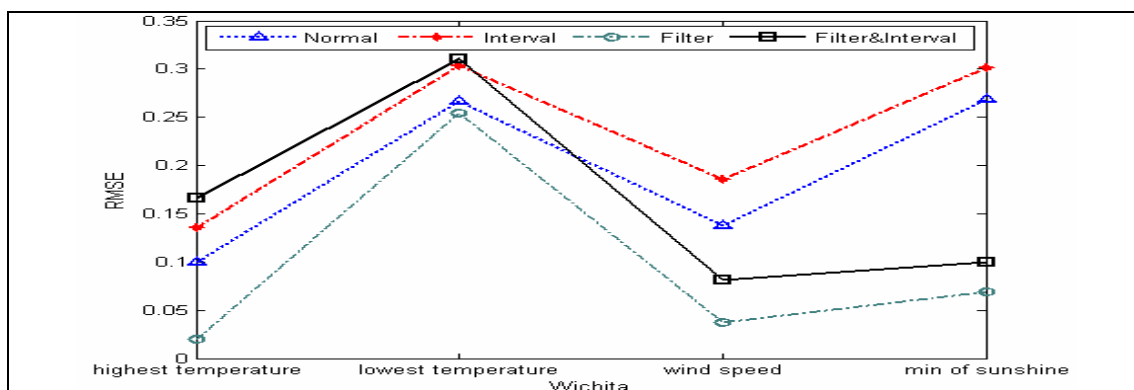
4.3.3 การสกัดตัวแปรข้อมูลเข้า

ในการทดลองตามขั้นตอนวิธีสกัดตัวแปรข้อมูลเข้าของแบบจำลอง WFNN กำหนดใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ซึ่งมีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าเท่ากับจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้า ชั้นซ่อน 1 ชั้น ซึ่งจะมีจำนวนนิวรอนเท่ากับจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้า ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์ จากการทดลองพบว่าไม่สามารถตัดลดจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้าได้ ดังนั้นจึงใช้ตัวแปรข้อมูลเข้าทั้ง 4 ตัวแปรในขั้นตอนวิธีพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา

4.3.4 การพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา

ในการทดลองตามขั้นตอนวิธีพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลาแบ่งวิธีการทดลองออกเป็น 4 วิธี แสดงได้ดังตารางที่ 4.7 ในการพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลา กำหนดใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ซึ่งมีสถาปัตยกรรมแบบ 8:8:1 นั่นคือมีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลเข้าเท่ากับ 8 ชั้นซ่อน 1 ชั้น ซึ่งจะมีจำนวนนิวรอนเท่ากับ 8 ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์ วิธีการที่ใช้ในการทดลองการพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลาแบ่งวิธีการทดลองออกเป็น 4 วิธี แสดงได้ดังตารางที่ 4.17 เนื่องจากไม่สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยอาศัยผู้ชำนาญการได้

ผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ฝนโดยใช้วิธีการทดลองทั้ง 4 วิธี แสดงได้ดังภาพประกอบ 4.22



ภาพประกอบ 4.22 แสดงค่า RMSE ของตัวแปรข้อมูลเข้าจากชุดข้อมูลเมืองวิชิตา

จากภาพประกอบ 4.22 จะเห็นได้ว่าการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาของตัวแปรอากาศของชุดข้อมูลเมืองวิชิตา ประเทศสหรัฐอเมริกา วิธีการแบบ Filter & Interval ซึ่งมีการกรองข้อมูลแล้วจึงแบ่งข้อมูลออกเป็นช่วงค่าเท่ากัน จะให้ค่า RMSE น้อยกว่าวิธีการแบบ Normal

