

การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์และแบบจำลอง
ความถดถอยเชิงพหุ เพื่อทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในพื้นที่
กรุงเทพมหานครและเทศบาลนครนครราชสีมา

นายศรัลย์ ปานศรีพงษ์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมสิ่งแวดล้อม
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2550

**DEVELOPMENT OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK
MODELS AND MULTIPLE REGRESSION MODELS
FOR PREDICTION OF PM₁₀ CONCENTRATIONS
IN BANGKOK AND NAKHON RATCHASIMA
MUNICIPALITY AREAS**

Saran Pansripong

**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Master of Engineering in Environmental Engineering
Suranaree University of Technology**

Academic Year 2007

การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ
เพื่อทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในพื้นที่กรุงเทพมหานครและเทศบาลนครนครราชสีมา

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นักศึกษานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

(อ. ดร. วุฒิ ตำนกิตติกุล)

ประธานกรรมการ

(ผศ. ดร. สุจิตต์ กรุจิต)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

(ดร. ทองเปลว กองจันทร์)

กรรมการ

(ผศ. ดร. บุญชัย วิจิตรเสถียร)

กรรมการ

(ผศ. ดร. นเรศ เชื้อสุวรรณ)

กรรมการ

(ศ. ดร. ไพโรจน์ สัตยธรรม)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ

(รศ. น.อ. ดร. วรพจน์ ขำพิศ)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

ศรัลย์ ปานศรีพงษ์ : การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ เพื่อทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในพื้นที่กรุงเทพมหานครและเทศบาลนครนครราชสีมา (DEVELOPMENT OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK MODELS AND MULTIPLE REGRESSION MODELS FOR PREDICTION OF PM_{10} CONCENTRATIONS IN BANGKOK AND NAKHON RATCHASIMA MUNICIPALITY AREAS) อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุจิต คุรุจิต, 166 หน้า

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ เพื่อทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ล่วงหน้าในพื้นที่กรุงเทพมหานคร และเทศบาลนครนครราชสีมา และเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้งสองแบบ โดยใช้ข้อมูลมลพิษอากาศและอุตุนิยมวิทยาจากสถานีตรวจวัดอากาศแบบอัตโนมัติ 4 จุดที่กระจายอยู่ในเขตกรุงเทพมหานคร และ 1 จุดในเขตเทศบาลนครนครราชสีมา ในช่วงปี พ.ศ. 2543 – 2547 มาทำการสร้างแบบจำลอง และข้อมูลในช่วงปี พ.ศ. 2548 – 2549 มาทำการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองที่ได้

ผลการศึกษา พบว่า PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น มีความสัมพันธ์สูงที่สุดในทิศทางเดียวกันกับ PM_{10} และ NO_2 โดยมีความสัมพันธ์กับข้อมูลในวันปัจจุบันมากที่สุด รองลงมาคือข้อมูลในวันย้อนหลังที่ลดหลั่นกันไป แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่ได้ต้องการแปลงค่าตัวแปรให้อยู่ในรูปลอการิทึมธรรมชาติ และมีจำนวนชั้นซ่อนมากกว่า 1 ชั้น โดยมีค่า MAPE อยู่ในช่วงร้อยละ 17.4 – 12.2 ส่วนแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุที่ผ่านการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนแล้ว เป็นแบบจำลองที่มีการคัดเลือกตัวแปรโดยใช้วิธี backward และต้องการแปลงค่าตัวแปรให้อยู่ในรูปลอการิทึมธรรมชาติด้วยเช่นกัน โดยมีค่า Adjusted R^2 อยู่ในช่วง 0.699 – 0.770 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้งสองแบบ โดยใช้ข้อมูลในปีถัดมา พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสมสำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานีตรวจวัดต่าง ๆ มีค่า IA, Factor of Two และ RMSE อยู่ในช่วง 0.91 – 0.98, 96.57 – 100 และ 5.58 – 8.20 ตามลำดับ ส่วนแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุมีค่าอยู่ในช่วง 0.87 – 0.97, 92.86 – 98.77 และ 6.46 – 10.28 ตามลำดับ พบว่าตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลสูงทั้งในแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ คือ PM_{10} ในวันปัจจุบัน จากการทดสอบความไวของแบบจำลองพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ มีความไวของแบบจำลองใกล้เคียงกันเมื่อตัวแปรใด ๆ ภายในแบบจำลองมีค่าเปลี่ยนแปลง ส่วนแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ พบว่าตัวแปรภายใน

แบบจำลองที่มีค่าเปลี่ยนไปบางตัวแปร จะส่งผลให้แบบจำลองมีความไวสูง ซึ่งมีค่าพิสัยสูงกว่าแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ในทุก ๆ สถานี แบบจำลองทั้งสองที่ได้สามารถทำนายค่าความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นได้ และสามารถนำแนวทางการพัฒนานี้ไปประยุกต์ใช้สำหรับเมืองอื่น ๆ ในประเทศไทยได้

สาขาวิชาวิศวกรรมสิ่งแวดล้อม

ปีการศึกษา 2550

ลายมือชื่อนักศึกษา _____

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา _____

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม _____

SARAN PANSRIPONG : DEVELOPMENT OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK MODELS AND MULTIPLE REGRESSION MODELS FOR PREDICTION OF PM₁₀ CONCENTRATIONS IN BANGKOK AND NAKHON RATCHASIMA MUNICIPALITY AREAS. THESIS ADVISOR : ASST. PROF. SUDJIT KARUCHIT, Ph.D., 166 PP.

PM₁₀/ ARTIFICIAL NEURAL NETWORK/ MULTIPLE REGRESSION

The objective of this research was to develop artificial neural network and regression models for forecasting PM₁₀ concentration in advance in Bangkok and Nakhorn Ratchasima municipality areas. The models derived from these techniques were compared by utilizing air pollution and meteorological data from monitoring stations including four stations in Bangkok and one station in Nakhorn Ratchasima municipality areas. The data during 2000 – 2004 were employed to develop models which were subsequently tested with the data from 2005 – 2006.

The results showed that the next day PM₁₀ concentrations had strong relation with PM₁₀ and NO₂ data of the present day and slightly decreased when the previous day data were used. The variables used in artificial neural network formulation had to be transformed into natural logarithm and the models needed more than one hidden layer. This resulted in ranging the MAPE value from 17.4 to 12.2. For multiple regression technique, only backward selection approach could pass the residual analysis and the variables also had to be transformed into natural logarithm. The adjusted R² showed a value between 0.699 and 0.770. From model testing using the next year data, the most appropriate model derived from artificial neural network technique showed the values of IA, Factor of Two and RMSE in the range of

0.91 – 0.98, 96.57 – 100 and 5.58 – 8.20, respectively. The best model from multiple regression technique showed these values with 0.87 – 0.97, 92.86 – 98.77 and 6.46 – 10.28, respectively. It was also found that the independent variable that has considerable effect on artificial neural network and multiple regression models was PM_{10} of the present day. Using sensitivity analysis, the model sensitivities of artificial neural network technique were not much different when variables were changed. On the other hand, altering some independent variables would result in an increase in model sensitivity which gave higher range of max-min than that of neural network technique in every monitoring station. Overall, both techniques were able to predict the PM_{10} concentration for the next day and these approaches could be modified and applied for other areas in Thailand.

School of Environmental Engineering

Academic Year 2007

Student's Signature _____

Advisor's Signature _____

Co-Advisor's Signature _____

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จได้ด้วยดี ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุจิตต์ คุรุจิตต์ ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ และ ดร.ทองเปลว กองจันทร์ ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม ซึ่งได้ให้โอกาสความรู้ คำปรึกษา และแนวทางแก้ไขปัญหาดังต่าง ๆ อันเป็นประโยชน์ต่อการทำวิทยานิพนธ์นี้มาโดยตลอด และขอกราบขอบพระคุณคณะกรรมการทุกท่าน ดร.วุฒิ์ ด้านกิตติกุล ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.บุญชัย วิจิตรเสถียร และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นเรศ เชื้อสุวรรณ ที่ให้ความกรุณาแนะนำในการแก้ไขวิทยานิพนธ์นี้

ขอกราบขอบพระคุณ คณาจารย์สาขาวิชาสิ่งแวดล้อมทุกท่าน และขอขอบคุณที่ ๆ น้อง ๆ สาขาวิชาวิศวกรรมสิ่งแวดล้อมทุกท่าน ที่คอยสนับสนุนในเรื่องการทำวิทยานิพนธ์ มาโดยตลอด

ขอกราบขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วีรชัย อาจหาญ หัวหน้าศูนย์ความเป็นเลิศทางด้านชีวมวล และขอขอบคุณบุคลากรศูนย์ความเป็นเลิศทางด้านชีวมวล และหน่วยปฏิบัติการวิศวกรรมพลังงานและสิ่งแวดล้อม (เดิม) ทุกท่าน ที่ได้ให้กำลังใจ และกำลังกายมาโดยตลอด

วิทยานิพนธ์นี้จะไม่สามารถเริ่มต้น และสำเร็จลุล่วงได้ หากไม่มีกำลังใจจากบุคคลเคียงข้าง ผู้วิจัย คุณความดีอันใดที่บังเกิดจากวิทยานิพนธ์นี้ขอมอบทั้งหมดให้กับคุณย่าผู้ล่วงลับอันเป็นที่รักยิ่ง และขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ ที่ให้ข้อคิด มุมมองที่กว้างขวาง และรอบคอบในการดำเนินชีวิตในทุกย่างก้าวของผู้วิจัย

ศรัลย์ ปานศรีพงษ์

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ค
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญรูป.....	ท
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ.....	ถ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
2 ปรัชญ่วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1 มลพิษทางอากาศ.....	4
2.1.1 อนุภาคมลสารหรือฝุ่นละออง.....	5
2.1.2 อนุภาคที่มีขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอน (PM ₁₀).....	5
2.2 การประมาณค่าระดับสารมลพิษทางอากาศ.....	6
2.2.1 การใช้แบบจำลองทางด้านกายภาพ (Physical Model).....	6
2.2.2 การใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์คำนวณการแพร่กระจายของสารมลพิษ.....	6
2.2.2.1 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์แบบเกาส์เซียน (Gaussian).....	7
2.2.2.2 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์สร้างจากวิธีทางสถิติ.....	8
2.2.3 การศึกษาสภาวะแวดล้อมทางอากาศโดยอาศัยหลักการของ การใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์.....	8
2.3 การวิเคราะห์ความถดถอย.....	11

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.4	โครงข่ายประสาทประดิษฐ์ (Artificial Neural Networks)	13
2.4.1	แนวคิดพื้นฐานของโครงข่ายประสาทประดิษฐ์	13
2.4.2	การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์	14
2.4.3	ข้อมูลป้อนเข้า.....	15
2.4.4	ชั้นซ่อน (Hidden Layer).....	15
2.4.5	การถ่วงน้ำหนักและไบแอส (Weights and biases).....	16
2.4.6	ฟังก์ชันการรวมและฟังก์ชันการแปลงค่า	16
2.4.7	อัตราการเรียนรู้และโมเมนตัม (Learning rate and momentum).....	17
2.4.8	กระบวนการสอนหรือการเรียนรู้ (Training or Learning)	18
2.4.8.1	การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Back-propagation).....	19
2.4.9	การหยุดการสอน (Stop training)	21
2.4.10	ชุดข้อมูล (Samples).....	21
2.4.11	การทดสอบโครงข่าย (Testing).....	21
2.5	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	22
3	วิธีดำเนินการวิจัย.....	27
3.1	การรวบรวมข้อมูลปริมาณมลพิษทางอากาศในเขตกรุงเทพมหานคร และในเขตเทศบาลนครนครราชสีมา	27
3.2	การศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และคัดเลือกตัวแปร.....	30
3.3	การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์	32
3.3.1	การเตรียมข้อมูล	32
3.3.2	การออกแบบโครงข่าย.....	34
3.3.3	การสอนโครงข่าย.....	38
3.3.4	การตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่าย.....	38
3.4	การสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ.....	39
3.4.1	การคัดเลือกตัวแปรเข้าสู่แบบจำลอง	40
3.4.2	การวิเคราะห์ค่าคลาดเคลื่อน	40

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.4.3 การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง	41
3.5 การวิเคราะห์อิทธิพลของตัวแปรอิสระและความไวของแบบจำลอง	41
3.6 ศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง	43
3.7 แบบจำลองสำหรับการทำนายล่วงหน้า 5 วัน	44
4 ผลการศึกษา และการอภิปรายผล.....	45
4.1 ผลการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และการคัดเลือกตัวแปร	45
4.1.1 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} และข้อมูลมลพิษอากาศ.....	45
4.1.2 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} และข้อมูลอุตุนิยมวิทยา	51
4.1.3 สรุปผลการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์	57
4.2 ผลการศึกษาแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์.....	63
4.2.1 ตัวอย่างการสร้างแบบจำลอง.....	63
4.2.1.1 การเตรียมข้อมูล ออกแบบ และการสอนโครงข่าย	63
4.2.1.2 การตรวจสอบความถูกต้องการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม	67
4.2.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสม.....	70
4.2.3 อิทธิพลของตัวแปรอิสระ	72
4.2.4 ความไวของแบบจำลอง	73
4.3 ผลการศึกษาแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ	77
4.3.1 ตัวอย่างการสร้างแบบจำลอง.....	77
4.3.1.1 การคัดเลือกตัวแปรเข้าสู่แบบจำลอง.....	77
4.3.1.2 การวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อน.....	77
4.3.2 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุที่เหมาะสม	78
4.3.3 อิทธิพลของตัวแปรอิสระ	87
4.3.4 ความไวของแบบจำลอง	90
4.4 การศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง.....	93
4.4.1 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง	93
4.5 แบบจำลองสำหรับการทำนายล่วงหน้า 5 วัน	99

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

5	สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ	104
5.1	สรุปผลการศึกษา.....	104
5.1.1	ความสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น และข้อมูลคุณภาพอากาศ.....	104
5.1.2	แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์สำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น.....	105
5.1.3	แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น.....	105
5.1.4	การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง	105
5.1.5	สรุปลักษณะเด่นและข้อจำกัดของแบบจำลอง	106
5.2	ข้อเสนอแนะ	106
	รายการอ้างอิง	107
	ภาคผนวก	
	ภาคผนวก ก. ผลการวิเคราะห์สถิติพรรณนา.....	111
	ภาคผนวก ข. การคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์.....	128
	ภาคผนวก ค. แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ stepwise.....	142
	ภาคผนวก ง. แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ backward.....	148
	ภาคผนวก จ. ผลการวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อน	154
	ภาคผนวก ฉ. รายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างการศึกษา.....	165
	ประวัติผู้เขียน	167

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1	สถานที่ตั้งสถานีตรวจวัดอากาศแบบอัตโนมัติบริเวณพื้นที่ทั่วไป.....30
3.2	รูปแบบข้อมูลป้อนเข้า.....31
3.3	ค่าพารามิเตอร์ในโครงข่าย.....38
4.1	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นและข้อมูลมลพิษอากาศ ณ สถานีสำนักงานการเคหะชุมชนคลองจั่น (10T).....46
4.2	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นและข้อมูลมลพิษอากาศ ณ สถานีสนามกีฬาการเคหะชุมชนห้วยขวาง (11T).....47
4.3	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นและข้อมูลมลพิษอากาศ ณ สถานีโรงเรียนนนทรีวิทยา (12T)48
4.4	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นและข้อมูลมลพิษอากาศ ณ สถานีโรงเรียนสิงหราชพิทยาคม (15T).....49
4.5	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นและข้อมูลมลพิษอากาศ ณ สถานีบ้านพักทหารมณฑลทหารบกที่ 21 จ.นครราชสีมา (47T).....50
4.6	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นและข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ณ สถานีสำนักงานการเคหะชุมชนคลองจั่น (10T).....52
4.7	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นและข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ณ สถานีสนามกีฬาการเคหะชุมชนห้วยขวาง (11T).....53
4.8	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นและข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ณ สถานีโรงเรียนนนทรีวิทยา (12T)54
4.9	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นและข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ณ สถานีโรงเรียนสิงหราชพิทยาคม (15T).....55
4.10	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นและข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ณ สถานีบ้านพักทหารมณฑลทหารบกที่ 21 จ.นครราชสีมา (47T).....56
4.11	ตัวแปรอิสระตั้งต้นเพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานีสำนักงานการเคหะชุมชนคลองจั่น (10T).....58

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.12 ตัวแปรอิสระตั้งต้นเพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานีสนามกีฬาการเคหะชุมชนห้วยขวาง (11T).....	59
4.13 ตัวแปรอิสระตั้งต้นเพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานีโรงเรียนนนทรีวิทยา (12T)	60
4.14 ตัวแปรอิสระตั้งต้นเพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานีโรงเรียนสิงหราชพิทยาคม (15T).....	61
4.15 ตัวแปรอิสระตั้งต้นเพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานีบ้านพักทหารมณฑลทหารบกที่ 21 จ.นครราชสีมา (47T).....	62
4.16 ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละกรณีศึกษา ณ สถานี 11T	68
4.17 ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมจากกรณีศึกษา 4 กรณี ณ สถานี 11T.....	68
4.18 แบบจำลองโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสม.....	72
4.19 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ stepwise ณ สถานี 11T.....	82
4.20 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ backward ณ สถานี 11T	83
4.21 ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Stepwise	84
4.22 ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Backward	85
4.23 แบบจำลองความถดถอยที่เหมาะสม	86
4.24 ผลเปรียบเทียบดัชนีชี้วัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง	93
4.25 ดัชนีชี้วัดประสิทธิภาพของแบบจำลองในการทำนายไปข้างหน้า 5 วัน ของสถานี 47T	97
4.26 ผลทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น กรณีแจกแจงความเข้มข้น ณ สถานี 10T	98
4.27 ผลทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น กรณีแจกแจงความเข้มข้น ณ สถานี 11T	98
4.28 ผลทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น กรณีแจกแจงความเข้มข้น ณ สถานี 12T	99

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4.29	ผลทำนายความเข้มข้นของ PM ₁₀ ในวันรุ่งขึ้น กรณีแจกแจงความเข้มข้น ณ สถานี 15T99
4.30	ผลทำนายความเข้มข้นของ PM ₁₀ ในวันรุ่งขึ้น กรณีแจกแจงความเข้มข้น ณ สถานี 47T99
4.31	ดัชนีชี้วัดประสิทธิภาพของแบบจำลองในการทำนายไปข้างหน้า 5 วัน ของสถานี 47T.....101
ก1	ผลการทดสอบสถิติพรรณนา ณ สถานี 10T112
ก2	ผลการทดสอบสถิติพรรณนา ณ สถานี 11T112
ก3	ผลการทดสอบสถิติพรรณนา ณ สถานี 12T113
ก4	ผลการทดสอบสถิติพรรณนา ณ สถานี 15T113
ก5	ผลการทดสอบสถิติพรรณนา ณ สถานี 47T114
ข1	ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละกรณีศึกษา ณ สถานี 10T129
ข2	ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมจากกรณีศึกษา 4 กรณี ณ สถานี 10T129
ข3	ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละกรณีศึกษา ณ สถานี 11T130
ข4	ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมจากกรณีศึกษา 4 กรณี ณ สถานี 12T130
ข5	ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละกรณีศึกษา ณ สถานี 12T131
ข6	ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมจากกรณีศึกษา 4 กรณี ณ สถานี 12T131
ข7	ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละกรณีศึกษา ณ สถานี 15T132
ข8	ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมจากกรณีศึกษา 4 กรณี ณ สถานี 15T132

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
ข9	ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละ กรณีศึกษา ณ สถานี 47T133
ข10	ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม จากกรณีศึกษา 4 กรณี ณ สถานี 47T133
ค1	แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ stepwise ณ สถานี 10T.....143
ค2	แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ stepwise ณ สถานี 11T.....144
ค3	แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ stepwise ณ สถานี 12T.....145
ค4	แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ stepwise ณ สถานี 15T.....146
ค5	แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ stepwise ณ สถานี 47T.....147
ง1	แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ backward ณ สถานี 10T149
ง2	แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ backward ณ สถานี 11T150
ง3	แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ backward ณ สถานี 12T151
ง4	แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ backward ณ สถานี 15T152
ง5	แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ backward ณ สถานี 47T153
จ1	ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Stepwise ณ สถานี 10T.....155
จ2	ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Backward ณ สถานี 10T.....156
จ3	ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Stepwise ณ สถานี 11T.....157
จ4	ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Backward ณ สถานี 11T.....158
จ5	ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Stepwise ณ สถานี 12T.....159
จ6	ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Backward ณ สถานี 12T.....160
จ7	ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Stepwise ณ สถานี 15T.....161
จ8	ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Backward ณ สถานี 15T162
จ9	ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Stepwise ณ สถานี 47T.....163
จ10	ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Backward ณ สถานี 47T164

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1	ระบบภาวะมลพิษทางอากาศ.....4
2.2	แบบจำลองการแพร่กระจายแบบเกาส์เลียน7
2.3	โครงสร้างระบบประสาทในสมอง.....14
2.4	กระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ใน โหนดย่อย16
2.5	แสดงจุด local minimum และ global minimum.....17
2.6	โครงข่ายประสาทประดิษฐ์แบบแพร่กลับ20
2.7	กรณี Overfitting21
3.1	ขั้นตอนการศึกษา28
3.2	สถานที่ตั้งสถานีตรวจวัดอากาศแบบอัตโนมัติบริเวณพื้นที่ทั่วไปในเขต กรุงเทพมหานคร29
3.3	สถานที่ตั้งสถานีตรวจวัดอากาศแบบอัตโนมัติในเขตเทศบาลนครนครราชสีมา.....29
3.4	ขั้นตอนการสร้างโครงข่ายประสาทประดิษฐ์33
3.5	โครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่มี 3 ชั้น35
3.6	โครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่มี 4 ชั้น36
3.7	โครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่มี 5 ชั้น36
3.8	ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ42
4.1	โครงข่ายแบบ 3 ชั้นของสถานี 11T64
4.2	จุดสิ้นสุดการสอน66
4.3	ค่า MAPE ของกรณีศึกษาต่าง ๆ ณ สถานี 11T.....69
4.4	เส้นระดับชั้นของค่า MAPE สำหรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของ โครงข่าย 31-22-22-1 ณ สถานี 11T71
4.5	แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี 11T.....72
4.6	อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 10T74
4.7	อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 11T.....74
4.8	อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 12T75

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.9	อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 15T.....75
4.10	อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 47T.....76
4.11	ความไวของแบบจำลอง ANNs เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 10T79
4.12	ความไวของแบบจำลอง ANNs เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 11T79
4.13	ความไวของแบบจำลอง ANNs เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 12T80
4.14	ความไวของแบบจำลอง ANNs เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 15T80
4.15	ความไวของแบบจำลอง ANNs เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 47T81
4.16	แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูป มาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี stepwise84
4.17	แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูป มาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี backward.....85
4.18	อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 10T.....87
4.19	อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 11T.....88
4.20	อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 12T.....88
4.21	อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 15T.....89
4.22	อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 47T.....89
4.23	ความไวของแบบจำลอง MR เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 10T90
4.24	ความไวของแบบจำลอง MR เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 11T91
4.25	ความไวของแบบจำลอง MR เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 12T91

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.26 ความไวของแบบจำลอง MR เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 15T	92
4.27 ความไวของแบบจำลอง MR เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 47T	92
4.28 แผนภูมิแท่งแสดงผลเปรียบเทียบค่า RMSE, R, Factor of Two และ IA ระหว่าง แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุและแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์	94
4.29 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าจากการทำนายและค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริง	95
4.30 ผลเปรียบเทียบค่าเฉลี่ย และ RMSE ระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ ในการทำนายไปข้างหน้า 5 วัน	100
4.31 แผนภูมิแท่งแสดงผลเปรียบเทียบค่า RMSE, R, Factor of Two และ IA ระหว่าง แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุและแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ ในการทำนายค่า PM ₁₀ ไปข้างหน้า 5 วัน	101
4.32 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริงและค่าจากการทำนาย ล่วงหน้า 1 วัน – 5 วัน ตามลำดับ	102
ก1 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูล CO	115
ก2 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูล SO ₂	116
ก3 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูล NO ₂	117
ก4 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูล O ₃	118
ก5 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูล PM ₁₀	119
ก6 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลรังสีดวงอาทิตย์	120
ก7 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลรังสีสุทธิ	121
ก8 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลความกดอากาศ	122
ก9 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลปริมาณน้ำฝน	123
ก10 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์	124
ก11 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลอุณหภูมิ	125
ก12 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลทิศทางลม	126
ก13 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลความเร็วลม	127

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
ข1	เส้นระดับชั้นของค่า MAPE สำหรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย ณ สถานี 10T134
ข2	แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี 10T (โครงข่าย 32-63-63-1, $\eta = 0.1$, $\alpha = 0.3$, $w = 0.4$).....135
ข3	เส้นระดับชั้นของค่า MAPE สำหรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย ณ สถานี 11T136
ข4	แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี 11T (โครงข่าย 31-22-22-1, $\eta = 0.3$, $\alpha = 0.7$, $w = 0.6$).....137
ข5	เส้นระดับชั้นของค่า MAPE สำหรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย ณ สถานี 12T138
ข6	แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี 12T (โครงข่าย 36-43-43-1, $\eta = 0.1$, $\alpha = 0.3$, $w = 0.8$).....139
ข7	เส้นระดับชั้นของค่า MAPE สำหรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย ณ สถานี 15T139
ข8	แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี 15T (โครงข่าย 38-26-26-26-1, $\eta = 0.3$, $\alpha = 0.3$, $w = 0.8$).....140
ข9	เส้นระดับชั้นของค่า MAPE สำหรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย ณ สถานี 47T140
ข10	แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี 47T (โครงข่าย 29-11-11-1, $\eta = 0.3$, $\alpha = 0.5$, $w = 0.8$).....141
จ1	แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูป มาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี stepwise ณ สถานี 10T155
จ2	แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูป มาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี backward ณ สถานี 10T156

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
จ3	แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูป มาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี stepwise ณ สถานี 11T157
จ4	แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูป มาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี backward ณ สถานี 11T158
จ5	แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูป มาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี stepwise ณ สถานี 12T159
จ6	แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูป มาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี backward ณ สถานี 12T160
จ7	แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูป มาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี stepwise ณ สถานี 15T161
จ8	แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูป มาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี backward ณ สถานี 15T162
จ9	แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูป มาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี stepwise ณ สถานี 47T163
จ10	แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูป มาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี backward ณ สถานี 47T164

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

α	=	โมเมนต์
β	=	สัมประสิทธิ์ความถดถอยเชิงส่วน
ε	=	ความคลาดเคลื่อนอย่างสุ่ม
η	=	อัตราการเรียนรู้
Σ	=	ฟังก์ชันผลรวม
f	=	ฟังก์ชันการแปลงค่า
Adjusted R ²	=	สัมประสิทธิ์การตัดสินใจปรับแก้
ANNs	=	แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์
CO	=	คาร์บอนมอนอกไซด์
GR	=	ปริมาณรังสีดวงอาทิตย์
H ₀	=	สมมติฐานว่าง
H ₁	=	สมมติฐานแย้ง
IA	=	index of agreement
MAPE	=	mean absolute percentage error
MR	=	แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ
MSPR	=	mean squared prediction error
MSE	=	mean squared error
NO ₂	=	ไนโตรเจนไดออกไซด์
NR	=	ปริมาณรังสีสุทธิ
O ₃	=	โอโซน
P	=	ความกดอากาศ
PM ₁₀	=	ฝุ่นละอองขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอน
R	=	สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์
R ²	=	สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ
RH	=	ความชื้นสัมพัทธ์
RMSE	=	root mean squared error
SO ₂	=	ซัลเฟอร์ไดออกไซด์

คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ (ต่อ)

SSR	=	sum square of regression
SSE	=	sum square of error
SST	=	sum square of total
T	=	อุณหภูมิ
WS	=	ความเร็วลม
w	=	ค่าถ่วงน้ำหนัก
x	=	ตัวแปรอิสระ
y	=	ตัวแปรตาม
10T	=	สถานีสำนักงานการเคหะชุมชนคลองจั่น
11T	=	สถานีสนามกีฬาการเคหะชุมชนห้วยขวาง
12T	=	สถานีโรงเรียนนนทรีวิทยา
15T	=	สถานีโรงเรียนสิงหราชพิทยาคม
47T	=	สถานีบ้านพักทหารมณฑลทหารบกที่ 21 จ.นครราชสีมา
มค.ก.	=	ไมโครกรัม
ลบ.ม.	=	ลูกบาศก์เมตร

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ฝุ่นละอองในบรรยากาศ เป็นปัญหามลพิษทางอากาศที่สำคัญของกรุงเทพมหานคร และเมืองใหญ่ ๆ ซึ่งส่งผลกระทบต่อสุขภาพของประชาชน ทั้งทางตรง และทางอ้อม โดยฝุ่นละออง หมายถึง อนุภาคของแข็งขนาดเล็กที่ลอยอยู่ในอากาศ ซึ่งเกิดจากวัตถุที่ถูกทุบ ตี บด กระแทก จนแตกออกเป็นชิ้นส่วนเล็ก ๆ หรือปฏิกิริยาทางเคมี เมื่อถูกกระแสนลมพัด ก็จะปลิวกระจายตัวอยู่ในอากาศ และอนุภาคบางส่วนอาจตกลงสู่พื้น ซึ่งเวลาในการตกจะช้า หรือเร็วขึ้นอยู่กับน้ำหนักของอนุภาคฝุ่น แหล่งกำเนิดของฝุ่นจะแสดงถึงคุณสมบัติความเป็นพิษของฝุ่น อาทิ แอสเบสตอส ตะกั่ว ไฮโดรคาร์บอน กัมมันตรังสี โดยฝุ่นแบ่งตามขนาดเป็น 2 ส่วน คือ ฝุ่นรวมหรือฝุ่นขนาดใหญ่ (Total Suspended Particulate Matter, TSP) และฝุ่นขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอน (PM_{10}) ซึ่งปัจจุบันเครื่องวัดติดตามตรวจสอบคุณภาพอากาศในเขตพื้นที่กรุงเทพมหานคร มีสถานีตรวจวัดอากาศแบบอัตโนมัติ และจุดตรวจวัดคุณภาพอากาศแบบชั่วคราว ทั้งสิ้น 17 สถานี และ 21 จุด ตามลำดับ โดยแบ่งเป็นสถานีตรวจวัดอากาศแบบอัตโนมัติบริเวณพื้นที่ทั่วไป 10 สถานี และบริเวณริมถนน 7 สถานี ซึ่งบริเวณพื้นที่ทั่วไปในเขตพื้นที่กรุงเทพมหานคร จากการเฝ้าระวังโดยกรมควบคุมมลพิษ กระทรวงทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อมในปี พ.ศ. 2549 พบว่า ค่าระดับ TSP เฉลี่ย 24 ชั่วโมง ตรวจวัดได้อยู่ในช่วง 0.02 – 0.43 มก./ลบ.ม. และค่าระดับ PM_{10} เฉลี่ย 24 ชั่วโมง ตรวจวัดได้อยู่ในช่วง 15.7 – 124.9 มก./ลบ.ม. ซึ่งพบว่าค่าความเข้มข้นของ PM_{10} มีค่าเกินมาตรฐานที่ได้กำหนดไว้คือ 120 มก./ลบ.ม. ในหลายพื้นที่ในเขตกรุงเทพมหานคร และสำหรับในเขตเทศบาลนคร นครราชสีมาพบว่าร้อยละ 12.2 จากการตรวจวัดทั้งหมดมีค่าเกินมาตรฐาน

งานวิจัยนี้ต้องการนำข้อมูลที่มีจำนวนมากด้านคุณภาพอากาศ และอุตุนิยมวิทยาที่ตรวจวัดได้จากสถานีตรวจวัดต่าง ๆ มาทำนายค่าระดับ PM_{10} ล่วงหน้า โดยให้คอมพิวเตอร์เป็นเครื่องมือช่วยในการหาคำตอบที่ต้องการ ในรูปแบบของเครื่องจักรการเรียนรู้ (machine learning) ซึ่งเกิดจากการพัฒนาโปรแกรมทางคอมพิวเตอร์ ที่สามารถเรียนรู้ได้จากชุดข้อมูลที่จัดเตรียมไว้ให้ โดยระบบที่สร้างขึ้นจะต้องสามารถเรียนรู้ เพื่อสร้างแนวความคิดครอบคลุมชุดข้อมูล จากนั้นนำแนวความคิดที่สร้างไปจำแนกชุดข้อมูลใหม่ที่ระบบไม่เคยเรียนรู้มาก่อน (สุกรี สันธุภิญโญ และ บุญเสริม กิจศิริกุล, 2541)

เครื่องจักรการเรียนรู้สามารถแบ่งเป็นสาขาต่าง ๆ เช่น โครงข่ายประสาทประดิษฐ์ (Artificial Neural Networks, ANNs) การเรียนรู้แบบต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree Learning, DTL) การโปรแกรมตรรกะเชิงอุปนัย (Inductive Logic Programming, ILP) และการเรียนรู้โดยใช้ตัวอย่าง (Instance-Based Learning, IBL) (วรวิทย์ ศรีสุขคำ, 2547)

ANNs เป็นสาขาหนึ่งของเครื่องจักรการเรียนรู้ ที่มีการนำมาประยุกต์ใช้กันอย่างแพร่หลาย เพื่อใช้ประโยชน์ในการคาดคะเนเหตุการณ์จากข้อมูลที่มีอยู่ เช่น การพยากรณ์อากาศ การพยากรณ์หุ้นในตลาดหลักทรัพย์ และการพยากรณ์ทางด้านอุทกวิทยา เป็นต้น (ทองเปลว กองจันทร์, 2546) ANNs มีข้อเด่นและได้เปรียบ คือ มีความทนทานต่อการสูญเสียบางส่วนของข้อมูล (fault tolerant) โดยยังสามารถให้คำตอบที่ยอมรับได้ (วรวิทย์ ศรีสุขคำ, 2547) ตัวอย่างงานทางด้านมลพิษอากาศ ได้แก่ การพัฒนาใช้ ANNs เพื่อทำนายดัชนีมลพิษทางอากาศ (air pollution index) (Jiang et. al, 2004) การพัฒนาใช้ ANNs เพื่อทำนายปริมาณโอโซน และ PM_{10} (Corani, 2005) การใช้ ANNs เพื่อทำนายปริมาณที่มากที่สุดของฝุ่นรวมเฉลี่ย 24 ชั่วโมง (Perez and Reyes, 2006) ซึ่ง ANNs สามารถทำนายผลได้อย่างเป็นที่น่าพอใจ

ในการศึกษารุ่นนี้ผู้วิจัยจะทำการศึกษาความสัมพันธ์ของข้อมูลคุณภาพอากาศและอุตุนิยมวิทยาระหว่างสถานีตรวจวัด 4 สถานีที่กระจายอยู่ในเขตกรุงเทพมหานครและ 1 สถานีในเขตเทศบาลนครนครราชสีมา โดยข้อมูลตัวแปรที่ได้จากการศึกษาจะนำไปประยุกต์ใช้เพื่อทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ล่วงหน้าโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ (Artificial Neural Networks Model) และเปรียบเทียบกับแบบจำลองที่นิยมใช้โดยทั่วไป คือ แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ (Multiple Regression Model) โดยคาดว่าผลการศึกษาในครั้งนี้จะได้แบบจำลองที่ดีสำหรับช่วยทำนายผลค่าระดับ PM_{10} ล่วงหน้า ณ จุดตรวจวัดต่าง ๆ ที่เหมาะสมได้ และทราบข้อดีและข้อจำกัดของแบบจำลองที่ได้สำหรับการใช้งานในประเทศไทย

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.2.1 เพื่อพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ ในการทำนายค่าระดับ PM_{10} ในเขตกรุงเทพมหานคร และเขตเทศบาลนครนครราชสีมา

1.2.2 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุที่ได้

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1.3.1 ทำนายค่าความเข้มข้นของฝุ่นขนาดเล็ก (PM_{10}) ล่วงหน้า โดยใช้โครงข่ายประสาทประดิษฐ์แบบไปข้างหน้าหลายชั้น (Multilayer Feed Forward, MLFF) และใช้วิธีการสอนแบบแพร่กระจายความผิดพลาดกลับ (error back – propagation algorithm)

1.3.2 ใช้พื้นที่ศึกษาในเขตกรุงเทพมหานคร บริเวณพื้นที่ทั่วไป 4 สถานี และเขตเทศบาลนครนครราชสีมา 1 สถานี โดยอาศัยข้อมูลดังนี้ คือ ข้อมูลคุณภาพอากาศ ได้แก่ ซัลเฟอร์ไดออกไซด์ (SO_2) ไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO_2) คาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) โอโซน (O_3) และฝุ่นขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอน (PM_{10}) และข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยา ได้แก่ อุณหภูมิ (temperature) ความชื้นสัมพัทธ์ (relative humidity) ความกดอากาศ (atmospheric pressure) ปริมาณน้ำฝน (rain) ปริมาณรังสีสุทธิ (net radiation) ปริมาณรังสีดวงอาทิตย์ (globe radiation) ความเร็วลม (wind speed) และทิศทางลม (wind direction) จากสถานีตรวจวัดอากาศแบบอัตโนมัติบริเวณพื้นที่ทั่วไปของกรมควบคุมมลพิษ

1.4 ประโยชน์ที่ได้รับจากการศึกษา

1.4.1 ได้แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่สามารถทำนายค่าความเข้มข้นของ PM_{10} ล่วงหน้า 1 วัน ซึ่งจะได้ค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นในโครงสร้างของโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสม ได้แก่ จำนวนชั้นซ่อน (hidden layer) จำนวนโหนดในชั้นซ่อน (hidden node) ค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) โมเมนตัม (momentum) และค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) และได้แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุที่สามารถทำนายค่าความเข้มข้นของ PM_{10} ล่วงหน้า 1 วัน ที่สามารถทำนายได้ในเขตกรุงเทพมหานคร 4 จุด และเขตเทศบาลนครนครราชสีมา 1 จุด

1.4.2 สามารถนำผลที่ได้จากการทำนาย ไปเป็นเครื่องมือช่วยในการจัดการปัญหาฝุ่นละอองในพื้นที่ศึกษา โดยใช้เป็นข้อมูลสนับสนุนร่วมกับการตรวจวัดจริง เพื่อเสริมมาตรการป้องกันปัญหาด้านฝุ่นละอองให้ดียิ่งขึ้น

บทที่ 2

ปรัทัศนัวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 มลพิษทางอากาศ

มลพิษทางอากาศ (Air Pollution) มีความหมายคือ ภาวะของอากาศที่มีสิ่งเจือปนอยู่ในปริมาณมากพอ และระยะเวลาานพอ ที่จะทำให้เกิดผลเสียต่อสุขภาพของมนุษย์ สัตว์ พืช และวัสดุ โดยสิ่งเจือปนนี้อาจเกิดขึ้นเองตามธรรมชาติ หรือจากการกระทำของคน ซึ่งอาจเป็นธาตุหรือสารประกอบทางเคมี และอาจอยู่ในรูปของก๊าซ หยดของเหลว และอนุภาคของแข็ง

ระบบภาวะมลพิษทางอากาศ (Air Pollution System) จะประกอบด้วยส่วนประกอบ 3 ส่วนที่มีความสัมพันธ์กัน คือ แหล่งกำเนิดมลพิษทางอากาศ บรรยากาศ และผลกระทบหรือผู้รับผลเสียดังแสดงในรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 ระบบภาวะมลพิษทางอากาศ

จากส่วนประกอบของระบบภาวะมลพิษทางอากาศที่กล่าวมา จะเห็นได้ว่าในพื้นที่ใด ๆ ปริมาณและชนิดของสารมลพิษที่ถูกระบายออกจากแหล่งกำเนิด สภาวะทางอุตุนิยมวิทยา และสภาพภูมิประเทศ จะเป็นตัวกำหนดถึงชนิด และปริมาณ หรือความเข้มข้นของสารมลพิษที่เจือปนอยู่ในบรรยากาศที่อยู่ห่างไกลออกไป และคุณภาพอากาศจะเป็นตัวกำหนดถึงลักษณะ และความรุนแรงของผลกระทบ หรือผลเสียหายที่เกิดขึ้นอีกทอดหนึ่ง (นพภาพร พานิช และ แสงสันต์ พานิช, 2544)

2.1.1 อนุภาคมลสารหรือฝุ่นละออง

อนุภาคมลสาร คือ มลสารใด ๆ ในบรรยากาศหรือไอเสีย ซึ่งอยู่ในสภาพของแข็ง หรือของเหลวที่อุณหภูมิ และความดันปกติ ยกเว้นไอน้ำ ซึ่งเกาะรวมกันเป็นกลุ่ม และมีเส้นผ่าศูนย์กลางตั้งแต่ 0.0002 ไมครอน แต่ไม่เกิน 500 ไมครอน อาจประกอบด้วยสารนาโน ชนิด เช่น ซัลเฟต ไฮโดรคาร์บอน โลหะต่าง ๆ รวมทั้งละอองที่เกิดขึ้นตามธรรมชาติ ฝุ่นละอองในบรรยากาศอาจแยกได้เป็นฝุ่นละอองที่เกิดขึ้น และแพร่กระจายจากแหล่งกำเนิดโดยตรง และฝุ่นละอองที่เกิดขึ้นโดยปฏิกิริยาต่าง ๆ ในบรรยากาศ เช่น การรวมตัวด้วยปฏิกิริยาทางฟิสิกส์ หรือปฏิกิริยาทางเคมี หรือ ปฏิกิริยาเคมีแสง (photochemical reaction) ฝุ่นละอองที่เกิดขึ้นเหล่านี้จะมีชื่อเรียกกันไปตามลักษณะการรวมตัวของฝุ่นละออง เช่น คาร์บอน ผง หมอก เป็นต้น ขนาด และความหนาแน่นของอนุภาคมลสาร เป็นองค์ประกอบสำคัญซึ่งควบคุมให้อนุภาคมลสารตกลงสู่พื้น ฝุ่นละอองที่มีขนาดใหญ่อาจแขวนลอยในบรรยากาศได้เพียง 2 – 3 นาที แต่ฝุ่นละอองที่มีขนาดเล็ก อาจแขวนลอยในอากาศได้นานนับปี

ฝุ่นละอองแต่ละชนิด เมื่อแยกออกมาจากสารเดิมแล้ว จะทำให้มีพื้นที่รอบผิวของสารมากขึ้น เกิดมีช่องว่างมากขึ้น และขนาดของมลสารก็เปลี่ยนแปลงไปเช่นกัน ซึ่งการแตกแยกออกมานี้จะทำให้ฝุ่นละอองที่เกิดจากสารนั้น ๆ มีคุณลักษณะด้านกายภาพ และด้านเคมีบางชนิดเปลี่ยนแปลงจากเดิม เช่น มีขนาดเล็กลงกว่าเดิม มีอัตราการฟุ้งกระจายเพิ่มขึ้น มีการละลายน้ำได้ดีขึ้น และทำปฏิกิริยากับออกซิเจนได้ดีขึ้นด้วย ซึ่งการที่ฝุ่นละอองจะฟุ้งกระจายไปได้ไกลเท่าใด ขึ้นอยู่กับทิศทาง และความเร็วของกระแสลม ความชื้น และอุณหภูมิ เช่น ถ้ามีความชื้นน้อย อุณหภูมิสูง และมีลมพัดแรง ก็จะทำให้ฝุ่นละอองฟุ้งกระจายไปได้ไกล

2.1.2 อนุภาคที่มีขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอน (PM₁₀)

อนุภาคมลสารที่มีขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอน หรืออาจเรียกว่าอนุภาคแขวนลอย สารแขวนลอยจะตกลงบนพื้นจากบรรยากาศโดยแรงโน้มถ่วงอย่างช้า ๆ และแขวนลอยอยู่ในอากาศเป็นเวลานาน อาจเรียกว่า respirable particulate matter โดยทั่วไปการตรวจวัดฝุ่นรวมในกรุงเทพและปริมณฑล เมื่อแยกตามขนาดพบว่าร้อยละ 60 โดยประมาณเป็นฝุ่นที่มีขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอน (อรุบล โชติพงษ์, 2541)

ประเทศไทยมีการตรวจวัดความเข้มข้นฝุ่นละอองในบรรยากาศตั้งแต่ปี พ.ศ. 2531 และพบว่า ฝุ่นขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอน ในกรุงเทพมหานครมีระดับสูงกว่ามาตรฐานค่าเฉลี่ยเลขคณิตต่อปีที่ประเทศไทยกำหนดไว้ คือ 50 มก.ก./ลบ.ม. จำนวน 108 ครั้ง จากการสังเกตการณ์ 1,692 ครั้ง ตั้งแต่ปี พ.ศ.2531 ถึง พ.ศ. 2541 (ชัชวาล จันทรวิจิตร, 2541) ฝุ่นที่มีขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอนจึงเป็นปัญหาทางมลภาวะอากาศที่รุนแรงที่สุดในกรุงเทพมหานครและเมืองใหญ่ เพราะมีระดับเกินมาตรฐานนับเป็นจำนวนครั้งสังเกตการณ์มากที่สุดเมื่อเทียบกับมลภาวะประเภทอื่น

- แหล่งที่มาของฝุ่นที่มีขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอนมี 3 แหล่งใหญ่ คือ
- ฝุ่นจากถนน
 - ฝุ่นจากแหล่งกำเนิดแบบเคลื่อนที่ โดยเฉพาะรถยนต์ที่ใช้น้ำมันดีเซล ซึ่งเผาไหม้ไม่สมบูรณ์ ที่เรียกว่า Diesel Exhaust Particles (DEP) เช่น รถโดยสารประจำทาง รถบรรทุก
 - ฝุ่นจากการก่อสร้าง และอุตสาหกรรม แต่ไม่มากเท่า 2 กรณีแรก