4.3.5 การพยากรณ์ฝน

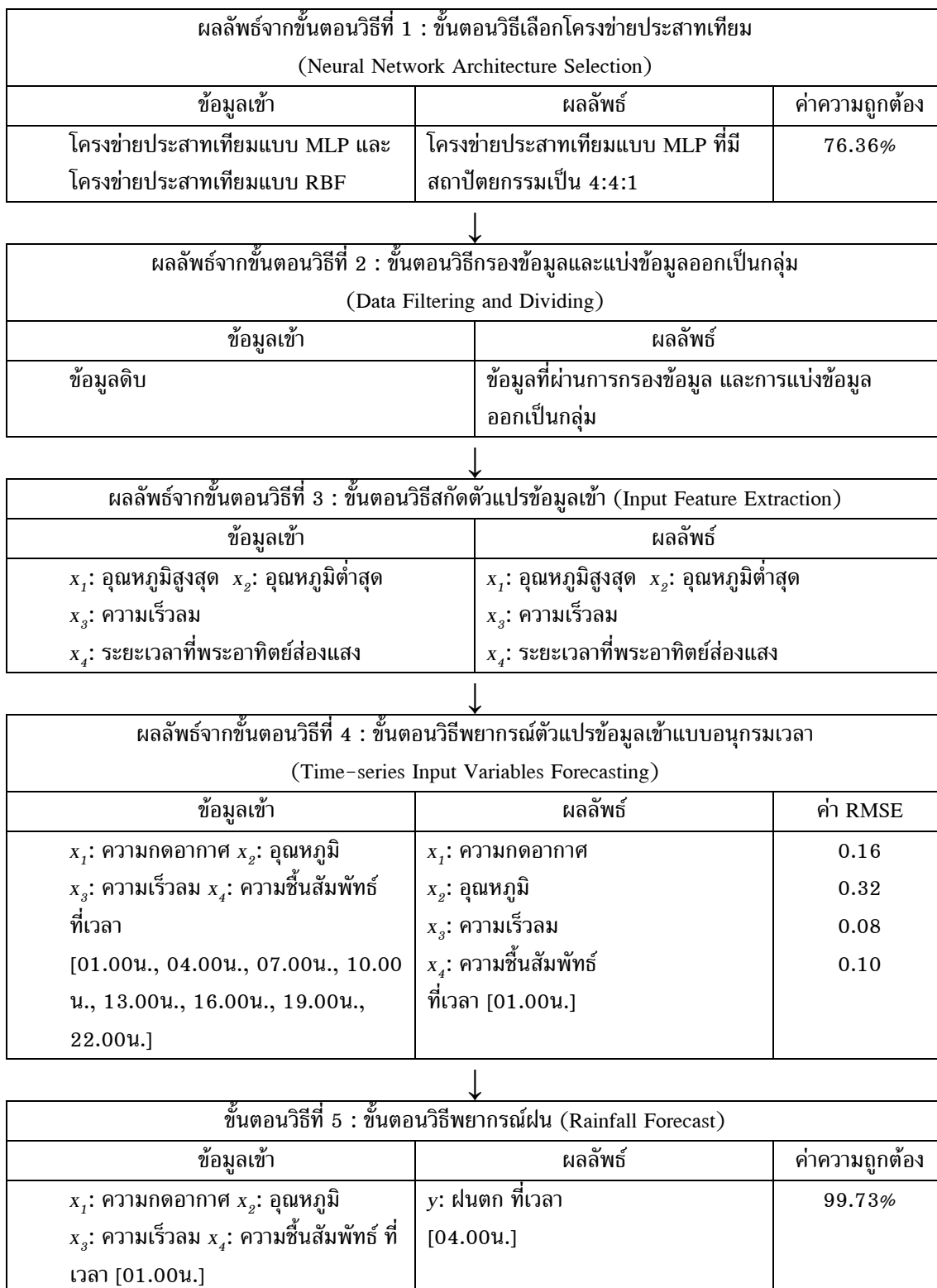
ในการทดลองตามขั้นตอนวิธีพยากรณ์ฝนโดยใช้ค่าข้อมูลตัวแปรข้อมูลเข้าที่ได้จากการทำงานของแบบจำลอง WFNN ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนจากการทดลองทั้ง 4 วิธี แสดงได้ดังตารางที่ 4.24

ตารางที่ 4.24 ตารางแสดงค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนของชุดข้อมูลเมืองวิชิตา

ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝน (%)			
Normal	Filter	Interval	Filter & Interval
49.45	53.01	78.14	99.73

จากตารางที่ 4.24 จะเห็นได้ว่าการพยากรณ์แบบ Filter & Interval นั้นคือ มีการกรองข้อมูลและมีการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน จะให้ผลลัพธ์ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ฝนสูงกว่าวิธีการทดลองแบบ Normal