2.2 การประมาณค่าระดับสารมลพิษอากาศ

สถานการณ์คุณภาพอากาศ จะช่วยในการประเมินการเฝ้าระวัง วางแผนจัดการป้องกันและแก้ไขปัญหาคุณภาพอากาศได้อย่างเหมาะสม โดยเฉพาะบริเวณที่มีแนวโน้มระดับมลพิษอากาศสูง หรือเป็นบริเวณที่มีประชากรในกลุ่มที่อ่อนไหวต่อระดับมลพิษอากาศ เช่น บริเวณที่มีเด็กอาศัย หรือโรงเรียน เป็นต้น ซึ่งจำเป็นต้องทราบระดับมลพิษอากาศ ณ จุดที่เป็นตัวแทนพื้นที่ การตรวจวัดจริงเป็นวิธีการที่ใช้ดำเนินการศึกษาที่นิยมใช้ แต่การตรวจวัดจริงนั้นทำได้จำกัด เช่น สามารถตรวจวัดได้เพียงชั่วระยะเวลาหนึ่ง หรือบางครั้งต้องใช้เวลามาก ความไม่เพียงพอของจำนวนเครื่องมือและงบประมาณมีจำนวนจำกัด ดังนั้น การประมาณระดับสารมลพิษอากาศโดยการใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ จึงเป็นอีกแนวทางของการเฝ้าระวังคุณภาพอากาศ ลดข้อจำกัดของการตรวจวัดจริง (นพภาพร พานิช และ แสงสันต์ พานิช, 2544) ซึ่งแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้านมลพิษทางอากาศ แบ่งตามวิธีการได้ดังนี้

2.2.1 การใช้แบบจำลองทางด้านกายภาพ (Physical Model)

การสร้างแบบจำลองของแหล่งกำเนิดและสภาพพื้นที่โดยรอบให้มีลักษณะเหมือนของจริงมากที่สุดโดยใช้วิธีการย่อส่วนให้มีสัดส่วนอยู่ระหว่าง 1 : 100 ถึง 1 : 5000 แล้วจึงศึกษาการแพร่กระจายของสารมลพิษจากแหล่งกำเนิดออกสู่บรรยากาศจริง ๆ โดยทำการศึกษาในอุโมงค์ลม (Wind Tunnel) แล้วเก็บตัวอย่างอากาศในบรรยากาศตามจุดต่าง ๆ ที่สนใจในอุโมงค์ลมที่ดำเนินการศึกษา วิธีนี้จะให้ผลถูกต้องใกล้เคียงกับความเป็นจริง แต่จะเสียค่าใช้จ่ายที่สูง

2.2.2 การใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์

การใช้สมการทางคณิตศาสตร์ที่ได้มีการพัฒนามาจากพื้นฐานจากทฤษฎีการแพร่กระจายสารมลพิษทางอากาศ ซึ่งได้มีผู้คิดค้นปรับปรุงให้เหมาะสมกับการนำมาใช้งานเป็นวิธีที่นิยมใช้กันทั่วไป เนื่องจากเสียเวลาและค่าใช้จ่ายน้อยกว่าวิธีแรก แม้ว่าผลที่ได้จะถูกต้องแม่นยำน้อยกว่าการใช้แบบจำลองแบบย่อส่วนก็ตาม แต่ผลที่ได้มีความถูกต้องพอสมควรและเป็นที่ยอมรับ

2.2.2.1 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์แบบเกาส์เซียน (Gaussian)

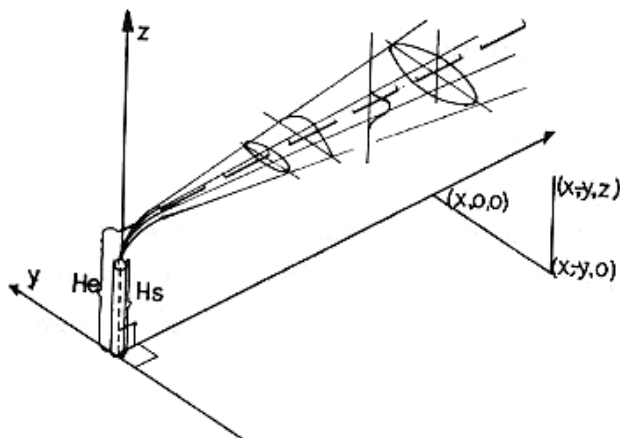
เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ใช้ทำนายความเข้มข้นตามทิศทางลม จากจุดกำเนิดจุดหนึ่ง ดังรูปที่ 2.2 โดยการคำนวณทำได้ทีละทิศทางลมเท่านั้น และคำนวณได้ตามสมการที่ 2.1 คือ

$$X(x,y,z: He) = \frac{Q}{2\pi\sigma_y\sigma_z u} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{Y}{\sigma_y}\right)^2\right] \left\{ \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{Z-He}{\sigma_z}\right)^2\right] + \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{Z+He}{\sigma_z}\right)^2\right] \right\} \quad (1.1)$$

เมื่อ	$X(x, y, z)$	คือ	ความเข้มข้นของมลสารที่จุดพิกัด (x, y, z)
	Q	คือ	อัตราการระบายสารมลพิษจากแหล่งกำเนิด (กรัม/วินาที)
	u	คือ	ความเร็วลมที่จุดปลายปล่อง (เมตร/วินาที)
	He	คือ	ความสูงประสิทธิของปลุ่มที่เกิด (เมตร)

Error! Objects cannot be created from editing field codes.

คือ ค่าสัมประสิทธิ์การแพร่กระจายสารมลพิษในแนวแกน Y และ Z (เมตร)



รูปที่ 2.2 แบบจำลองการแพร่กระจายแบบเกาส์เซียน

ข้อจำกัดของแบบจำลองแบบเกาส์เซียน

- (1) ความเร็ว และทิศทางลมคงที่
- (2) ใช้ได้ดีในช่วงระยะทาง 100 – 2,000 เมตร จากแหล่งกำเนิด
- (3) เมื่อมลพิษทางอากาศออกจากแหล่งกำเนิดจะต้องลอยขึ้นจนถึงจุดสมดุลแล้วพัดไปตามทิศทางลม โดยรักษาระดับความสูงที่จุดสมดุลนั้นคงที่ตลอด
- (4) ช่วงเวลาที่ใช้แบบจำลองต้อง 10 นาทีขึ้นไป
- (5) มลพิษทางอากาศต้องไม่เปลี่ยนแปลงสภาพ หรือตกลงสู่พื้นดิน หากกระทบพื้นดินจะต้องสะท้อนกลับหมด
- (6) แหล่งกำเนิดมลพิษ และสภาพทางอุตุนิยมวิทยาต้องคงที่เสมอ เพราะแบบจำลองนี้เป็นแบบ Steady State ในช่วงเวลาที่คำนวณ หากไม่คงที่ต้องแบ่งเป็นช่วง ๆ ที่คงที่ แล้วคำนวณไปที่ละครั้ง
- (7) การคำนวณทำได้แต่ครั้งในทิศทางลมเพียงทิศทางเดียว โดยให้ทิศทางลมไปในแนวแกน X เสมอ

2.2.2.2 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์สร้างจากวิธีทางสถิติ

วิธีทางสถิติ เป็นเทคนิควิธีหนึ่งที่น่ามาใช้สร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ สำหรับการทำนายผลความเข้มข้นของสารมลพิษทางอากาศ โดยใช้การสังเกตและเก็บข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กับสารมลพิษนั้น ๆ โดยวิธีทางสถิติมักถูกนำมาใช้เมื่อข้อมูลตัวแปรต่าง ๆ สำหรับนำเข้า (Input) ในแบบจำลองทางด้านกายภาพ และแบบเกาส์เซียน มีข้อมูลไม่ครบ หรือมีไม่เพียงพอ (Kiely, 1996) แบบจำลองสถิติเป็นแบบจำลองที่สร้างขึ้นจากหลักการและสูตรคำนวณทางสถิติ โดยส่วนใหญ่แล้วใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลในอดีตและปัจจุบันเพื่อทำนาย หรือพยากรณ์เหตุการณ์ หรือข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ดังนั้น จึงอาจเรียกแบบจำลองทางสถิติว่า แบบจำลองเชิงพยากรณ์ (Predictive Model) (กิตติ ภัคดี วัฒนะกุล, 2546) โดยแบบจำลองทางสถิติสามารถสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ โดยการวิเคราะห์ทางสถิติด้วยวิธีการต่าง ๆ เช่น วิธีการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) วิธี Artificial Neural Networks เป็นต้น (Chaloulakou, 2003)

2.2.3 การศึกษาสภาวะแวดล้อมทางอากาศโดยอาศัยหลักการของการใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์

การใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อประเมินความเข้มข้นของมลพิษทางอากาศในบรรยากาศนั้น เป็นวิธีที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการศึกษาผลกระทบที่เกิดจากแหล่งกำเนิดมลพิษทางอากาศซึ่งมีต่อผู้รับมลพิษซึ่งได้รับผลกระทบดังกล่าว การศึกษาผลกระทบที่ดีที่สุดนั้น ได้แก่ การตรวจวัดมลพิษทางอากาศด้วยเครื่องมือทางฟิสิกส์ อาทิ การวัดฝุ่นแขวนลอยด้วยเครื่องวัดฝุ่นปริมาตรสูง (High Volume Air Sampler) หรือทางเคมี เช่น การวัดซัลเฟอร์ไดออกไซด์โดยวิธีพาราโรซานิลิน แต่เนื่องจากการตรวจวัดทำได้จำกัด เช่น สามารถตรวจได้เพียงชั่วระยะเวลาหนึ่งหรือบางครั้งต้องใช้เวลามาก เช่น การวัดซัลเฟอร์ไดออกไซด์ต้องใช้เวลาราว 24 ชั่วโมง จึงจะได้ตัวอย่างหนึ่งสำหรับวิธีพาราโรซานิลิน ซึ่งค่าที่วัดได้ก็ถือเป็นค่าเฉลี่ย 24 ชั่วโมง แต่ในระหว่าง 24 ชั่วโมง นั้น หากต้องการทราบค่าในชั่วโมงใดชั่วโมงหนึ่งก็ไม่อาจจะทราบค่าได้ นอกจากจะใช้เครื่องมือที่มีราคาแพง ในลักษณะของการวัดแบบต่อเนื่อง (Continuous Sampler) ซึ่งก็มีข้อจำกัดอื่นอีกมาก

ส่วนการใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์นั้น สามารถจะประเมินค่าเฉลี่ย 1 ชั่วโมง หรือ 24 ชั่วโมง หรือ 1 ปี ได้อย่างสมบูรณ์ แต่จำเป็นจะต้องรู้ข้อมูลของแหล่งกำเนิด และสภาพอุตุนิยมวิทยาอย่างถูกต้องที่สุด เพราะผลที่ได้ออกมาจะมีความถูกต้องไม่มากไปกว่าข้อมูลที่ป้อนเข้าไปเท่านั้น ในปัจจุบันไม่อาจกล่าวได้ว่า แบบจำลองทางคณิตศาสตร์มีความแม่นยำในการประเมินไม่เกิน ± 50 เปอร์เซ็นต์ของความเข้มข้นที่เกิดขึ้นจริง

เมื่อพิจารณาจากข้อดีข้อเสียของวิธีในการประเมินผลกระทบสิ่งแวดล้อมทั้งสองแบบ จึงสมควรที่จะใช้ประกอบกันทั้งสองวิธี โดยสามารถจะนำข้อดีของแต่ละวิธีมาเสริมกันได้

การตรวจวัดสารมลพิษในอากาศ

ข้อดี

- (1) ได้ค่าความเข้มข้นของมลพิษในอากาศที่ถูกต้อง ความผิดพลาดจะมีอยู่ในการวิเคราะห์เท่านั้น
- (2) หากตรวจวัดต่อเนื่องอย่างมีหลักเกณฑ์จะสามารถยืนยันผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อมได้อย่างถูกต้องที่สุด (เฉพาะจุดที่ตรวจวัด)

ข้อเสีย

- (1) การตรวจวัดต้องใช้เครื่องมือที่มีราคา และค่าใช้จ่ายแพง
- (2) ไม่อาจตั้งเครื่องมือไว้ต่อเนื่องเป็นเวลานาน ๆ และหลาย ๆ จุดให้เพียงพอ

(3) ในบางกรณี เช่น ยังไม่ได้สร้างหรือมีแหล่งกำเนิดมลพิษ ก็ใช้วัดเฉพาะความเข้มข้นของมลพิษที่มีอยู่แล้ว เพื่อหวังผลในการเปรียบเทียบในอนาคตเท่านั้น แต่เอามาใช้ในการประเมินผลกระทบไม่ได้

(4) หากไม่สามารถตรวจวัดได้เป็นเวลานาน และหลายจุดเพียงพอ จะทำให้การประเมินผลกระทบผิดพลาดได้ เนื่องจากความผันแปรของอนุภาคมวิทยา ซึ่งอาจเกิดในช่วงเวลาที่ตรวจวัด และหากจุดตรวจวัดไม่เพียงพอก็อาจไม่เป็นตัวแทนในการพิจารณาผลกระทบสิ่งแวดล้อมได้ เช่น ในกรณีพื้นที่ที่คาดว่าจะได้รับผลกระทบกว้างขวางมาก

การใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์

ข้อดี

(1) สามารถใช้ประเมินผลกระทบได้ทุกกรณีที่ทราบ หรือคาดคะเนแหล่งกำเนิดมลพิษ (ที่ตั้ง อัตราการปล่อยสารมลพิษ ลักษณะการปล่อยสารมลพิษ) และสภาพอนุภาคมวิทยาในช่วงเวลาที่ต้องการประเมิน (ความเร็วและทิศทางลม ความเสถียรของบรรยากาศ เป็นต้น) จึงสามารถใช้ประเมินผลกระทบจากแหล่งกำเนิดที่ยังมิได้สร้างหรือมีขึ้นได้ด้วย

(2) มีค่าใช้จ่ายน้อยกว่าการตรวจวัดจริง แต่ให้ผลที่กว้างขวางและละเอียดกว่า เช่น ทำเส้นความเข้มข้น (Contour) ได้ทั้งบริเวณศึกษา

(3) สามารถทราบผลได้อย่างรวดเร็ว จึงเป็นเครื่องมือในการประเมินผลกระทบเบื้องต้นที่ดี เช่น การเลือกจุดตรวจวัดที่เหมาะสม หรือประเมินผลกระทบสิ่งแวดล้อมที่เกิดขึ้นเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงปรับปรุงแหล่งกำเนิด

ข้อเสีย

(1) หากแหล่งข้อมูลแหล่งกำเนิด หรือสภาพอนุภาคมวิทยา มีความคลาดเคลื่อน การประเมินก็จะผิดพลาดไปด้วย

- ความผิดพลาดของข้อมูลแหล่งกำเนิด เช่น อัตราการปล่อยสารมลพิษจะทำให้ผลที่คำนวณได้ผิดพลาดไปในสัดส่วนเดียวกัน

- ความผิดพลาดของข้อมูลอื่น ๆ เช่น ความสูงของปล่อง อุณหภูมิ หรือความเร็วและทิศทางลมจะทำให้ผลที่คำนวณได้ผิดพลาดไปเล็กน้อย ตามแต่กรณี

(2) เนื่องจากผลที่ได้จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์มีความสวยงาม น่าเชื่อถือ จึงอาจได้รับการยอมรับ และเชื่อถือมากเกินไปกว่าความถูกต้องของแบบจำลอง ซึ่งควรต้องมีการตรวจสอบความถูกต้อง และยืนยันผลการตรวจวัดจริงอยู่เสมอ

วิธีการใช้ทั้งสองวิธีเสริมกัน ตัวอย่างเช่น

(1) ใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ซึ่งสามารถได้ผลโดยรวดเร็ว เพื่อแสดงจุดที่คาดว่าจะมีผลกระทบสูง แล้วจึงตั้งจุดตรวจวัดด้วยวิธีการเคมี หรือฟิสิกส์ที่จุดนั้น ๆ

(2) นำผลการตรวจวัดที่ได้จริงนั้นมาเปรียบเทียบกับผลที่ได้จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ เพื่อปรับแต่งข้อมูลที่ใช้กับแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ให้มีความถูกต้องยิ่งขึ้น

2.3 การวิเคราะห์ความถดถอย

การวิเคราะห์ความถดถอย (regression analysis) เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระกับตัวแปรตาม เพื่อสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์จากสมการความถดถอยสำหรับทำนายค่าของตัวแปรตาม เมื่อกำหนดค่าของตัวแปรอิสระ (กัลยา วานิชย์บัญชา, 2546) โดยการวิเคราะห์ความถดถอยแบ่งเป็น 2 ประเภท คือ

1) การวิเคราะห์ความถดถอยอย่างง่าย (simple regression analysis) เป็นการศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระหนึ่งตัวกับตัวแปรตามหนึ่งตัว โดยแสดงความสัมพันธ์ในรูปของสมการเชิงเส้น คือ

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \quad (2.2)$$

โดยที่	y	คือ	ตัวแปรตาม
	x	คือ	ตัวแปรอิสระ
	β_0	คือ	ส่วนตัดแกน y หรือคือค่าของ y เมื่อ x เท่ากับศูนย์
	β_1	คือ	ความชันของเส้นตรง หรือเรียกว่าสัมประสิทธิ์ความถดถอย
	ε	คือ	ความคลาดเคลื่อนอย่างสุ่ม

2) การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงพหุ (multiple regression analysis) เป็นการศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระมากกว่าหนึ่งตัวกับตัวแปรตามหนึ่งตัว หรือมีตัวแปรอิสระมากกว่าหนึ่งตัวที่มีอิทธิพลต่อตัวแปรตาม โดยแสดงความสัมพันธ์ในรูปของสมการเชิงเส้นคือ

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (2.3)$$

โดยที่	y	คือ	ตัวแปรตาม เนื่องจากค่าของ y ขึ้นอยู่กับค่าของ x
	x	คือ	ตัวแปรอิสระ
	β_0	คือ	ส่วนตัดแกน y เมื่อ x_1, x_2, \dots, x_k เท่ากับศูนย์
	$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$	คือ	สัมประสิทธิ์ความถดถอยเชิงส่วน
	ε	คือ	ความคลาดเคลื่อนอย่างสุ่ม

โดยการวิเคราะห์ความถดถอยมีค่าสถิติที่อธิบายความเชื่อมั่นของสมการความถดถอยที่สร้างขึ้นคือ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (coefficient of determination : R^2) ซึ่งเป็นสัดส่วนที่ตัวแปรอิสระสามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลง หรือผันแปรของตัวแปรตาม โดย R^2 เป็นค่าสถิติที่ไม่มีหน่วย และมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 โดยถ้า R^2 มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าร้อยละที่ตัวแปรอิสระสามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรตามมีค่ามาก แต่ถ้า R^2 มีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่าร้อยละที่ตัวแปรอิสระสามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรตามมีค่าน้อย โดย R^2 คำนวณได้จากสมการ 2.3

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (2.4)$$

โดยที่ R^2	คือ	สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ
SSR	คือ	ค่าความแปรปรวนของ y เนื่องจากอิทธิพลของ x
SSE	คือ	ค่าความแปรปรวนของ y เนื่องจากอิทธิพลของปัจจัยอื่น ๆ
SST	คือ	ค่าความแปรปรวนของ y ทั้งหมด

เมื่อเพิ่มตัวแปรอิสระเข้าไปเข้าสมการความถดถอยจะทำให้ค่า R^2 มากขึ้นทั้งที่ตัวแปรอิสระ x ที่เพิ่มขึ้นอาจจะไม่มีความสัมพันธ์กับ y ดังนั้น จึงมีการปรับค่า R^2 ให้ถูกต้องขึ้น ซึ่งเรียกค่าดังกล่าวว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจปรับแก้ (Adjusted R^2) โดยคำนวณได้จากสมการ 2.4

$$\text{Adjusted } R^2 = 1 - \frac{SSE / (n - k - 1)}{SST / (n - 1)} = 1 + \frac{(n - 1)}{(n - k - 1)} \cdot (R^2 - 1) \quad (2.5)$$

โดยที่ Adjusted R^2	คือ	สัมประสิทธิ์การตัดสินใจปรับแก้
R^2	คือ	สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ
SSE	คือ	ค่าความแปรปรวนของ y เนื่องจากอิทธิพลของปัจจัย
SST	คือ	ค่าความแปรปรวนของ y ทั้งหมด
n	คือ	จำนวนตัวอย่างของการวิเคราะห์ความถดถอย
k	คือ	จำนวนตัวแปรอิสระ

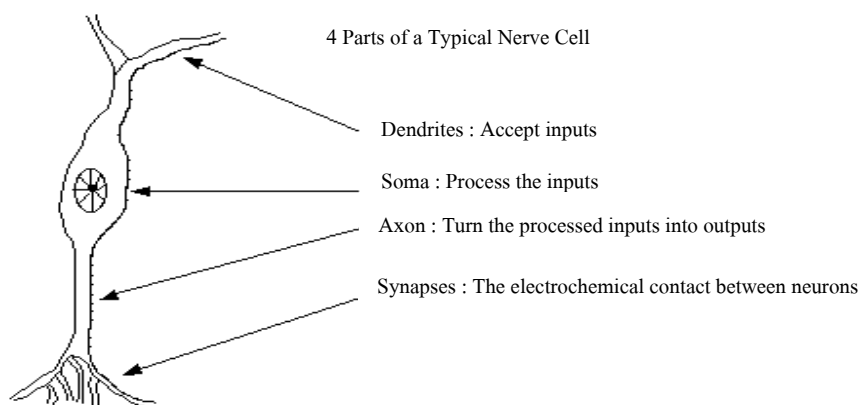
2.4 โครงข่ายประสาทประดิษฐ์ (Artificial Neural Networks)

เป็นเทคโนโลยีขั้นสูงทางคอมพิวเตอร์แขนงหนึ่ง ซึ่งประกอบไปด้วยโครงข่ายของปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งมีคำนิยาม ดังนี้

แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ ประกอบด้วย ระบบการคำนวณแบบไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งมีวิธีการดำเนินระบบเป็นแบบขนานและมีรูปแบบการเรียนรู้แบบโครงข่ายประสาทชีวภาพ (Lippmann, 1987) โดยประกอบไปด้วยนิวรอน (หรือ โหนด หรือ หน่วยประมวลผล) ซึ่งรวมกันอยู่เป็นชั้น ๆ ซึ่งสามารถรับข้อมูลเข้าได้หลายค่า และสามารถคำนวณผล โดยจะให้ผลลัพธ์ค่าเดียวหรือหลายค่าก็ได้ (Klimasauskas, 1993) ซึ่งการคำนวณในระบบประกอบไปด้วยฟังก์ชันง่าย ๆ เช่น ฟังก์ชันการรวม และ ฟังก์ชันการคูณ (Arciszewski and Ziarko, 1992) โดยมีความสามารถในการเรียนรู้จากตัวอย่างหลาย ๆ ตัวอย่าง ซึ่งจะหาแนวทางการแก้ปัญหา แม้แต่ข้อมูลที่ถูกรบกวนเข้ามาไม่สมบูรณ์หรือผิดพลาด ระบบจะเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่คลาดเคลื่อน และปรับเปลี่ยนวิธีการประมวลผลเพื่อให้ผลลัพธ์ถูกต้องที่สุด ระบบจะประมวลผลข้อมูล โดยคอมพิวเตอร์อย่างรวดเร็ว (Flood and Kartam, 1994)

2.4.1 แนวคิดพื้นฐานของโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

Lippmann (1987), Chester (1993) และ Kireetoh (1995) ได้อธิบายถึงนิวรอนว่า คล้ายกับระบบประสาทของมนุษย์ โดยรับสัญญาณข้อมูลที่ส่งเข้ามา และจะถูกกระตุ้น แต่ละเซลล์ประกอบด้วย ปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า "เดนไดรต์" (Dendrite) ซึ่งเป็นข้อมูลป้อนเข้า และปลายในการส่งกระแสประสาท เรียกว่า "แอกซอน" (Axon) ดังรูปที่ 2.3 ซึ่งเป็นเหมือนข้อมูลที่ส่งออกมาของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่นิวเคลียส ซึ่งจะเป็นตัวตัดสินใจว่า ต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อไปผ่านทางแอกซอนของมัน ผลการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าที่เหมือนหรือมีลักษณะพิเศษบางอย่างเหมือนกัน จะให้ผลลัพธ์สุดท้ายเป็นค่าที่ค่อนข้างแน่นอน



รูปที่ 2.3 โครงสร้างระบบประสาทในสมอง

โครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์เป็นปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ที่สร้างเลียนแบบระบบประสาทของมนุษย์ (Lippmann, 1987; Caudill and Butler, 1990; Klimasauskas, 1993; Medsker et al., 1993) โดยระบบการทำงานต่าง ๆ ของโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์มีลักษณะคล้ายกับระบบประสาทของมนุษย์ คือ มีการเรียนรู้จากประสบการณ์ที่ได้รับ และสามารถให้คำตอบได้แม้แต่ข้อมูลที่ป้อนเข้าจะผิดพลาด หรือไม่สมบูรณ์ โดยหาวิธีการแก้ปัญหาจากประสบการณ์การเรียนรู้ที่ผ่านมา และสามารถที่จะพัฒนาให้ไปเป็นโปรแกรมที่สามารถโต้ตอบกับมนุษย์ได้

2.4.2 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์

โครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ คือ เครื่องจักรการเรียนรู้ ตั้งอยู่บนพื้นฐานความคิดเกี่ยวกับการปรับปรุงตัวแปรควบคุมต่าง ๆ ภายในด้วยตัวมันเอง โดยมีองค์ประกอบภายในระบบซึ่งประกอบไปด้วย 5 องค์ประกอบหลัก คือ หน่วยการเรียนรู้, โครงข่ายใยประสาท, แผนการเรียนรู้, กระบวนการเรียนรู้ และ กระบวนการวิเคราะห์ (Adeli, 1992) ซึ่ง Elazouni et al. (1997) ได้จำแนกส่วนประกอบของโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ เป็น 3 ชั้น คือ 1) การออกแบบ 2) การสร้างแบบจำลอง และ 3) การทดสอบและหาผลลัพธ์

โดยชั้นการออกแบบจะประกอบไปด้วยกัน 2 ส่วน คือ การวิเคราะห์โครงสร้างของปัญหา และการวิเคราะห์ปัญหา ส่วนชั้นการสร้างแบบจำลอง จะแบ่งย่อยออกเป็น 3 ขั้นตอนคือ 1) การเลือกข้อมูล 2) การเลือกรูปแบบโครงข่าย 3) การสอนและการทดสอบโครงข่าย

2.4.3 ข้อมูลป้อนเข้า

โครงข่ายประสาทประดิษฐ์ ประกอบไปด้วยตัวแปรอิสระ หรือ ข้อมูลป้อนเข้า และตัวแปรตาม หรือ ผลลัพธ์ โดยหลักการเลือกตัวแปรที่ใช้ในโครงข่ายที่เกี่ยวข้องจะมี 2 แบบ (Smith, 1993) คือ วิธีแรก ข้อมูลจะต้องถูกแปลงรูปให้อยู่ในรูปที่เหมาะสม และวิธีที่สอง คือ การเลือกข้อมูลโดยใช้พื้นฐานระหว่าง predictiveness และ covariance โดยปกติแล้ว ตัวแปรอิสระที่ถูกเลือกจะมีความสามารถในการทำนายผลหากตัวแปรที่เลือกมีความสัมพันธ์กันในทางตรงกันข้าม หากตัวแปรอิสระ 2 ตัวมีความสัมพันธ์ต่อกัน จะทำให้แบบจำลองมีความอ่อนไหว (sensitive) และเกิดปัญหาที่เรียกว่า over fitting และ limit generalization ด้วยเหตุผลนี้ การเลือกข้อมูลจะต้องเลือกเฉพาะตัวแปรอิสระที่มีความสามารถทำนายผลเพื่อให้ได้ ผลลัพธ์หรือตัวแปรตาม โดยตัวแปรอิสระที่เลือกมานั้นจะต้องไม่มีความสัมพันธ์กัน แต่อย่างไรก็ดี ก็ขึ้นอยู่กับรูปแบบของโครงข่ายที่ใช้ และเพื่อที่จะลดจำนวนตัวอย่างที่ใช้ในการสอนและเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ ก็ควรจะต้องมีการคัดเลือกข้อมูลป้อนเข้าให้เหมาะสม เพราะการคัดเลือกข้อมูลเป็นปัจจัยที่สำคัญในการสร้างแบบจำลอง (Wu and Lim, 1993)

2.4.4 ชั้นซ่อน (Hidden Layer)

ชั้นซ่อนเป็นชั้นประมวลผลที่อยู่ระหว่างชั้นข้อมูลป้อนเข้า และชั้นแสดงผลลัพธ์ โดยปกติแล้ว ชั้นซ่อนอาจมีมากกว่า 1 ชั้น โดยโครงข่ายจะสามารถประมวลหาฟังก์ชันที่เหมาะสมจากปัญหาที่ซับซ้อนได้หากมีชั้นซ่อนที่มากพอ (Lippmann, 1987) ข้อมูลที่ได้จากชั้นซ่อนจะได้เป็นตัวแปรใหม่ที่จะถูกส่งต่อไปกับชั้นแสดงผลลัพธ์ หรือชั้นตัวแปรตาม ถ้าโครงข่ายแบบแพร่กลับ (Back-propagation) มีชั้นซ่อนที่น้อยเกินไปแล้วจะทำให้โครงข่ายไม่สามารถที่จะหาทางแก้ปัญหาได้ (Karunasekera, 1992) แต่ถึงอย่างไรก็ตามถ้าเกิดโครงข่ายมีชั้นซ่อนที่มากจนเกินไป จะทำให้โครงข่ายมีระยะเวลาในการเรียนรู้ยาวนาน William (1993) ได้ให้ข้อคิดเห็นว่า หากมีชั้นซ่อนที่มากก็จะไม่ช่วยให้โครงข่ายมีประสิทธิภาพมากขึ้น หรืออีกนัยหนึ่ง Rumelhart (1988) ได้กล่าวว่า การที่มี โหนดในแต่ละชั้นที่มากเกินไป จะทำให้โครงข่ายไม่สามารถที่จะหาจุดสิ้นสุดได้ การที่มี โหนดในชั้นซ่อนมากเกินไปจะทำให้เกิดปัญหาที่เรียกว่า over fitting โดยโครงข่ายจะจำลองโครงสร้างใหม่เกินความเป็นจริงจาก noise ของข้อมูล แทนที่จะหาฟังก์ชันที่เหมาะสมในการวิเคราะห์ปัญหาให้ถูกต้องตามที่ควรจะเป็น (Smith, 1993)

ดังนั้น การที่จะทำให้โครงข่ายเกิดประสิทธิภาพสูงสุด ต้องกำหนดให้มี โหนดในชั้นซ่อนอยู่ให้น้อยเท่าที่จะเป็นไปได้ (Khan, Topping and Bahreininejad, 1993) Berke และ Hajela (1991) ได้ให้ความเห็นว่า จำนวนของ โหนดในชั้นซ่อนควรอยู่ระหว่างค่าเฉลี่ยของผลรวมของ โหนดในชั้นข้อมูลป้อนเข้า และชั้นแสดงผลลัพธ์ Rogers และ Ramarsh (1992) ได้ให้ความคิดเห็นว่าการกำหนด โหนดในชั้นซ่อนควรจะถูกจากผลรวมของ โหนดในชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นแสดง

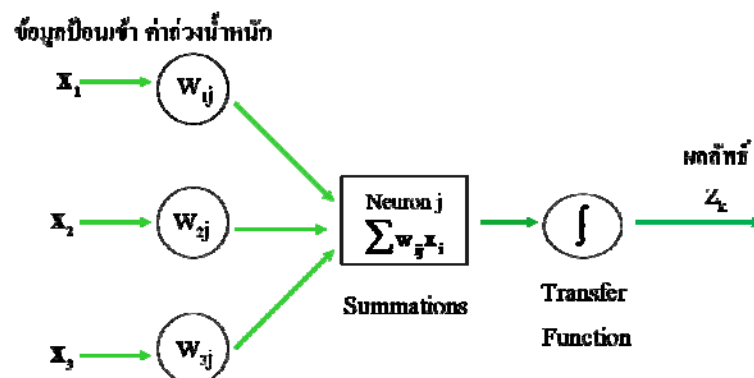
ผลลัพธ์ Soemardi (1996) ได้แสดงความเห็นว่า จำนวนโหนดในชั้นซ่อนควรมีค่าเท่ากับร้อยละ 75 ของโหนดในชั้นข้อมูลป้อนเข้า ดังนั้นจึงสรุปจากข้อคิดเห็นได้ว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่มากที่สุดควรจะเท่ากับผลรวมของโหนดในชั้นข้อมูลป้อนเข้า และชั้นแสดงผลลัพธ์ และจำนวนโหนดที่น้อยที่สุดควรจะเท่ากับร้อยละ 75 ของโหนดในชั้นข้อมูลป้อนเข้า หรือ เท่ากับค่าเฉลี่ยของผลรวมของโหนดในชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นแสดงผลลัพธ์

2.4.5 ค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอส (Weights and biases)

ค่าถ่วงน้ำหนักถูกแทนด้วยตัวเลขเพื่อแสดงถึงความแรงในการเชื่อมต่อของโหนดแต่ละโหนดที่ถูกเชื่อมต่อเข้าด้วยกัน ซึ่งผลรวมของค่าถ่วงน้ำหนักที่ป้อนเข้าจะไปปรับปรุงการประมวลผลในแต่ละโหนด ค่าถ่วงน้ำหนักคือค่าความแรงสัมพัทธ์ (ในทางคณิตศาสตร์) ของการเชื่อมต่อซึ่งส่งผลต่อการส่งผ่านข้อมูลจากชั้นหนึ่งไปยังชั้นต่อไป (Medsker et al., 1993) โดยปกติค่าถ่วงน้ำหนักจะถูกกำหนด และเริ่มป้อนเข้าสู่โครงข่ายในขั้นตอนการเรียนรู้ ซึ่งต้องมีหลักการในการกำหนดค่า เพื่อที่จะให้โครงข่ายสามารถแก้โจทย์ปัญหา และลดเวลาการเรียนรู้ได้ สำหรับโครงข่ายใด ๆ ค่าถ่วงน้ำหนักจะมีค่าเท่ากับผลคูณของจำนวนโหนดของทุก ๆ การเชื่อมต่อ และค่าของไบแอสจะเท่ากับผลรวมของจำนวนโหนดของทุก ๆ การเชื่อมต่อ

2.4.6 ฟังก์ชันการรวมและฟังก์ชันการแปลงค่า (Summation and transfer function)

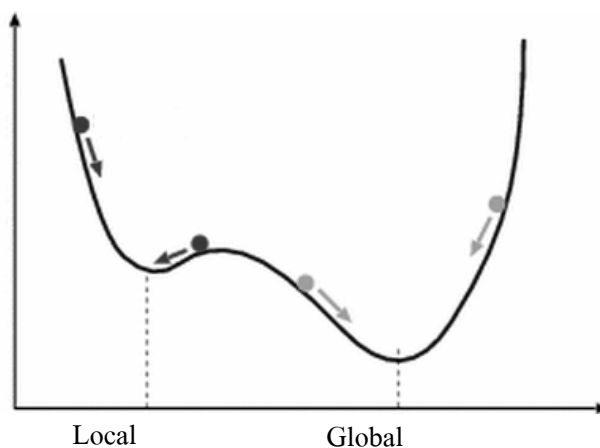
ฟังก์ชันการรวม คือ ฟังก์ชันการหาผลเฉลี่ยค่าถ่วงน้ำหนักของทุก ๆ โหนดที่เชื่อมต่อกัน โดยมีขั้นตอนคือ นำค่าของข้อมูลป้อนเข้า (Input) ในแต่ละโหนดคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละโหนดและรวมผลลัพธ์ของทุก ๆ โหนดเข้าด้วยกัน ดังรูปที่ 2.5 ส่วนฟังก์ชันการแปลงค่า คือ ความสัมพันธ์ระหว่างระดับการกระตุ้นภายในโหนด (N) กับผลลัพธ์ที่ได้ (Output) โดยจะอยู่ในรูปของฟังก์ชันซิกมอยด์ $f(N)$ โดยมีข้อแม้ว่า 1) มีความต่อเนื่อง 2) ค่าของฟังก์ชันซิกมอยด์จะต้องเพิ่มขึ้นเมื่อ N เพิ่มขึ้น (Smith, 1993)



รูปที่ 2.4 กระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ในโหนดย่อย

2.4.7 อัตราการเรียนรู้และโมเมนตัม (Learning rate and momentum)

ถ้าโครงข่ายที่มีอัลกอริทึมแบบแพร่กลับ (Back – propagation) มีขนาดใหญ่ และมีชุดการสอนโครงข่ายที่ใหญ่จะทำให้โครงข่ายมีการเรียนรู้ช้า (Khan et al., 1993) โครงข่ายแบบแพร่กลับ จะมีข้อจำกัด คือ ไม่สามารถกำหนดเวลาในการเรียนรู้ที่แน่นอนได้ โดยโครงข่ายมีโอกาสที่จะหลงทาง ไม่สามารถค้นหาคำตอบที่มีความผิดพลาดน้อยที่สุด ทำให้พบกับคำตอบที่ local minimum ก่อนที่จะพบ global minimum ได้ ดังรูปที่ 2.6 ดังนั้นจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งในการเลือกอัตราการเรียนรู้ และค่าโมเมนตัมที่เหมาะสม สำหรับการใช้อัลกอริทึมแบบแพร่กลับ แต่ถึงอย่างไรก็ดีหลักการในการหาอัตราการเรียนรู้ และค่าโมเมนตัมที่เหมาะสม คือ ต้องใช้วิธีลองผิดลองถูก (trial – and – error) (Anderson et al., 1993)



รูปที่ 2.5 แสดงจุด local minimum และ global minimum

เมื่ออัตราการเรียนรู้สูงจะส่งผลให้การเรียนรู้เป็นไปอย่างรวดเร็วซึ่งอาจจะทำให้การเรียนรู้จบลงที่ local minimum แต่ในทางตรงกันข้าม หากให้โครงข่ายมีอัตราการเรียนรู้ที่ต่ำจะทำให้เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้เพื่อให้เข้าใกล้ global minimum นานขึ้น (Khan et al., 1993) ซึ่งสำหรับในแต่ละชั้นของโครงข่ายเดียวกันอาจมีค่าอัตราการเรียนรู้แตกต่างกันได้ (Bhokha, 1998)

สำหรับการแก้ปัญหาที่เกิดขึ้นนี้ทำได้ด้วยการปรับค่าโมเมนตัม ซึ่งจะนำไปคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักที่ถูกปรับแก้ในรอบที่ผ่านมา ทำให้อัตราการเรียนรู้เร็วขึ้น (Khan et al., 1993)

2.4.8 กระบวนการสอนหรือการเรียนรู้ (Training or Learning)

กระบวนการเรียนรู้เป็นกระบวนการหนึ่งในโครงข่ายที่เรียนรู้จากความผิดพลาด โดยมีหลักการ 3 ข้อ คือ 1) คำนวณหาคำตอบ 2) ตรวจสอบคำตอบว่าถูกต้องหรือไม่ 3) ปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักแล้วคำนวณใหม่อีกครั้ง (Medsker et al., 1993)

กระบวนการสอน คือ การนำข้อผิดพลาดจากการคำนวณครั้งก่อนมาปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักให้กับการสอนในรอบต่อไป ทำให้คำตอบที่ได้มีความถูกต้องสูงขึ้น (Klimasauskas, 1993)

ในขั้นตอนการเรียนรู้จะเป็นกระบวนการที่เกี่ยวข้องกับ การปรับค่าน้ำหนักของแต่ละโหนด โดยอาศัยจากประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโครงข่าย การเรียนรู้ของโครงข่ายในแต่ละรอบจะนำผลลัพธ์ที่ประมวลได้ มาเปรียบเทียบกับค่าจริงที่ได้จากการทดลอง ซึ่งอาจจะมีคลาดเคลื่อน หลังจากนั้น โครงข่ายจะย้อนกลับไปเรียนรู้ในรอบต่อไปพร้อมกับการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อให้การประมวลผลรอบต่อไปมีความแม่นยำมากขึ้น Bhokha (1998) ได้กล่าวว่าการปรับแก้จะเป็นการปรับขึ้นหรือปรับลงก็ได้ Klimasauskas (1993) กล่าวว่า การวัดผลว่าโครงข่ายสามารถเรียนรู้ได้ดีเพียงใดจะดูจากตัวชี้วัดต่าง ๆ เช่น ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (mean square error) ในชั้นแสดงผลลัพธ์

Lippmann (1987) และ Smith (1993) ได้กล่าวไว้ว่า กระบวนการเรียนรู้สามารถแบ่งออกเป็น 2 ลักษณะ คือ

1) การเรียนรู้แบบมีครูสอน (supervised training) ซึ่งจะประกอบไปด้วย คู่อันดับของข้อมูลป้อนเข้า และผลลัพธ์จริง ซึ่งเมื่อโครงข่ายเริ่มการเรียนรู้จากข้อมูลป้อนเข้า และคำนวณหาผลลัพธ์ได้แล้ว จึงจะนำไปเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จริง เพื่อหาความคลาดเคลื่อน ซึ่งความคลาดเคลื่อนดังกล่าวจะถูกส่งกลับเข้าไปยังโครงข่ายพร้อมกับการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก เพื่อให้โครงข่ายคำนวณผลลัพธ์ใหม่ให้มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

2) การเรียนรู้แบบไม่มีครูสอน (unsupervised training) ได้คิดค้นโดย Kohonen (1984) ซึ่งแตกต่างจากแบบจำลองที่เลียนแบบระบบสมองของมนุษย์ โดยไม่ต้องใช้ผลลัพธ์จริงมาทำการเปรียบเทียบ แต่จะใช้คุณสมบัติทางสถิติของข้อมูลชุดทดสอบมาจัดกลุ่มเป็นหมวดหมู่หลังจากที่ป้อนข้อมูลเข้าไปแล้ว แบบจำลองจะทำการประมวลผลผลลัพธ์ที่เป็นไปได้ออกมาเป็นชุด ๆ (Heaton, 2004)

2.4.8.1 การเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back-propagation)

ในช่วงปี 1950 Rosenblatt ได้สร้างโครงข่ายชั้นเดียวแบบง่าย ๆ ขึ้นมา โดยมีชื่อเรียกว่า perceptron หลังจากนั้นต่อมา Widrow และ Hoff ได้สร้างอัลกอริทึมขึ้นมาใหม่ที่สามารถอธิบายได้ด้วยกฎของเดลตา (Delta rule) โดยใช้การเรียนรู้ข้อมูลที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งมีชื่อเรียกว่า Widrow – Hoff rule (Lippmann, 1987) ต่อมาในปี 1986 Rumelhart, Hilton และ Williams ได้ศึกษาค้นคว้าเพิ่มเติมจนเกิดกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back – propagation) หรือเรียกว่า Generalized Delta Rule (GDR) การเรียนรู้แบบแพร่กลับนี้ เป็นที่ยอมรับกันอย่างแพร่หลายโดยเป็นการเรียนรู้แบบมีครูสอน และมีระบบการเชื่อมโยงแบบเคลื่อนไปข้างหน้าหลายชั้น (multilayer feed forward) (Bhokha, 1998) ดังรูปที่ 2.6 สำหรับวิธีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ จะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (w) ในทุก ๆ รอบการเรียนรู้เพื่อให้เกิดค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุด โดยจะเริ่มต้นปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักตั้งแต่ชั้น output หลังจากนั้นทำการปรับย้อนกลับมาที่ชั้นซ่อนชั้นสุดท้าย และชั้นซ่อนชั้นต่อ ๆ มา จนกระทั่งถึงชั้นซ่อนชั้นแรก ดังสมการที่ (2.6) – (2.10)

$$w_{\text{ใหม่}} = w_{\text{เดิม}} + \Delta w \quad (2.6)$$

โดยที่ การปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่ชั้น output layer มีค่าเท่ากับ

$$\Delta w = \eta y_i (t_k - z_k) f'(net_{jk})_o \quad (2.7)$$

กำหนดให้ $\delta_k = (t_k - z_k) f'(net_{jk})_o$ ดังนั้น

$$\Delta w = \eta \delta_k y_i \quad (2.8)$$

โดยที่ การปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่ชั้น hidden layer มีค่าเท่ากับ

$$\Delta w = \eta x_i f'(net_{ij})_h \sum_k \delta_k w_{jk} \quad (2.9)$$

กำหนดให้ $\delta_j = f'(net_{ij})_h \sum_k \delta_k w_{jk}$ ดังนั้น

$$\Delta w = \eta \delta_j x_i \quad (2.10)$$

โดยที่

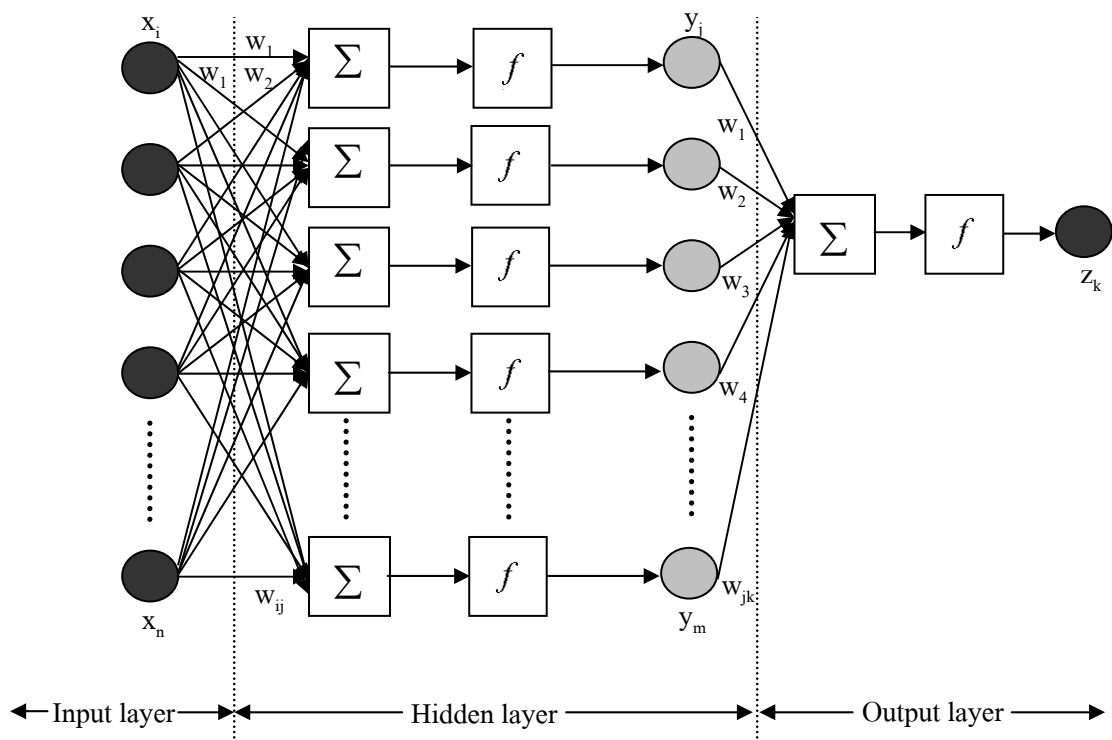
Error! Objects cannot be created from editing field codes.= Error!