สรุปผลลัพธ์ที่ได้จากการทำงานของแบบจำลอง WFNN ของชุดข้อมูลเมืองวิชิตา แสดงได้ดังภาพประกอบ 4.23 นั่นคือ ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 1 คือ เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ที่มีสถาปัตยกรรมเป็น 4:4:1 โดยให้ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์คือ 76.36% ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 2 คือ ข้อมูลที่ผ่านการกรองด้วยความถี่อิมพัลส์จำกัดและการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากัน ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 3 คือ ตัวแปร x_1 ถึง x_4 เนื่องจากไม่สามารถตัดลดจำนวนตัวแปรข้อมูลเข้าได้ ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 4 คือ ค่าข้อมูลของตัวแปร x_1 ถึง x_4 ที่เวลา $(t+1)$ โดยให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยคือ 0.16 0.32 0.08 0.10 และผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนวิธีที่ 5 คือ การพยากรณ์ว่าฝนจะตกที่เวลา $(t+2)$ โดยให้ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์คือ 99.73%



ภาพประกอบ 4.23 แสดงตัวอย่างข้อมูลเข้าและผลลัพธ์ที่ได้จากการทำงานของแบบจำลอง WFNN ของชุดข้อมูลเมืองวิซิตา

4.3.6 การวิจารณ์ผลการทดลอง

จากการทดลองของชุดข้อมูลเมืองวิซิตาไม่สามารถสกัดตัวแปรข้อมูลเข้าตั้งนั้นจึงสรุปได้ว่าตัวแปรข้อมูลเข้าทั้ง 4 ตัวแปรของชุดข้อมูลเมืองวิซิตามีผลต่อการเกิดฝน และจากการทดลองตามวิธีการทดลองทั้ง 4 วิธีการทดลอง จะเห็นได้ว่าวิธีการทดลองที่ผ่านการกรองข้อมูลด้วยความถี่สัมพันธ์จากัดจะให้ผลลัพธ์ค่าความผิดพลาดต่ำในการพยากรณ์ และวิธีการทดลองที่ผ่านการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มจะให้ค่าความถูกต้องสูงในการพยากรณ์ฝน ดังนั้นวิธีการทดลองแบบ Filter & Interval ที่นำเสนอซึ่งมีการกรองข้อมูลและการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มโดยแบ่งช่วงค่าเท่ากันจึงเหมาะสมสำหรับการใช้ในงานการพยากรณ์ฝน

ในบทนี้เป็นการนำเสนอผลการทดลองที่ได้จากแบบจำลอง WFNN สำหรับการพยากรณ์อากาศโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ใช้แหล่งข้อมูลอากาศ 3 ชุด ซึ่งเป็นชุดข้อมูลจากกรมอุตุนิยมวิทยา ประเทศไทย ชุดข้อมูลมหาวิทยาลัยวอชิงตัน ประเทศสหรัฐอเมริกา และชุดข้อมูลเมืองวิซิตา ประเทศสหรัฐอเมริกา จะเห็นได้ว่าผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นไปในทิศทางเดียวกัน นั่นคือ เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP ในขั้นตอนวิธีเลือกโครงข่ายประสาทเทียม ในขั้นตอนวิธีพยากรณ์ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าแบบอนุกรมเวลาจะได้ผลลัพธ์รากที่สองของค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) ของวิธีการทดลองที่ข้อมูลผ่านการกรองข้อมูลจะให้ค่าความผิดพลาดต่ำกว่าวิธีการที่ไม่ผ่านการกรองข้อมูล และในขั้นตอนวิธีพยากรณ์ฝนโดยใช้ค่าตัวแปรข้อมูลเข้าที่ได้จากการพยากรณ์อนุกรมเวลา จะเห็นได้ว่าวิธีการที่ผ่านการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มจะให้ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์ที่สูงกว่าวิธีการที่ไม่ผ่านการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม ดังนั้นจึงอาจสรุปได้ว่าในงานการพยากรณ์อากาศ ข้อมูลอากาศควรผ่านการกรองข้อมูลและการแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ค่าความถูกต้องในการพยากรณ์ฝนที่สูงขึ้น