Objects cannot be created from editing field codes.

Error! Objects cannot be created from editing field codes. = Error!

Objects cannot be created from editing field codes.

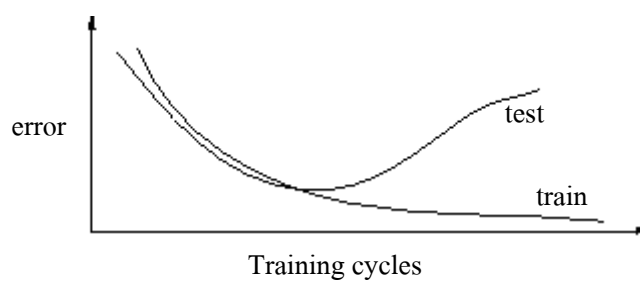
- h = ชั้นซ่อน
- o = ชั้นผลลัพธ์
- w_{ij} = ค่าถ่วงน้ำหนักชั้นซ่อน
- w_{jk} = ค่าถ่วงน้ำหนักชั้นผลลัพธ์
- x_i = ข้อมูลป้อนเข้า
- y_j = ผลลัพธ์ (ชั้นซ่อน)
- z_k = ผลลัพธ์ (ชั้นผลลัพธ์)
- t_k = ค่าจริง
- η = อัตราการเรียนรู้



รูปที่ 2.6 โครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์แบบแพร่กลับ

2.4.9 การหยุดการสอน (Stop training)

การหยุดการสอนโครงข่ายสามารถกระทำได้ 2 วิธี คือ 1) การกำหนดรอบการสอน (Epochs) 2) การกำหนดค่า error ที่ยอมรับได้ (Bhokha, 1998) Carpenter (1993) ได้แนะนำให้กำหนดจำนวนรอบการสอนอยู่ที่ 20,000 ถึง 100,000 รอบ และอีกวิธี คือ การกำหนดค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลจริง และผลลัพธ์ที่โครงข่ายสามารถคำนวณได้ (khan et al., 1993) แต่ข้อควรระวังก็คือ การสอนโครงข่ายที่นานเกินไปจะทำให้เกิดปัญหาที่เรียกว่า Over fitting ได้ ดังรูปที่ 2.7 ซึ่งคือปัญหาที่โครงข่ายสามารถที่จะเรียนรู้จนได้ผลลัพธ์ที่มีค่า error ที่น้อยที่สุด แต่เมื่อนำมาตรวจสอบความถูกต้องด้วยชุดทดสอบแล้ว ปรากฏว่าไม่สามารถที่จะให้ผลลัพธ์ที่ดีจริง (Bhokha, 1998)



รูปที่ 2.7 กรณี Over fitting

2.4.10 ชุดข้อมูล (Samples)

ชุดข้อมูล คือ ข้อมูลที่ทราบตัวแปรต้นและตัวแปรตามเพื่อนำมาใช้สอนโครงข่าย Yeh et al. (1993) ได้กล่าวไว้ว่า แหล่งที่มาของชุดข้อมูลแบ่งออกได้เป็น 3 ลักษณะ คือ 1) แบบสอบถาม 2) ข้อมูลทางสถิติ และ 3) จากการทดลอง โดยชุดข้อมูลดังกล่าวจะนำมาแบ่งออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดการสอน (Training set) และ ชุดทดสอบ (Test set) Klimasauskas (1993) ได้ให้ความเห็นว่า ควรให้มีจำนวนชุดการสอนอย่างน้อย 5 ชุด เพื่อใช้ในการสอนโครงข่าย

2.4.11 การทดสอบโครงข่าย (Testing)

Smith (1993) กล่าวว่า การทดสอบโครงข่ายเป็นการทดสอบว่าโครงข่ายสามารถที่จะเรียนรู้จากชุดการสอน (Training set) ได้ดีเพียงไร โดยใช้ชุดข้อมูลที่ไม่เคยใช้สำหรับการสอนมาทดสอบ เรียกว่า ชุดทดสอบ (Test set) ซึ่งโครงข่ายที่สามารถให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำได้เมื่อใช้ชุดทดสอบมาทดสอบ จะเป็นโครงข่ายที่น่าเชื่อถือ

ในการทดสอบโครงข่ายสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ลักษณะ คือ

- 1) แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด (McKim et al., 1996) โดยชุดแรกไว้สำหรับสอนโครงข่ายให้จดจำรูปแบบของข้อมูล และข้อมูลชุดที่สองไว้สำหรับทดสอบโครงข่าย โดยผลลัพธ์ที่แตกต่างระหว่างค่าจริง และค่าที่ได้จากชุดทดสอบจะถูกคำนวณออกมาเป็นค่าผิดพลาดของระบบ (system error) ซึ่งค่าผิดพลาดของระบบที่น้อย จะแสดงถึงความสามารถในการทำนายที่สูง
- 2) ใช้ชุดข้อมูลทั้งหมดเป็นทั้งชุดการสอน และชุดทดสอบ โดยนำชุดข้อมูลทั้งหมดมาสอนโครงข่ายก่อน และหลังจากนั้นนำชุดข้อมูลชุดเดิมมาทดสอบโครงข่าย

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากผลการศึกษา Prybutok et al. (2000) ได้พยายามที่จะทำนายค่าระดับความเข้มข้นสูงสุดของโอโซนของแต่ละวัน บริเวณเขตอุตสาหกรรมทางตอนเหนือของสหรัฐอเมริกา (Houston site) และได้กล่าวไว้ว่าเป็นการยากที่จะสร้างแบบจำลองให้แม่นยำได้ เนื่องจากตัวแปรทางอุทกนิยมนิเวศวิทยาและปฏิกิริยา photochemical มีความซับซ้อนมาก ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้ได้ทำการสร้างแบบจำลอง Neural Network เพื่อใช้ในการทำนายค่าระดับความเข้มข้นสูงสุดของโอโซนแต่ละวัน โดยทำการศึกษาเปรียบเทียบกับแบบจำลองทางสถิติทั่วไป คือ regression และ Box – Jenkins ARIMA ซึ่งข้อมูลที่ใช้ได้จาก Texas Natural Resource Conservation Commission ประกอบไปด้วยค่าความเข้มข้นเฉลี่ยรายชั่วโมงของโอโซน และ ค่าเฉลี่ยรายชั่วโมงของข้อมูลทางอุทกนิยมนิเวศวิทยา เช่น อุณหภูมิ ความเร็วลม และทิศทางลม รวมทั้งข้อมูลมลพิษทางอากาศอื่น ๆ เช่น NO NO₂ CO₂ และ NO_x จากสถานีตรวจวัดอากาศ โดยข้อมูลนี้จะเลือกใช้ในช่วงเดือนที่มีความเข้มข้นของโอโซนสูงสุด คือ ตั้งแต่วันที่ 1 มิถุนายน ถึง 31 ตุลาคม เนื่องจากต้องการลดความผิดพลาดในการทำนายจากปัจจัยทางด้านฤดูกาล โดยที่ข้อมูลในช่วงวันที่ 1 มิถุนายน ถึง 30 กันยายน จะใช้ในการสร้างแบบจำลอง และได้ให้ความเห็นไว้ว่า ค่าเฉลี่ยของข้อมูลตัวแปรอิสระที่จะทำให้แบบจำลองสามารถทำนายได้ดีควรจะอยู่ในช่วงเวลา 6.00 – 9.00 น. ส่วนข้อมูลในช่วงวันที่ 1 – 10 ตุลาคม จะใช้เป็นตัวทดสอบแบบจำลอง โดยใช้โปรแกรม SAS ในการสร้างแบบจำลอง Regression และ ARIMA และใช้โปรแกรม NeuralWare III ในการสร้างแบบจำลอง Neural Networks หลังจากทำการเลือกตัวแปรอิสระแล้ว ต้องทำการพิจารณาปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการศึกษาคือ photochemical production และ atmospheric accumulation (Robeson and Steyn, 1990) รวมทั้งปัจจัยที่สำคัญอีกประการหนึ่งคือ มลพิษที่ปลดปล่อยออกมาจากยานพาหนะบนท้องถนน คือ NO NO₂ CO₂ และ NO_x หลังจากทำการสร้างแบบจำลองทั้งสามแล้วพบว่าค่า Mean absolute deviations (MAD) ของแบบจำลอง Regression ARIMA และ ANNs มีค่า 0.025741, 0.02879 และ 0.012945 ตามลำดับ และค่า RMSE มีค่า 0.031239, 0.033023 และ 0.016418 ตามลำดับ

หลังจากนั้นทำการทดสอบค่าทางสถิติ โดยใช้ Friedman test ทดสอบความแตกต่างของผลทำนาย พบว่า ANNs มีประสิทธิภาพดีกว่าทั้ง Regression และ ARIMA ซึ่ง Prybutok ได้กล่าวไว้ว่าการพัฒนาแบบจำลองนี้สามารถใช้ได้ดีที่ Houston site และสามารถขยายขอบเขตการทำนายไปยังบริเวณใกล้เคียงได้ดี แม้จะมีสภาพทางภูมิศาสตร์ที่แตกต่างกัน แต่จะสามารถใช้ได้เฉพาะในฤดูร้อนที่มีปริมาณความเข้มข้นของโอโซนที่สูงที่สุดเท่านั้น ถ้าต้องการที่จะทำนายในฤดูกาลอื่น ต้องนำปัจจัยทางด้านฤดูกาลมาคิดด้วย

Perez and Reyes (2002) ได้ทำการศึกษาความเข้มข้นของ PM_{10} ในเมืองซานติอาโก ประเทศชิลี ได้มีการตรวจวัดและทำให้อยู่ในรูปแบบความเข้มข้นเฉลี่ยเคลื่อนที่ราย 24 ชม. (24MA) ซึ่งฝุ่นละอองขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอนเหล่านี้จะทำให้เกิดผลกระทบต่อมนุษย์ เนื่องจากมีขนาดเล็กจนสามารถแพร่กระจายเข้าสู่ระบบทางเดินหายใจได้ทางการหายใจ ถ้าวันใดที่มีความเข้มข้น 24MA เกิน 240 มกค./ลบ.ม. จะกำหนดให้วันนั้นเป็นวัน “pre – emergency” โดยเป็นความเข้มข้นที่มนุษย์สามารถรับได้สูงสุดโดยที่ไม่ทำให้เกิดความเสียหายแรงต่อสุขภาพ ซึ่งกำหนดไว้โดย WHO (1979) โดยที่แหล่งกำเนิดส่วนใหญ่ของ PM_{10} มาจากกระบวนการสันดาปภายในรถยนต์บนท้องถนน และจะแขวนลอยอยู่ในอากาศเป็นเวลาหลายชั่วโมง และอีกแหล่งกำเนิดหนึ่ง คือมาจากกระบวนการผลิตในโรงงานอุตสาหกรรม

จากเหตุผลที่กล่าวมาแล้วข้างต้น Perez and Reyes ได้เสนอว่าจำเป็นต้องมีแบบจำลองที่สามารถทำนายค่าความเข้มข้นสูงสุด 24MA อย่างน้อยล่วงหน้า 1 วัน เพื่อที่จะได้กำหนดมาตรการที่จะช่วยลดการปลดปล่อยมลพิษก่อนที่จะเกิดขึ้นจริง ซึ่งขั้นตอนการเลือกตัวแปรตั้งต้นที่จะทำนายความเข้มข้นของก๊าซและฝุ่นละอองนั้นเป็นเรื่องที่สำคัญ และแบบจำลองที่เป็นแบบ nonlinear models จะให้ผลทำนายที่แม่นยำกว่าแบบ linear regression จากงานของ Gardner and Dorling, (1998) ได้พรรณนาไว้ว่า multilayer neural network (nonlinear model) สามารถที่จะนำมาพัฒนาใช้ในทางด้าน atmospheric science และ Perez et al., (2000) ได้ชี้ให้เห็นว่า neural network แบบ 3 ชั้นมีความสามารถที่จะทำนายค่าเฉลี่ยรายชั่วโมงล่วงหน้าของ $PM_{2.5}$ ในบรรยากาศ ณ เมืองซานติอาโก ประเทศชิลี โดยใช้ค่าเฉลี่ยความเข้มข้นรายชั่วโมงในวันก่อนหน้า และค่าพยากรณ์ข้อมูลทางด้านอุตุนิยมวิทยาในวันปัจจุบันมาเป็นตัวแปรตั้งต้น และสามารถให้ผลทำนายได้แม่นยำกว่า linear regression ทั้งที่มีตัวแปรตั้งต้นเดียวกัน และ Silva et al., (2001) ได้ใช้ MARS algorithm (nonlinear) เพื่อทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในประเทศชิลี ซึ่งให้ผลทำนายที่แม่นยำกว่าทั้ง multilayer neural network และ linear regression และ Van der Wal and Jansen, (2000) ได้ชี้ให้เห็นว่า ทิศทางลม, อุณหภูมิ และ ปริมาณน้ำฝน เป็นตัวแปรสำคัญที่สามารถอธิบายความแปรปรวนของความเข้มข้นของ PM_{10} ได้ถึงร้อยละ 45

Perez and Reyes ได้ใช้ข้อมูลในช่วง 1 เมษายน ถึง 31 สิงหาคม ในปี 1998 – 2000 แต่ข้อมูลในช่วง spring และ summer จะไม่นำมาทำการวิเคราะห์เนื่องมาจากความอบอุ่นในช่วงนี้ไม่เหมาะสมที่จะทำให้เกิดการสะสมของฝุ่นละออง ข้อมูลความเข้มข้นที่เป็นค่าเฉลี่ยรายชั่วโมงของ PM_{10} และค่า SD ในปี 1998 – 2000 จะมีค่าอยู่ที่ 132 (102), 124 (101) และ 119 (97) มกค./ลบ.ม. ตามลำดับ และข้อมูลอุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และความเร็วลม ณ สถานีตรวจวัดเดียวกัน จะนำมาใช้เป็นตัวแปรตั้งต้นในการสร้างแบบจำลอง ซึ่งจากการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นและได้กำหนดให้แบ่งออกเป็น 2 กรณี คือ วันที่มีความเข้มข้นของ 24MA มากกว่า 240 มกค./ลบ.ม. และวันที่มีค่าต่ำกว่าข้อกำหนด ซึ่งวันที่มีความเข้มข้นสูงกว่าข้อกำหนดมีจำนวน 16, 22 และ 18 วัน ในปี 1998 – 2000 ตามลำดับ และจากผลการศึกษา Perez and Reyes ได้กล่าวไว้ว่ามีความเป็นไปได้ที่จะนำข้อมูลมลพิษทางอากาศและอุตุนิยมวิทยาไปใช้ในการสร้างแบบจำลอง ANNs เพื่อทดแทนแบบจำลองเชิงเส้น โดยทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ซึ่งผลที่ได้มีแนวโน้มในการทำนายค่าได้มีความถูกต้องสูงกว่า และได้กล่าวไว้อีกว่า ANNs สามารถนำมาใช้เป็นเครื่องมือในการจัดการปัญหามลพิษทางอากาศในเมืองซานโตอาโก ประเทศชิลี และสามารถนำแนวความคิดนี้ไปประยุกต์ใช้สำหรับเมืองอื่น ๆ เช่นกัน

Slini et al. (2006) ศึกษาการทำนาย PM_{10} ในเมือง Thessaloniki ประเทศกรีซ ซึ่งเป็นเมืองที่มีระดับมลพิษทางอากาศสูงในเขตเมือง โดยการศึกษาได้ประยุกต์ใช้วิธีทางสถิติสร้างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ณ สถานีตรวจวัดแบบถาวร โดยเปรียบเทียบวิธีทางสถิติด้วยวิธี Classification And Regression Trees (CART) วิธี Artificial Neural Networks (ANNs) วิธี Principal Component Analysis และวิธี Linear Regression Analysis (LRA) โดยใช้ข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยา และ Gusten et al. (1997) ได้กล่าวไว้ว่าสภาพทางภูมิศาสตร์ของพื้นที่ มีผลต่อการก่อตัวและการเคลื่อนตัวของมลพิษทางอากาศ และแหล่งกำเนิดและกระบวนการเกิด PM_{10} นั้นมีความซับซ้อนและแฟลคเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับรูปแบบการกระจายตัวก็มีมากมาย (Van der Wal and Janssen, 2000) และส่วนใหญ่ข้อมูลทางสิ่งแวดล้อมจะเป็นแบบ multivariate time series (Gunther, 1998) ซึ่ง Slini et al. (2003) ได้เสริมไว้ว่าข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยา และ สภาพทางภูมิศาสตร์ของพื้นที่ เป็นพารามิเตอร์ที่จำเป็นที่จะนำมาใช้สร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อทำนายคุณภาพอากาศ

โดยทั่วไปข้อมูลทางด้านสิ่งแวดล้อมจะมีหลายตัวแปรซึ่งแต่ละตัวแปรก็มีความสัมพันธ์กันแบบซับซ้อน ทำให้มีการพยายามที่จะจัดการกับข้อมูลทางสถิติที่ซับซ้อน อาทิเช่น โดยวิธี linear regression ซึ่งเป็นวิธีที่มีการคิดแปลงใช้มากกว่า 10 ปี (Millionis and Davies, 1994; Robeson and Steyn, 1990; Ryan, 1995; Shi and Harrison, 1997) แต่ถึงอย่างไรก็ตามวิธีการพื้นฐานก็ไม่สามารถที่จะอธิบายความสัมพันธ์ได้อย่างเพียงพอ จึงต้องมีการพัฒนาวิธีการหาความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนนี้ อาทิเช่น CART ANNs และ fuzzy logic approach ซึ่งวิธีการหนึ่งที่สามารถจัดการกับข้อมูลที่มี

ความสัมพัทธ์แบบไม่เป็นเส้นตรงได้ และเริ่มใช้กันอย่างแพร่หลาย คือ ANNs ซึ่งสามารถเรียนรู้และประมาณค่าได้ ด้วยฟังก์ชันที่สามารถวัดค่าได้ (Homik et al., 1989) และสามารถจัดการข้อมูลได้ โดยไม่ต้องตั้งสมมติฐานให้กับความสัมพัทธ์ของตัวแปรซึ่งต่างจากวิธีทางสถิติทั่ว ๆ ไป ข้อดีอื่น ๆ ของ ANNs คือ fault tolerance, robustness และ มีการพัฒนาเทียบได้กับ expert systems เนื่องจากมีหน่วยประมวลผลข้อมูลมากมายที่เชื่อมต่อกัน และสามารถเรียนรู้รูปแบบของข้อมูลได้ (Lippmann, 1987) ด้วยความสามารถต่าง ๆ ทำให้ ANNs มีศักยภาพที่จะจัดการข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้นเช่นข้อมูลมลพิษทางอากาศได้ (Comrie, 1997; Kolehmainen et al., 2001; Perez and Trier, 2001; Chelani et al., 2002; Wang et al., 2003)

Prybutok et al. (2000); Ballester et al. (2002); Nunnari et al. (1998) และ Viotti et al. (2002) ได้กล่าวไว้ว่า Neural Network สามารถทำนายการเกิดโอโซนได้ ซึ่งเป็นเทคนิคใหม่โดยให้ผลลัพธ์ที่มีความถูกต้อง และ Corani (2005) ได้ทำนายการเกิดโอโซน และ PM_{10} ในเมืองมิลาน ประเทศอิตาลี โดยเปรียบเทียบการใช้วิธี Neural Network ในหลาย ๆ รูปแบบ ซึ่งแต่ละรูปแบบให้ผลเป็นที่น่าพอใจ คือ มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ระหว่างค่าจริงและค่าที่ได้จากการทำนายเท่ากับ 0.88

Kukkonen et al. (2003) ได้ทำนายการเกิด NO_2 และ PM_{10} ที่เมืองเฮลซิงกิ ประเทศฟินแลนด์ โดยใช้ Neural Network การศึกษาจะใช้ข้อมูลหุตุยภูมิ คือ ปริมาณการจราจรในพื้นที่ และข้อมูลทางด้านอุตุนิยมวิทยา ในช่วงปี 1996 ถึง 1999 และใช้ค่าทางสถิติเป็นตัววัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง คือ index of agreement (IA), the squared correlation coefficient (R^2) และ fractional bias ซึ่งพบว่า การใช้ Neural Network สามารถให้ค่า index of agreement (IA) และ standard deviations อยู่ในช่วง $0.867+0.02$ ถึง $0.917+0.01$ ซึ่งชี้ให้เห็นว่าการใช้ Neural Network เหมาะสมที่จะนำมาพัฒนาแบบจำลองในการทำนายค่าระดับมลพิษอากาศในเขตเมือง

Jiang et al. (2003) ได้พัฒนา Neural Network แบบ Multilayer Perceptron โดยมีวิธีการเรียนรู้แบบ Backpropagation สำหรับการนำมาใช้ในการทำนายดัชนีมลพิษอากาศ (Air Pollution Index, API) เป็นรายวันในกรุงเซี่ยงไฮ้ ประเทศจีน โดยที่ข้อมูลป้อนเข้าในแบบจำลองจะเป็นข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยา คือ ความดันบรรยากาศ อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ ทิศทางลม และ ปริมาณน้ำฝน ซึ่งสามารถทำนายค่า PM_{10} , SO_2 และ NO_2 โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ 0.6056, 0.6993 และ 0.6300 ตามลำดับ

Li and Shue (2004) ได้ประยุกต์ใช้ Neural Network ในการศึกษาการหารูปแบบการกระจายตัวของมลพิษอากาศเพื่อเป็นแนวทางในการแก้ไขนโยบายการจัดการมลพิษอากาศในประเทศไต้หวัน พบว่า สามารถศึกษารูปแบบการกระจายตัวของ PM_{10} ได้ โดยสามารถแบ่งได้เป็น

7 กลุ่ม กระจายอยู่ทั่วสภาพทางภูมิศาสตร์ของประเทศ จากการเก็บรวบรวมข้อมูลในระยะเวลา 1 ปี จากสถานีตรวจวัดเป็นจำนวน 71 สถานีทั่วประเทศ

Grivas and Chaloulakou (2006) ได้พัฒนา Neural Network เพื่อทำนายค่าระดับ PM_{10} เป็นรายชั่วโมงใน Greater Athens Area (GAA) ประเทศกรีซ ซึ่งมีการคัดเลือกตัวแปรเข้าสู่แบบจำลอง 3 ลักษณะ โดยใช้ Genetic Algorithm มาช่วยในการคัดเลือกตัวแปรที่เหมาะสม และได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบกับแบบจำลอง Multiple Regression พบว่า ค่าสถิติทดสอบ R^2 และ Index of Agreement สำหรับ Neural Network มีค่าอยู่ในช่วง 0.50 – 0.67 และ 0.80 – 0.89 ตามลำดับ ส่วนค่า R^2 สำหรับ Multiple Regression พบว่าอยู่ในช่วง 0.29 – 0.35

บทที่ 3

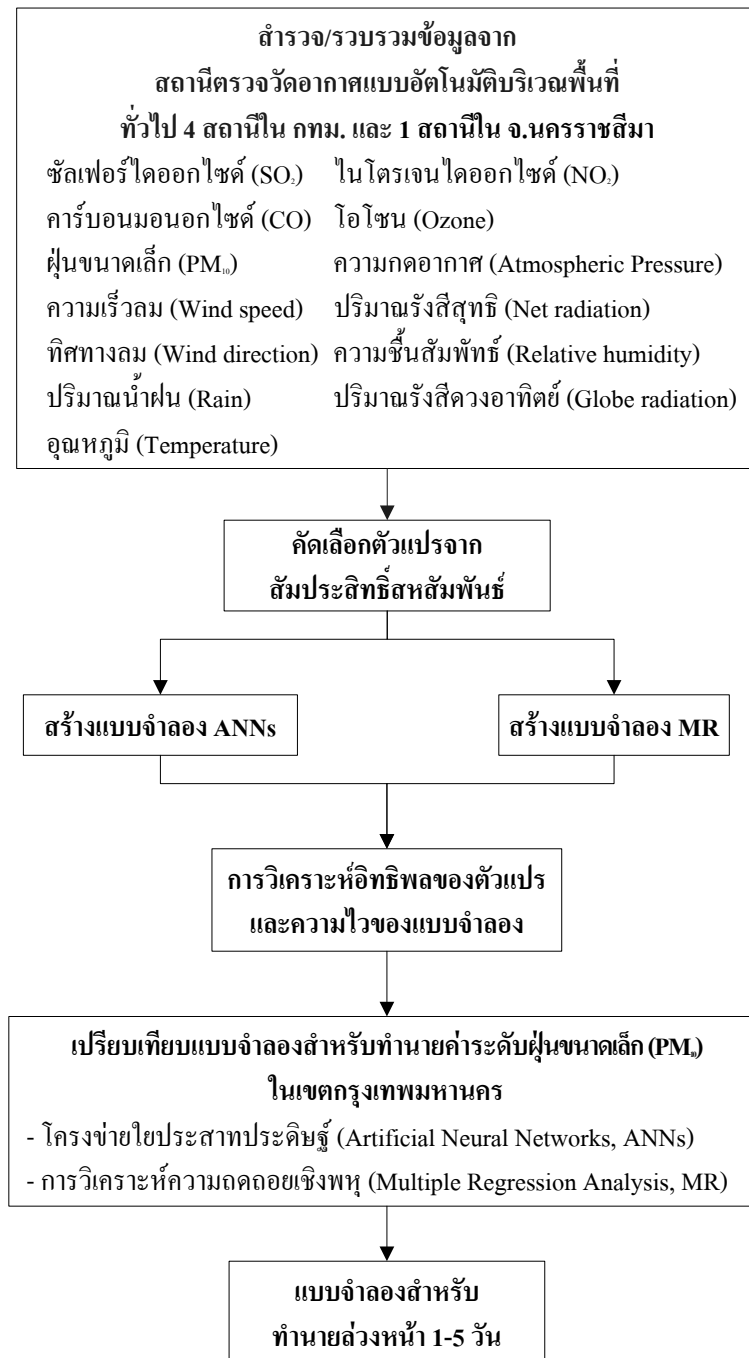
วิธีดำเนินการวิจัย

ในการดำเนินการวิจัยสำหรับการประมาณค่าความเข้มข้นฝุ่นขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอน (PM_{10}) ในเขตกรุงเทพมหานคร และในเขตเทศบาลนครนครราชสีมา ประกอบด้วยขั้นตอนดังแสดงในรูปที่ 3.1 ต่อไปนี้

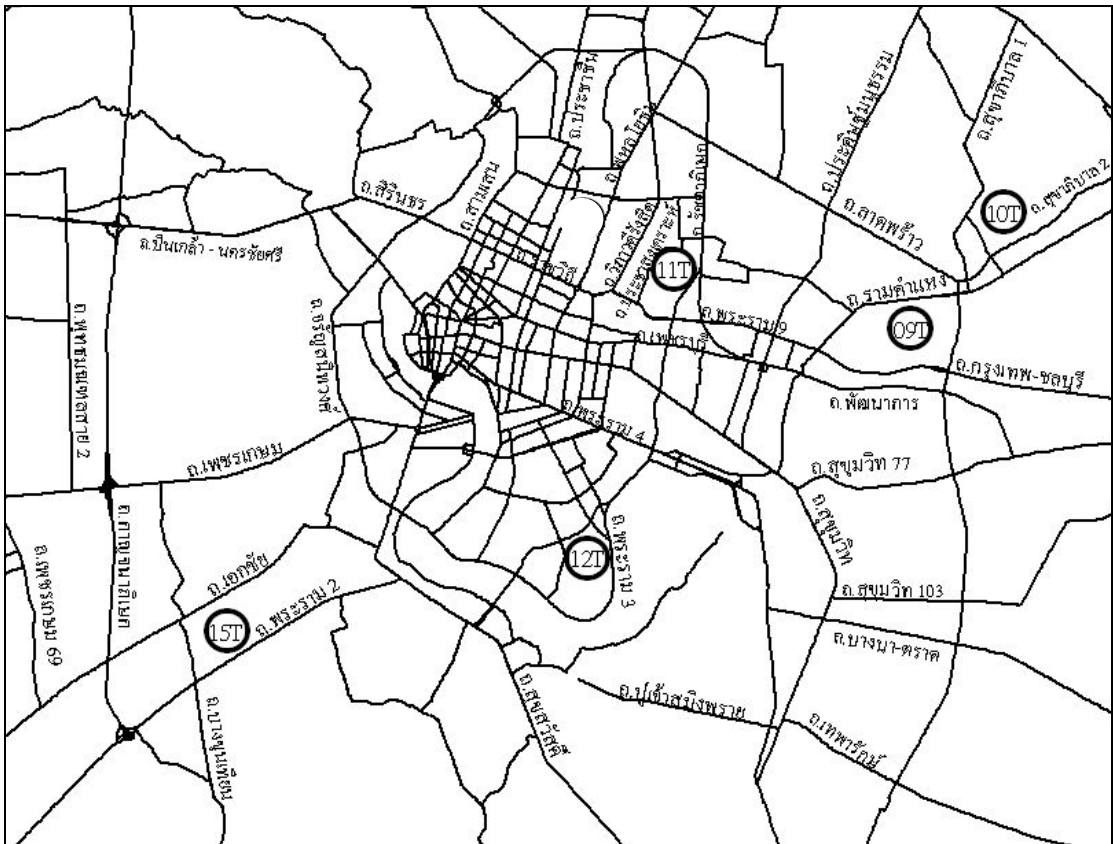
3.1 การรวบรวมข้อมูลปริมาณมลพิษทางอากาศในเขตกรุงเทพมหานคร และในเขตเทศบาลนครนครราชสีมา

ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลปริมาณมลพิษทางอากาศจากสถานีตรวจวัดอากาศแบบอัตโนมัติ บริเวณพื้นที่ทั่วไป ซึ่งมีจำนวนข้อมูลค่อนข้างครบถ้วน ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2543 – 2547 รวม 5 ปี จำนวน 4 สถานี คือ สถานี 10T (สำนักงานการเคหะชุมชนคลองจั่น) สถานี 11T (สนามกีฬาการเคหะชุมชน ห้วยขวาง) สถานี 12T (โรงเรียนนนทรีวิทยา) และ สถานี 15T (โรงเรียนสิงหราชพิทยาคม) รวมทั้ง สถานี 47T (บ้านพักทหารมณฑลทหารบกที่ 21 จ.นครราชสีมา) โดยแต่ละสถานีจะประกอบด้วย ข้อมูลมลพิษที่จัดเก็บเป็นรายวัน ดังนี้ ซัลเฟอร์ไดออกไซด์ (SO_2) ไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO_2) คาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) โอโซน (Ozone) และฝุ่นขนาดเล็ก (PM_{10}) รวมทั้งข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาจากสถานีอุตุนิยมวิทยาในปีเดียวกัน ดังนี้คือ อุณหภูมิ (Temperature, (T)) ความชื้นสัมพัทธ์ (Relative humidity, (RH)) ความกดอากาศ (Atmospheric Pressure, (P)) ปริมาณน้ำฝน (Rain, (R)) ปริมาณรังสีสุทธิ (Net radiation, (NR)) ปริมาณรังสีดวงอาทิตย์ (Globe radiation, (GR)) ความเร็วลม (Wind speed, (WS)) และทิศทางลม (Wind direction, (WD)) ซึ่งสถานีที่ตั้งของสถานีตรวจวัดอากาศต่าง ๆ แสดงดังตารางที่ 3.1 รูปที่ 3.2 และรูปที่ 3.3

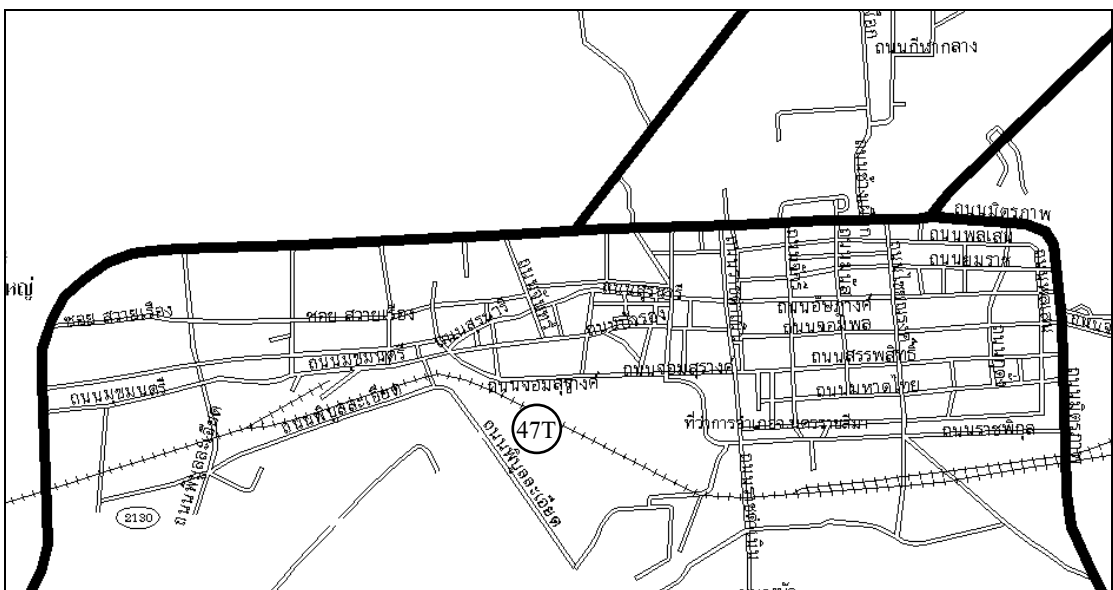
ข้อมูลที่น่ามาวิเคราะห์ คือ ข้อมูลปริมาณฝุ่นขนาดเล็ก (PM_{10}) จะกำหนดให้เป็นตัวแปรตาม และข้อมูลปริมาณมลพิษทางอากาศทั้งหมด รวมทั้งข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาจะกำหนดให้เป็นตัวแปรอิสระ หลังจากนั้นนำค่าตัวแปรต่าง ๆ มาสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ โดยข้อมูลสรุปของตัวแปรในรูปสถิติพรรณนา สำหรับสถานีต่าง ๆ แสดงในภาคผนวก ก.



รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการศึกษา



รูปที่ 3.2 สถานที่ตั้งสถานีตรวจวัดอากาศแบบอัตโนมัติบริเวณพื้นที่ทั่วไปในเขตกรุงเทพมหานคร



รูปที่ 3.3 สถานที่ตั้งสถานีตรวจวัดอากาศแบบอัตโนมัติในเขตเทศบาลนครนครราชสีมา

ตารางที่ 3.1 สถานที่ตั้งสถานีตรวจวัดอากาศแบบอัตโนมัติบริเวณพื้นที่ทั่วไป

สถานีที่	ชื่อสถานี	สถานที่ตั้ง
1	10T	สำนักงานการเคหะชุมชนคลองจั่น
2	11T	สนามกีฬาการเคหะชุมชนห้วยขวาง
3	12T	โรงเรียนนนทรีวิทยา
4	15T	โรงเรียนสิงหราชพิทยาคม
5	47T	บ้านพักทหารมณฑลทหารบกที่ 21 จ.นครราชสีมา

3.2 การศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และคัดเลือกตัวแปร

ในการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ กับมลพิษทางอากาศ จะใช้เทคนิควิธีทางสถิติในการวิเคราะห์เพื่อหาความสัมพันธ์ของตัวแปรว่ามีความสัมพันธ์กันมากหรือน้อย และเป็นการทดสอบว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์กันในรูปเชิงเส้นหรือไม่ รวมถึงการทดสอบว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์กันในทิศทางเดียวกันหรือไม่ โดยจะใช้สัญลักษณ์ r แทนสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ซึ่งถ้าผลการศึกษาที่ได้พบว่า r เป็นลบ แสดงว่าตัวแปรที่ศึกษามีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงข้ามกัน แต่ถ้า r เป็นบวก แสดงว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน และถ้า r มีค่าเข้าใกล้ 1 (ไม่พิจารณาที่เครื่องหมาย) แสดงว่าตัวแปรที่ศึกษามีความสัมพันธ์กันมาก และในทางกลับกันถ้า r มีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์กันน้อย แต่ถ้าหาก r มีค่า เท่ากับ 0 แสดงว่า ตัวแปรไม่มีความสัมพันธ์กันเลย โดยค่า r สามารถหาได้จากสมการที่ (3.1)

$$r = \frac{\sum(x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{(\sum(x - \bar{x})^2) \sum(y - \bar{y})^2}} \quad (3.1)$$

ในการศึกษาครั้งนี้ผู้วิจัยได้แยกกรณีศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรตาม และตัวแปรอิสระ โดยกำหนดให้มีจำนวนตัวแปรอิสระ 3 วัน (วันปัจจุบัน ย้อนหลังไปอีก 1 วันและ 2 วัน) ดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 รูปแบบข้อมูลป้อนเข้า

ตัวแปรอิสระ		ตัวแปรตาม
วันปัจจุบัน	$(SO_2)_t, (NO_2)_t, (CO)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (GR)_t, (NR)_t, (P)_t, (Rain)_t$ $(RH)_t, (T)_t, (WD)_t$ และ $(WS)_t$	$(PM_{10})_{t+1}$
ย้อนหลัง 1 วัน	$(SO_2)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (CO)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (GR)_{t-1}, (NR)_{t-1}, (P)_{t-1}$ $(Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1}$ และ $(WS)_{t-1}$	
ย้อนหลัง 2 วัน	$(SO_2)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (CO)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (GR)_{t-2}, (NR)_{t-2}, (P)_{t-2}$ $(Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2}, (T)_{t-2}, (WD)_{t-2}$ และ $(WS)_{t-2}$	

โดยจะทำการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์โดยแยกออกเป็น 4 กรณีย่อย ดังนี้

- 1) ตัวแปรอิสระ กับ $(PM_{10})_{t+1}$
- 2) Log ของตัวแปรอิสระ กับ $(PM_{10})_{t+1}$
- 3) ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$
- 4) Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$

เมื่อทำการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของกรณีศึกษาแบบต่าง ๆ แล้ว จะทำการคัดเลือกตัวแปรที่เหมาะสมเพื่อนำไปใช้ในการสร้างแบบจำลองต่อไป โดยพิจารณาจากความสัมพันธ์กันของตัวแปรต่าง ๆ อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95

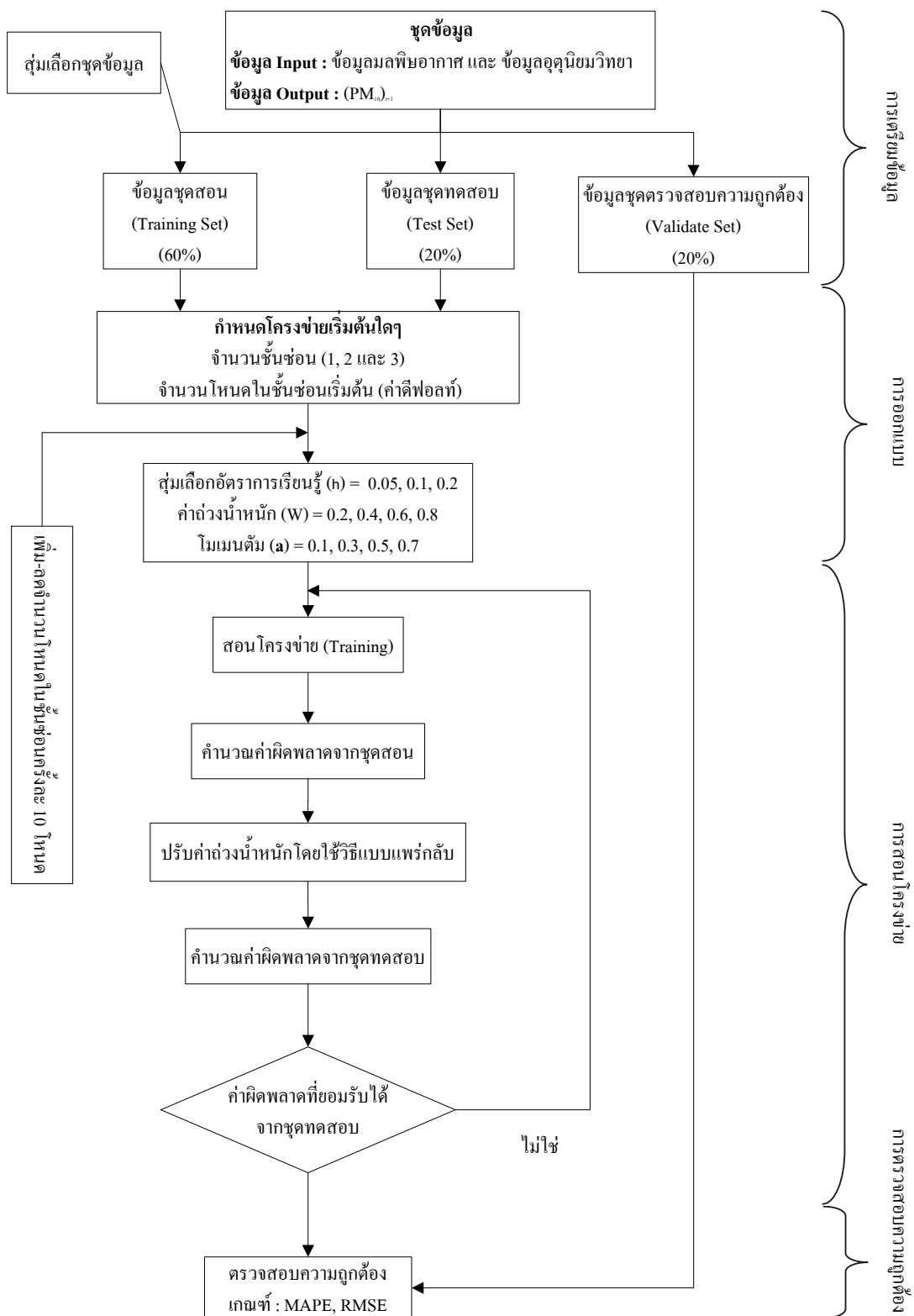
3.3 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

การประมาณค่าความเข้มข้นของฝุ่นโดยใช้โครงข่ายประสาทประดิษฐ์ประกอบด้วยขั้นตอนใหญ่ ๆ 4 ขั้นตอน คือ การเตรียมข้อมูล การออกแบบโครงข่าย การสอนโครงข่าย และการตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่าย ดังแสดงในหน้าถัดไป (Jiang et al., 2004) โดยเตรียมข้อมูลจากสถานีตรวจวัด ซึ่งจะกำหนดให้ค่าความเข้มข้นของ PM_{10} เป็นตัวแปรตาม และค่าความเข้มข้นของมลพิษอากาศอื่น ๆ รวมทั้งอุณหภูมิเป็นตัวแปรอิสระ โดยเรียงข้อมูลตามวันที่ เป็นจำนวน 5 ปี หรือ 1,827 วัน หรือ 1,827 ชุดข้อมูล (Patterns) หลังจากนั้นจะแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 3 ชุด คือ ข้อมูลชุดสอน (training set) ข้อมูลชุดทดสอบ (test set) และ ข้อมูลชุดตรวจสอบความถูกต้อง (validate set) โดยแบ่งออกเป็นร้อยละ 60, 20 และ 20 ตามลำดับ หลังจากนั้นทำการออกแบบโครงข่ายโดยกำหนดให้เป็นแบบไปข้างหน้าหลายชั้น (MLFF) ซึ่งเป็นระบบแบบมีครูสอน โดยจะใช้วิธีการสอนแบบแพร่กระจายความผิดพลาดกลับ (Error back – propagation algorithm)

จากนั้นนำข้อมูลชุดสอน (training set) ให้โครงข่ายได้เรียนรู้ โครงข่ายจะประมวลผลจนได้คำตอบชุดหนึ่ง สำหรับคำตอบที่โครงข่ายสามารถคำนวณออกมาได้นั้น จะถูกนำมาหาค่าความผิดพลาด โดยเปรียบเทียบกับค่าความเข้มข้นของ PM_{10} จริงจากสถานีตรวจวัดว่ามีค่าน้อยเพียงใด ถ้ายังมีความผิดพลาดสูงอยู่ ระบบจะย้อนกลับไปปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนัก และทำการสอนต่อไปจนกว่าค่าความผิดพลาดระหว่างคำตอบที่ได้จากโครงข่าย และคำตอบจริง จะมีค่าน้อยในระดับที่ยอมรับได้ ซึ่งในขณะเดียวกันนั้น ชุดทดสอบ (test set) จะทำการทดสอบค่าความผิดพลาดของโครงข่ายไปพร้อม ๆ กัน เมื่อค่าความผิดพลาดจากชุดทดสอบมีค่าน้อยในระดับที่ยอมรับได้ จึงจะหยุดทำการปรับสอน และได้โครงข่ายที่เหมาะสมสำหรับใช้งาน หลังจากนั้นจะนำข้อมูลชุดตรวจสอบความถูกต้อง (validate set) มาทำการตรวจสอบโครงข่ายเพื่อประเมินประสิทธิภาพของโครงข่าย ซึ่งรายละเอียดของขั้นตอนการสร้างโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ในงานวิจัยครั้งนี้ มีดังต่อไปนี้

3.3.1 การเตรียมข้อมูล

ในการศึกษาครั้งนี้มีพื้นที่ที่กรณีศึกษา คือ ในเขตกรุงเทพมหานคร และในเขตเทศบาลนครนครราชสีมา โดยแต่ละพื้นที่จะนำข้อมูลมลพิษทางอากาศ และข้อมูลทางอุณหภูมิจากสถานีตรวจวัดของแต่ละแห่งมาหาความสัมพันธ์กับค่าระดับ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น โดยกำหนดให้ปริมาณค่าความเข้มข้น PM_{10} เป็นตัวแปรตาม และข้อมูลมลพิษทางอากาศ และข้อมูลทางอุณหภูมิจากสถานีตรวจวัดเป็นตัวแปรอิสระ โดยจะทำการศึกษาค่าความสัมพันธ์ภายในสถานีเดียวกัน ซึ่งจะทำให้การศึกษาสัมพันธ์สหสัมพันธ์ และคัดเลือกตัวแปรที่เข้าสู่โครงข่ายโดยพิจารณาจากที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่ 3.2



รูปที่ 3.4 ขั้นตอนการสร้างโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ (Jiang et al., 2004)

3.3.2 การออกแบบโครงข่าย

การออกแบบโครงข่ายจะพิจารณาจากจำนวนข้อมูลป้อนเข้าโครงข่าย จำนวนชั้นซ่อน จำนวนโหนดในชั้นซ่อน และจำนวนผลลัพธ์เป็นหลัก ซึ่งจะต้องทำการหาค่าให้เหมาะสมกับโครงข่ายมากที่สุด โดยมีรายละเอียด ดังนี้

1) ข้อมูลป้อนเข้าที่เหมาะสม

ข้อมูลป้อนเข้าต้องพิจารณาหลาย ๆ แบบด้วยกัน เนื่องจากเป็นข้อมูลทางสิ่งแวดล้อม ที่ส่วนใหญ่มีการกระจายตัวแบบ log – normal โดยแบ่งกรณีศึกษาดังที่กล่าวไว้แล้วในหัวข้อที่ 3.2

2) การหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสม

โครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ ซึ่งข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลคุณภาพอากาศที่มีความซับซ้อน จะใช้ 3 แบบ คือ ระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่มี 3 ชั้น 4 ชั้น และ 5 ชั้น

● ระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่มี 3 ชั้น

ระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่มี 3 ชั้น ประกอบไปด้วยชั้นข้อมูลป้อนเข้า 1 ชั้น (1 input layer) ชั้นซ่อน 1 ชั้น (1 hidden layer) และชั้นผลลัพธ์ 1 ชั้น (1 output layer) ดังรูปที่ 3.5

$$\text{โดยที่ } \boxed{\Sigma} = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i = (net_{ij})_h$$

$$\boxed{f} = \frac{1}{1 + \exp((-net_{ij})_h)} = f((net_{ij})_h)$$

w_{ij} = ค่าถ่วงน้ำหนักชั้นซ่อน (hidden layer)

w_{jk} = ค่าถ่วงน้ำหนักชั้นผลลัพธ์ (output layer)

h = ชั้นซ่อน (hidden layer)

o = ชั้นผลลัพธ์ (output layer)

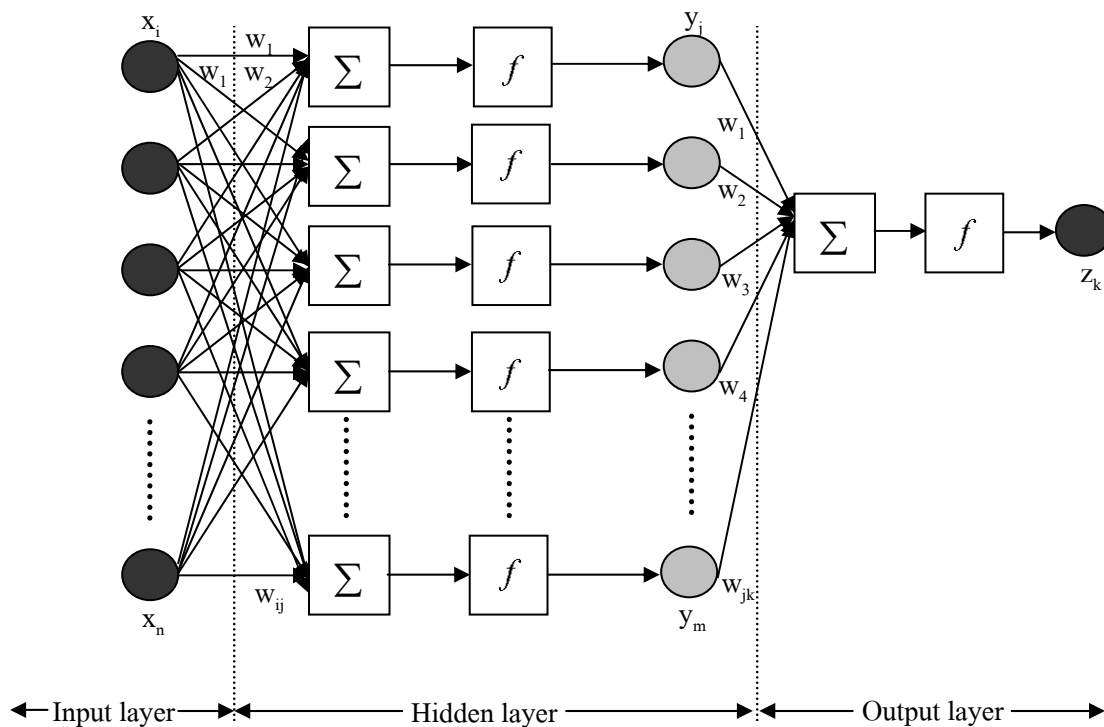
x_i = ข้อมูลป้อนเข้า (input data) คือ ค่าตัวแปรมลพิษอากาศ และอุตุนิยมวิทยา ได้แก่ (SO₂) (NO₂) (CO) (O₃) (PM₁₀) (T) (RH) (P) (Rain) (WS) (WD) (GR) (NR) ณ วันใด ๆ

y_j = ผลลัพธ์ของชั้นซ่อน คือ ผลลัพธ์ที่ได้จากชั้นซ่อนชั้นสุดท้าย

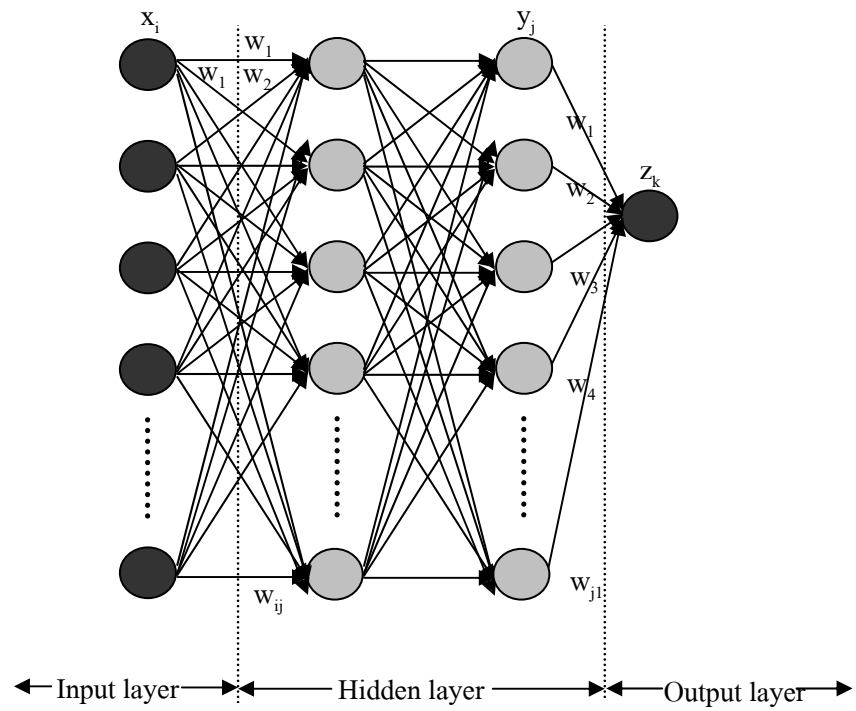
z_k = ผลลัพธ์ (output data) คือ ค่าความเข้มข้นของ PM₁₀ ที่โครงข่ายคำนวณได้

t_k = ค่าจริง (actual data) คือ ค่าความเข้มข้นของ PM₁₀ ที่ได้จากสถานีตรวจวัดจริง

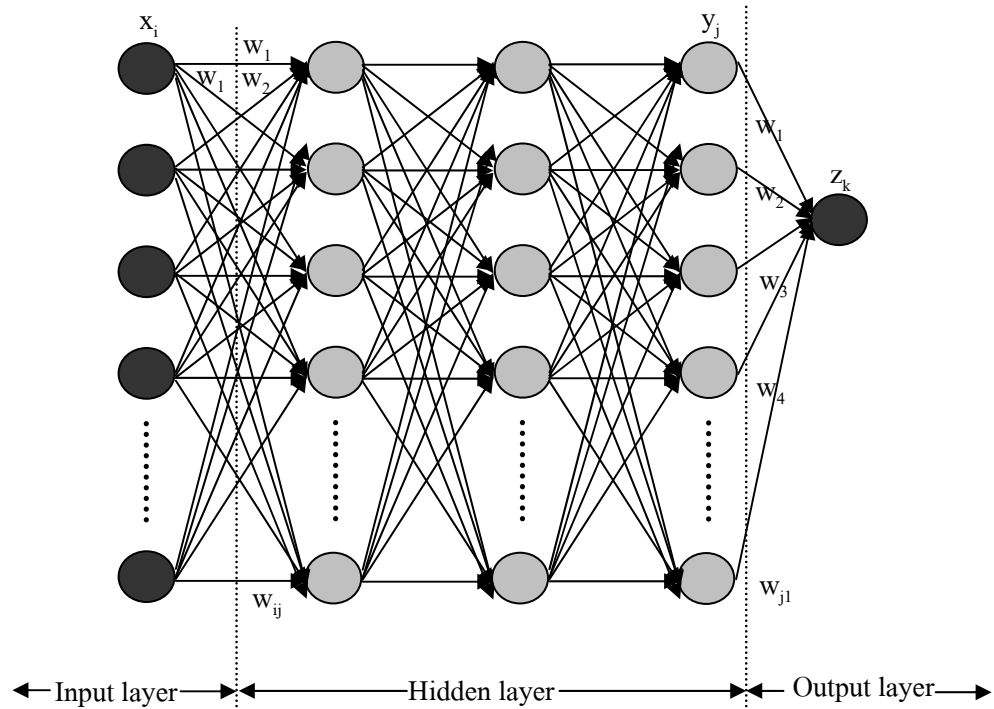
- ระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่มี 4 ชั้น
ระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่มี 4 ชั้น ประกอบด้วยชั้นข้อมูลป้อนเข้า 1 ชั้น (1 input layer) ชั้นซ่อน 2 ชั้น (2 hidden layer) และชั้นผลลัพธ์ 1 ชั้น (1 output layer) ดังรูปที่ 3.6
- ระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่มี 5 ชั้น
ระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่มี 5 ชั้น ประกอบด้วยชั้นข้อมูลป้อนเข้า 1 ชั้น (1 input layer) ชั้นซ่อน 3 ชั้น (3 hidden layer) และชั้นผลลัพธ์ 1 ชั้น (1 output layer) ดังรูปที่ 3.7



รูปที่ 3.5 โครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่มี 3 ชั้น



รูปที่ 3.6 โครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ที่มี 4 ชั้น



รูปที่ 3.7 โครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ที่มี 5 ชั้น

3) การหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสม

ในการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อน ไม่มีกฎเกณฑ์ หรือทฤษฎีที่แน่นอน เพราะเมื่อกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนมาก จะทำให้เสียเวลาในการสอนมาก เนื่องจากจำนวนการเชื่อมต่อของแต่ละโหนดมีจำนวนมาก แต่ในทางกลับกัน ถ้ากำหนดให้มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่น้อยจนเกินไป โครงข่ายอาจจะไม่สามารถเรียนรู้จนพบคำตอบที่แท้จริงได้ ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้จะกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเริ่มต้นตามคำแนะนำของโปรแกรม (NeuroShell® 2) คือ

$$\text{จำนวนโหนดในชั้นซ่อน} = 1/2 (\text{Inputs} + \text{Outputs}) + \sqrt{\text{จำนวนของ patterns ที่ใช้ในการสอน}}$$

และใช้ค่าจำนวนโหนดที่ปรับจากค่าแนะนำอีก 4 ค่า คือ Default+10 Default+20 Default-10 Default-20 ยกตัวอย่างการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อน อาทิเช่น ชุดข้อมูลป้อนเข้า (Inputs) รวมตัวแปรทั้งหมด 1 สถานี มีจำนวน 12 ตัวแปร ส่วนผลลัพธ์ (Output) ที่ต้องการ คือ ค่าความเข้มข้น PM_{10} ล่วงหน้า มีจำนวน 1 ตัวแปร และจำนวน patterns ที่ใช้ในการสอน จากร้อยละ 60 ของจำนวน patterns ทั้งหมด คือ $1,827 \times 60\% = 1097$ patterns

ดังนั้น จำนวนโหนดในชั้นซ่อน คือ $1/2 (12+1) + \sqrt{1097} = 40$ โหนด และใช้ค่าจำนวนโหนดตามค่าดีฟอลท์ที่ปรับอีก 4 ค่า คือ 20, 30, 50 และ 60 โหนด

4) การหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม (อัตราการเรียนรู้ โมเมนตัม ค่าถ่วงน้ำหนัก)

การเลือกค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าโมเมนตัมจะมีอิทธิพลต่อการเกิดค่า error ของโครงข่ายได้ โดยค่าถ่วงน้ำหนักไม่ควรเป็นค่าที่ใหญ่มากนัก จะเป็นผลทำให้ค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันการแปลงค่าแบบฟังก์ชันซิกมอยด์มีค่าเล็กมาก เรียกว่า อยู่ในย่านของการอิ่มตัว (saturation Region) แต่ถ้าค่าน้ำหนักมีค่าเล็กเกินไป จะทำให้ค่าที่จะส่งไปยังโหนดในชั้นซ่อน หรือ โหนดในชั้นผลลัพธ์ จะมีค่าเข้าใกล้ศูนย์ ซึ่งเป็นสาเหตุทำให้การเรียนรู้ทำได้ช้า โดยทั่วไปค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นจะสุ่มค่าระหว่าง -0.5 ถึง 0.5 (หรือ ระหว่าง -1 ถึง 1 ตามความเหมาะสม) (สุรยุทธ ปรัชญา, 2541) ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้ จะกำหนดค่าพารามิเตอร์เริ่มต้น และช่วงการปรับเปลี่ยนค่าโดยปรับครั้งละ 0.1 ดังตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 ค่าพารามิเตอร์ในโครงข่าย

พารามิเตอร์	ค่าเริ่มต้น	ช่วงการปรับเปลี่ยน
อัตราการเรียนรู้	0.05	0.05, 0.1, 0.2
ค่าถ่วงน้ำหนัก	0.2	0.2, 0.4, 0.6, 0.8
โมเมนตัม	0.1	0.1, 0.3, 0.5, 0.7

3.3.3 การสอนโครงข่าย

- วิธีการสอน

ในขั้นตอนการสอนโครงข่ายนี้จะใช้วิธีการแพร่กระจายความผิดพลาดกลับ (Error back – propagation algorithm) โดยใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ เป็นฟังก์ชันการแปลงค่า (Transfer Function) เนื่องจากฟังก์ชันการแปลงค่ามีความสำคัญมากในโครงข่ายแบบแพร่กระจายความผิดพลาดกลับ ซึ่งฟังก์ชันที่ใช้ควรมีความต่อเนื่อง ไม่เป็นเชิงเส้น สามารถหาค่าอนุพันธ์ได้ และง่ายต่อการคำนวณ ซึ่งค่าอนุพันธ์สามารถเขียนในรูปเทอมของฟังก์ชันนั้น โดยฟังก์ชันซิกมอยด์มีรูปแบบสมการดังสมการที่ (3.2)

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (3.2)$$

- การหยุดการสอน

ในแต่ละรอบของการสอนโครงข่ายจะทำการตรวจสอบค่าผิดพลาดด้วยชุดทดสอบไปพร้อมกัน เพื่อแก้ปัญหาการเกิด “over fitting” ซึ่งหมายถึง โครงข่ายที่มีรอบการเรียนรู้ที่สูงเกินไปทำให้เกิดการจดจำค่าของชุดข้อมูล แต่จะไม่มีการเรียนรู้ โดยจะให้ผลทดสอบที่สูงในข้อมูลชุดสอน แต่เมื่อนำชุดทดสอบมาตรวจสอบจะให้ผลทดสอบที่ต่ำ โดยในการศึกษาครั้งนี้จะตั้งข้อกำหนดในการหยุดการสอน เมื่อโครงข่ายเรียนรู้ได้ 10,000 รอบ หรือค่าความผิดพลาดที่ชุดทดสอบมีค่าเท่ากับ 0.005

3.3.4 การตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่าย

การประเมินผลจากการทำนายโดยใช้โครงข่ายประสาทประดิษฐ์ สามารถใช้สถิติในการทดสอบความถูกต้อง ซึ่งสถิติที่ใช้ในการวัดความผิดพลาดระหว่างผลการทำนายและข้อมูลจริงจากชุดตรวจสอบความถูกต้อง (Validate set) คือ ค่ารากที่สองของค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error, RMSE) และค่าร้อยละสัมบูรณ์ความผิดพลาดเฉลี่ย (Mean absolute percentage error, MAPE)

1) ค่ารากที่สองของค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error, RMSE) สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (3.3)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{Predict}_i - \text{Actual}_i)^2} \quad (3.3)$$

2) ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความผิดพลาดเฉลี่ย (Mean absolute percentage error, MAPE) สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (3.4)

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\text{Predict}_i - \text{Actual}_i}{\text{Actual}_i} \right| \times 100 \quad (3.4)$$

โดยที่ Actual = ข้อมูลจริงที่ได้จากสถานีตรวจวัด

Predict = ข้อมูลที่ได้จากการทำนายด้วยโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

N = จำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณ

โดยใช้เกณฑ์การพิจารณายอมรับโครงข่าย คือ ต้องเป็นโครงข่ายที่มีลำดับที่ (rank) ที่น้อยที่สุด จากการทดสอบทางสถิติ Freidman Test โดยนำค่า MAPE ของกรณีที่พิจารณาหนึ่ง ๆ มาทดสอบความแตกต่างของ ผลของชั้นซ่อน และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสม

3.4 การสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ

การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงพหุเป็นการศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปรตาม Y และตัวแปรอิสระ X หลาย ๆ ตัว โดยกำหนดให้ค่าปริมาณฝุ่นขนาดเล็ก (PM_{10}) เป็นตัวแปรตาม Y และตัวแปรที่เหลือ คือ ซัลเฟอร์ไดออกไซด์ (SO_2) ไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO_2) คาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) โอโซน (O_3) และฝุ่นขนาดเล็ก (PM_{10}) รวมทั้งข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาจากสถานีอุตุนิยมวิทยา ดังนี้คือ ปริมาณรังสีสุทธิ (net radiation) ปริมาณรังสีดวงอาทิตย์ (globe radiation) ความกดอากาศ (atmospheric pressure) ปริมาณน้ำฝน (rain) ความชื้นสัมพัทธ์ (relative humidity) อุณหภูมิ (temperature) ทิศทางลม (wind direction) และ ความเร็วลม (wind speed) เป็นตัวแปรอิสระ X โดยตัวแปรอิสระที่จะนำมาใช้ในแบบจำลองจะได้มาจากการคัดเลือกตัวแปรที่เหมาะสมจากที่กล่าวไว้แล้วในหัวข้อ 3.2 ซึ่งจะแบ่งการศึกษาเป็น 2 รูปแบบ ดังนี้

1) รูปแบบการถดถอยเชิงเส้นตรง เป็นรูปแบบที่เขียนได้ในแบบเส้นตรงของพารามิเตอร์ (linear in parameter) เช่น $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$

2) รูปแบบการถดถอยไม่เชิงเส้นตรง เป็นรูปแบบที่เขียนไม่ได้ในแบบเส้นตรงของพารามิเตอร์ (nonlinear in parameter) ซึ่งบางรูปแบบสามารถแปลงให้เป็นรูปแบบการถดถอยเชิงเส้นตรงได้ เช่น $Y = \beta_0 \beta_1^x \varepsilon$ สามารถแปลงให้อยู่ในรูปเชิงเส้นตรงได้ คือ $Y' = \beta'_0 + \beta'_1 X + \varepsilon'$ โดยที่ $Y' = \ln Y$ $\beta'_0 = \ln \beta_0$ $\beta'_1 = \ln \beta_1$ และ $\varepsilon' = \ln \varepsilon$ เป็นต้น โดยในการศึกษาครั้งนี้จะเลือกใช้วิธีการแปลงให้อยู่ในรูปลอการิทึม และขั้นตอนการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ แสดงในรูปที่ 3.8 และมีรายละเอียดดังนี้

3.4.1 การคัดเลือกตัวแปรเข้าสู่แบบจำลอง

ในการศึกษาแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุทั้ง 2 แบบ ดังได้กล่าวมาแล้วข้างต้นนั้น จะมีวิธีการคัดเลือกตัวแปรอิสระเพื่อเข้าสู่แบบจำลอง 2 วิธี คือ

1) วิธี Backward หรือวิธีลดตัวแปรอิสระ เป็นวิธีการเลือกรูปแบบการถดถอยที่ดีที่สุดที่เริ่มพิจารณาจากตัวแปรอิสระทั้งหมด จากนั้นจึงพิจารณาตัดตัวแปรอิสระที่มีส่วนในการอธิบายความผันแปรของตัวแปรตาม Y น้อยมาก ออกไปครั้งละ 1 ตัวแปร การพิจารณาตัดตัวแปรอิสระตัวใดตัวหนึ่งทำได้โดยการทดสอบสมมติฐาน $H_0: \beta_i = 0$ ด้วยการทดสอบแบบ F บางส่วน ตัวแปรอิสระที่ถูกตัดออกจะเป็นตัวแปรที่มีค่าของตัวทดสอบสถิติ F ที่มีนัยสำคัญน้อยกว่า 0.90 ($\alpha = 0.10$) และทำให้ยอมรับ H_0 และจะทำการตัดตัวแปรออกไปจนกว่าจะไม่มีตัวแปรอิสระใดถูกตัดออกอีกแล้ว

2) วิธี Stepwise หรือวิธีเพิ่มตัวแปรอิสระแบบขั้นตอน เป็นวิธีการเลือกตัวแปรอิสระเข้าในแบบจำลองโดยเลือกครั้งละ 1 ตัวแปร ตัวแปรอิสระใดที่เข้าอยู่ในแบบจำลองแล้วอาจจะถูกตัดออกไปได้ภายหลัง นั่นคือต้องทดสอบว่าตัวแปรอิสระนั้นเมื่ออยู่ในแบบจำลองแล้ว มีส่วนช่วยในการอธิบายความผันแปรของตัวแปรตาม Y ขณะที่มันตัวแปรอิสระอื่นอยู่ในแบบจำลองหรือไม่

3.4.2 การวิเคราะห์ค่าคลาดเคลื่อน

การวิเคราะห์ค่าคลาดเคลื่อน (Residual Analysis) ในการวิเคราะห์การถดถอย สามารถพิจารณาได้หลายชนิดกรณี ในการศึกษานี้จะเลือกใช้การวิเคราะห์ดังนี้ (กัลยา วานิชย์บัญชา, 2548)

1) การทดสอบการแจกแจงของค่าคลาดเคลื่อน โดยทั่วไปแล้วค่าคลาดเคลื่อนต้องมีการแจกแจงแบบปกติ ซึ่งจะทำให้การตรวจสอบการแจกแจงโดยสถิติทดสอบ Kolmogorov – Smirnov (K – S test)

2) การทดสอบความเป็นอิสระของค่าคลาดเคลื่อน โดยใช้สถิติทดสอบ Durbin – .0Watson โดยจะพิจารณาจากค่า Durbin – Watson โดยจะมีค่าอยู่ในช่วง 0 – 4 สำหรับค่า DW ที่ใกล้กับ 2 จะเป็นกรณีที่ความคลาดเคลื่อนไม่มีสหสัมพันธ์ต่อเนื่องกัน

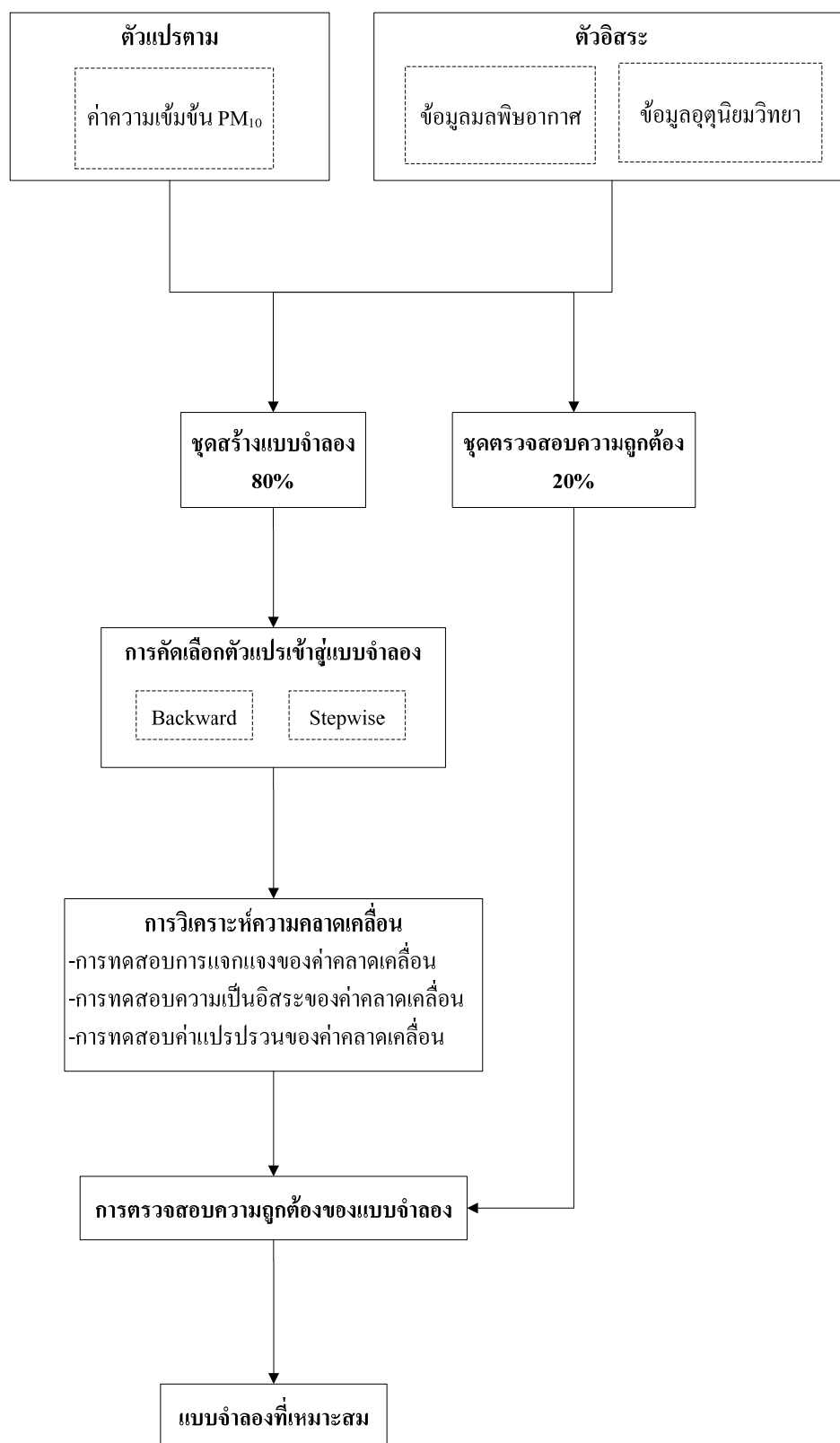
3) การทดสอบค่าแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน โดยจะต้องมีค่าคงที่ในทุก ๆ กรณี เมื่อเทียบกับค่าตัวแปรอิสระ

3.4.3 การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง

ทำการทดสอบความถูกต้องของแบบจำลองโดยหาสมการสหสัมพันธ์ระหว่างค่าจริงที่ได้จากการตรวจวัด และค่าที่ได้จากการทำนายที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 โดยพิจารณาจากค่า P-value ที่ต่ำ แต่ถ้า P-value มีค่าเท่ากันแล้ว จะพิจารณาจากค่าแตกต่างระหว่าง MSE ของสมการ และ MSPR ที่ได้จากการทดสอบความถูกต้อง ที่มีค่าน้อยที่สุด

3.5 การวิเคราะห์อิทธิพลของตัวแปรอิสระและความไวของแบบจำลอง

ทำการศึกษาอิทธิพลของตัวแปรอิสระ โดยหาค่า contribution factor ที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ และค่า standardized coefficient ที่ได้จากแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ เพื่อพิจารณาถึงตัวแปรที่มีส่วนช่วยในการทำนายค่าความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น หลังจากนั้นทำการทดสอบความไวของแบบจำลอง เมื่อตัวแปรใด ๆ ในแบบจำลองที่ได้ มีค่าเปลี่ยนแปลงไปจากเดิมเป็นค่า percentiles 10 และ percentiles 90 ขณะที่ตัวแปรอื่น ๆ มีค่าคงเดิม



รูปที่ 3.8 ขั้นตอนสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ

3.6 ศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ในขั้นตอนการศึกษานี้เป็นการนำผลของข้อมูลที่ได้จากการทำนายด้วยโครงข่ายประสาทประดิษฐ์และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ มาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ซึ่งในการประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองนี้ ทฤษฎีที่ใช้ในการประเมินแบบจำลองมีมากมาย ซึ่งพบว่าแม้บางครั้งค่า R และ R² จะให้ค่าความถูกต้องที่สูง แต่แบบจำลองก็มีความผิดพลาด และยังพบว่า ความแตกต่างเพียงเล็กน้อยระหว่างค่าที่ได้จากการทำนาย และค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริง จะทำให้ค่า R มีความผิดพลาดสูง ซึ่งอาจจะทำให้เกิดความผิดพลาดในการประเมินแบบจำลอง (Willmott and Wick, 1980)

Willmott (1981) ได้แนะนำให้ใช้ดัชนีการยอมรับ (Index of Agreement, IA) เป็นค่าที่แสดงความถูกต้องของแบบจำลองและใช้ค่ารากที่สองของค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error, RMSE) แสดงค่าความผิดพลาดของแบบจำลอง ซึ่งในแง่ของใจที่ดีที่สุด ค่า Index of Agreement และ RMSE จะมีค่าเป็น 1 และ 0 ตามลำดับ ในการประเมินแบบจำลองในปัจจุบันมีวิธีที่นิยมใช้อีกแบบหนึ่ง คือ Factor of two ซึ่งเป็นวิธีประเมินแบบจำลองในหน่วยร้อยละที่ได้จากการทำนาย และค่าที่ได้จากการตรวจวัดอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ ซึ่งจะกำหนดที่ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของชุดข้อมูล ดังนั้นในการศึกษานี้จะใช้วิธีการประเมิน คือ Index of Agreement, RMSE และ Factor of two ดังสมการที่ (3.5) (3.6) และ (3.7)

1) ดัชนีการยอมรับ (Index of Agreement, IA)

$$I.A. = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (\text{Predict}_i - \text{Actual}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (|\text{Predict}_i - \overline{\text{Actual}}| + |\text{Actual}_i - \overline{\text{Actual}}|)^2} \quad (3.5)$$

โดยที่ Actual = ข้อมูลจริงที่ได้จากสถานีตรวจวัด

Predict = ข้อมูลที่ได้จากการทำนายด้วยโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

$\overline{\text{Actual}}$ = ค่าเฉลี่ยของข้อมูลจริงที่ได้จากสถานีตรวจวัด

N = จำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณ

- 2) ค่ารากที่สองของค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error, RMSE) สามารถคำนวณได้ดังสมการ

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{Predict}_i - \text{Actual}_i)^2} \quad (3.6)$$

- 3) Factor of Two

$$\text{Factor of Two} = \frac{\text{Number of points in range (Actual} \pm \text{S.D.)}}{\text{Total points}} \times 100 \quad (3.7)$$

3.7 แบบจำลองสำหรับการทำนายล่องหน้า 5 วัน

งานวิจัยนี้ทำการสร้างแบบจำลองสำหรับการทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ล่องหน้า 5 วัน เพื่อทดสอบความเป็นไปได้ในการนำหลักการสร้างแบบจำลองสำหรับการทำนายล่องหน้า 1 วัน มาประยุกต์ใช้ โดยทำการสร้างทั้งแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ หลังจากนั้นทำการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยใช้วิธีการดังที่กล่าวไว้แล้วในหัวข้อ 3.2 – 3.5

บทที่ 4

ผลการศึกษา และการอภิปรายผล

4.1 ผลการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และการคัดเลือกว่าแปร

4.1.1 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นและข้อมูลมลพิษอากาศ

ผลจากการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} กับ CO SO_2 NO_2 และ O_3 โดยพิจารณาเทียบระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น และข้อมูลมลพิษอากาศในวันปัจจุบัน ข้อมูลย้อนหลัง 1 วัน และย้อนหลัง 2 วัน ภายในสถานีเดียวกัน และทำการแปลงค่าตัวแปรตามและตัวแปรอิสระให้อยู่ในรูปแบบลอการิทึม โดยแบ่งกรณีศึกษาเป็น 4 กรณี ซึ่งพบว่าความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นของทุก ๆ สถานีในเขตกรุงเทพมหานคร และในเขตเทศบาลนครนครราชสีมา มีความสัมพันธ์กับข้อมูลความเข้มข้นของมลพิษอากาศอื่น ๆ ในทิศทางเดียวกันอย่างมีนัยสำคัญ ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 ทั้งในมิติด้านวันย้อนหลัง และการแปลงค่าตัวแปรต่าง ๆ และพบว่าความเข้มข้นของ SO_2 ในบางสถานี มีความสัมพันธ์กับ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นน้อย หรือไม่มีเลย เนื่องมาจากจุดตรวจวัดอยู่ในแหล่งชุมชนซึ่งห่างไกลจากแหล่งกำเนิด โดยแหล่งกำเนิดของ SO_2 ส่วนใหญ่มาจากการเผาไหม้เชื้อเพลิงฟอสซิลที่มีกำมะถันสูง เช่น น้ำมันเตา และถ่านหิน ซึ่งจะมีค่าสูงในเขตอุตสาหกรรม และ โรงผลิตไฟฟ้า ดังนั้นปัจจัยที่ส่งผลต่อความสัมพันธ์ของความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นในเขตเมืองกับความเข้มข้นของ SO_2 คือ แหล่งกำเนิดมลพิษที่มาจากยานพาหนะบนท้องถนนที่มีปริมาณกำมะถันค่อนข้างต่ำ

ความสัมพันธ์ของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นมีผลกับข้อมูลมลพิษในวันปัจจุบันมากที่สุด รองลงมาคือ ข้อมูลวันย้อนหลัง 1 วัน และ ย้อนหลัง 2 วัน ตามลำดับ และพบว่า การแปลงค่าตัวแปรให้เปลี่ยนไปอยู่ในรูปของลอการิทึมนั้น ไม่ส่งผลต่อรูปแบบความสัมพันธ์ของ PM_{10} กับตัวแปรต่าง ๆ ซึ่งผลจากทางสถิติพบว่าความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ($PM_{10,t+1}$) มีความสัมพันธ์มากที่สุดกับข้อมูล PM_{10} ในวันต่าง ๆ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อยู่ในช่วง 0.543–0.856 รองลงมาคือ NO_2 มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อยู่ในช่วง 0.307–0.740 CO มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อยู่ในช่วง 0.186–0.532 O_3 มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อยู่ในช่วง 0.129–0.500 และ SO_2 มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อยู่ในช่วง 0.079–0.215 ดังแสดงในตารางที่ 4.1–4.5

ทั้งนี้ข้อมูลความสัมพันธ์ของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นกับข้อมูลมลพิษต่าง ๆ ยังมีความสัมพันธ์ไปในลักษณะเดียวกันทั้งในเขตพื้นที่กรุงเทพมหานคร และเขตเทศบาลนครนครราชสีมา อันเนื่องมาจากเป็นเขตเมืองที่มีการจราจรหนาแน่นซึ่งมีแหล่งกำเนิดมลพิษมาจากการเผาไหม้ น้ำมันเชื้อเพลิง ในเครื่องยนต์สันดาปภายในของยานพาหนะ (Perez and Reyes, 2002)

ตารางที่ 4.1 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นและข้อมูลมลพิษอากาศ ณ สถานีสำนักงานการเคหะชุมชนคลองจั่น (10T)

กรณีที่ 1 ($PM_{10})_{t+1}$ กับ ตัวแปรอิสระ					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.291*	-0.036	0.412*	0.322*	0.543*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.374*	0.006	0.501*	0.371*	0.647*
วันปัจจุบัน	0.496*	0.101*	0.646*	0.457*	0.808*
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ ($PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.267*	-0.031	0.388*	0.309*	0.550*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.326*	0.006	0.459*	0.353*	0.641*
วันปัจจุบัน	0.427*	0.097	0.588*	0.425*	0.788*
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ ($PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.277*	-0.058	0.404*	0.321*	0.543*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.347*	-0.016	0.480*	0.371*	0.634*
วันปัจจุบัน	0.457*	0.073	0.618*	0.462*	0.784*
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ ($PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.252*	-0.05	0.384*	0.309*	0.559*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.305*	-0.01	0.447*	0.353*	0.644*
วันปัจจุบัน	0.404*	0.079*	0.578*	0.433*	0.795*

หมายเหตุ : * หมายถึง มีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95

ตารางที่ 4.2 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นและข้อมูลมลพิษอากาศ ณ สถานี
สนามกีฬาการเคหะชุมชนห้วยขวาง (11T)

กรณีที่ 1 ($PM_{10})_{t+1}$ กับ ตัวแปรอิสระ					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.266*	0.122*	0.311*	0.140*	0.667*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.308*	0.134*	0.389*	0.174*	0.741*
วันปัจจุบัน	0.385*	0.181*	0.520*	0.223*	0.856*
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ ($PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.237*	0.120*	0.307*	0.129*	0.661*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.268*	0.135*	0.380*	0.157*	0.727*
วันปัจจุบัน	0.337*	0.196*	0.500*	0.202*	0.836*
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ ($PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.256*	0.126*	0.316*	0.147*	0.658*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.291*	0.139*	0.394*	0.175*	0.724*
วันปัจจุบัน	0.363*	0.190*	0.526*	0.222*	0.836*
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ ($PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.226*	0.130*	0.315*	0.136*	0.666*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.253*	0.148*	0.392*	0.157*	0.730*
วันปัจจุบัน	0.323*	0.215*	0.519*	0.196*	0.847*

หมายเหตุ : * หมายถึง มีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95

ตารางที่ 4.3 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น และข้อมูลมลพิษอากาศ ณ สถานี
โรงเรียนนทรวิทยา (12T)

กรณีที่ 1 ($PM_{10})_{t+1}$ กับ ตัวแปรอิสระ					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.187*	-0.182*	0.469*	0.403*	0.567*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.259*	-0.152*	0.526*	0.435*	0.647*
วันปัจจุบัน	0.345*	-0.098*	0.633*	0.500*	0.795*
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ ($PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.211*	-0.191*	0.468*	0.368*	0.581*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.280*	-0.158*	0.506*	0.395*	0.652*
วันปัจจุบัน	0.367*	-0.096*	0.582*	0.444*	0.783*
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ ($PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.186*	-0.182*	0.476*	0.377*	0.573*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.257*	-0.150*	0.528*	0.412*	0.648*
วันปัจจุบัน	0.346*	-0.094*	0.627*	0.465*	0.784*
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ ($PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.217*	-0.192*	0.478*	0.347*	0.605*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.286*	-0.161*	0.514*	0.376*	0.677*
วันปัจจุบัน	0.379*	-0.099*	0.587*	0.416*	0.807*

หมายเหตุ : * หมายถึง มีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95

ตารางที่ 4.4 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น และข้อมูลมลพิษอากาศ ณ สถานี
โรงเรียนสิงหราชพิทยาคม (15T)

กรณีที่ 1 $(PM_{10})_{t+1}$ กับ ตัวแปรอิสระ					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.275*	-0.083*	0.607*	0.331*	0.641*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.313*	-0.041	0.660*	0.385*	0.707*
วันปัจจุบัน	0.398*	0.047	0.740*	0.463*	0.833*
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ $(PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.253*	-0.097*	0.510*	0.330*	0.629*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.285*	-0.062	0.559*	0.375*	0.693*
วันปัจจุบัน	0.360*	0.011	0.627*	0.438*	0.805*
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.242*	-0.111*	0.574*	0.294*	0.620*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.284*	-0.068	0.627*	0.347*	0.686*
วันปัจจุบัน	0.367*	0.014	0.713*	0.422*	0.805*
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.219*	-0.119*	0.489*	0.295*	0.629*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.254*	-0.084*	0.541*	0.340*	0.700*
วันปัจจุบัน	0.333*	-0.016	0.623*	0.403*	0.821*

หมายเหตุ : * หมายถึง มีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95

ตารางที่ 4.5 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น และข้อมูลมลพิษอากาศ ณ สถานี
บ้านพักทหารมณฑลทหารบกที่ 21 จ.นครราชสีมา (47T)

กรณีที่ 1 $(PM_{10})_{t+1}$ กับ ตัวแปรอิสระ					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.413*	-0.090	0.546*	0.222*	0.653*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.482*	-0.079	0.609*	0.251*	0.731*
วันปัจจุบัน	0.552*	-0.023	0.714*	0.261*	0.840*
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ $(PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.409*	-0.051	0.501*	0.238*	0.667*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.463*	-0.057	0.536*	0.265*	0.716*
วันปัจจุบัน	0.522*	-0.014	0.620*	0.269*	0.800*
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.434*	-0.082	0.573*	0.273*	0.662*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.486*	-0.067	0.617*	0.297*	0.717*
วันปัจจุบัน	0.532*	-0.027	0.694*	0.294*	0.802*
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$					
ตัวแปร	CO	SO ₂	NO ₂	O ₃	PM ₁₀
ย้อนหลัง 2 วัน	0.434*	-0.069	0.540*	0.272*	0.715*
ย้อนหลัง 1 วัน	0.482*	-0.075	0.569*	0.294*	0.762*
วันปัจจุบัน	0.529*	-0.042	0.642*	0.289*	0.847*

หมายเหตุ : * หมายถึง มีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95

4.1.2 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} และข้อมูลอุตุนิยมวิทยา

ผลจากการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นกับตัวแปรอุตุนิยมวิทยา ได้แก่ ปริมาณรังสีดวงอาทิตย์ (GR) ปริมาณรังสีสุทธิ (NR) ความกดอากาศ (P) ปริมาณน้ำฝน (Rain) ความชื้นสัมพัทธ์ (RH) อุณหภูมิ (T) ทิศทางลม (WD) และ ความเร็วลม (WS) ในวันปัจจุบัน ย้อนหลัง 1 วัน และย้อนหลัง 2 วันในพื้นที่กรุงเทพมหานคร และเทศบาลนครนครราชสีมา ดังแสดงในตารางที่ 4.6 – 4.10 โดยพบว่า ความสัมพันธ์ของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นกับตัวแปรอุตุนิยมวิทยาต่าง ๆ ของทั้งสองพื้นที่ที่ทำการศึกษานั้น มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ใกล้เคียงกัน โดยตัวแปร PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นมีความสัมพันธ์กับตัวแปร RH และ P มากที่สุด ส่วนความสัมพันธ์ในระดับรองลงมาคือ ตัวแปร T Rain WD WS NR และ GR ตามลำดับ ซึ่งมีทิศทางความสัมพันธ์ไปในลักษณะเดียวกันกับทุกตัวแปร คือ มีความสัมพันธ์กันแบบผกผัน ยกเว้น ความกดอากาศ P ที่มีความสัมพันธ์กับความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นในทิศทางเดียวกัน เนื่องมาจากความกดอากาศส่งผลต่อมวลของอากาศที่ตกลงสู่พื้นดิน และความสามารถในการกระจายตัวของอากาศ จึงส่งผลให้ฝุ่นละอองที่กระจายตัวอยู่ในอากาศจะแปรผันตามความกดอากาศที่เปลี่ยนแปลง ซึ่งความสัมพันธ์ทางสถิติจากการศึกษานี้ สอดคล้องกับทฤษฎีการแพร่กระจายของสารมลพิษอากาศเกี่ยวกับปัจจัยของลมต่อการกระจายมลพิษอากาศด้วย เนื่องมาจากอุณหภูมิ (T) ความชื้นสัมพัทธ์ (RH) และความกดอากาศ (P) เป็นปัจจัยที่ก่อให้เกิดลม ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Thorpe et al. (2007) โดยความเร็วลมสูงหรือพัดแรงจะสามารถพัดพาอนุภาคของ PM_{10} ให้ฟุ้งกระจายออกไปจากพื้นที่แหล่งกำเนิดหรือพื้นที่ที่ลมพัดผ่าน ซึ่งความเร็วลมจะมีความสัมพันธ์แบบผกผันกับปริมาณฝุ่นในขณะทำการตรวจวัด

สำหรับความสัมพันธ์ของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นกับปริมาณรังสีดวงอาทิตย์ (GR) และปริมาณรังสีสุทธิ (NR) ที่พบว่า มีความสัมพันธ์กันแบบผกผันนั้น เนื่องจากฝุ่นละอองที่แขวนลอยในบรรยากาศมีผลต่อปริมาณรังสีดวงอาทิตย์ที่ส่องผ่านลงสู่พื้นผิวโลก โดยฝุ่นละอองสามารถดูดกลืนและกระเจิงรังสีดวงอาทิตย์ได้ ดังนั้น เมื่อปริมาณฝุ่นละอองแขวนลอยในบรรยากาศมีระดับเพิ่มมากขึ้นจึงเป็นปัจจัยที่ส่งผลให้ปริมาณรังสีดวงอาทิตย์ และปริมาณรังสีสุทธิที่ตกกระทบสู่พื้นผิวโลกมีปริมาณลดลง แต่ก็ไม่มีนัยสำคัญในทางสถิติในบางสถานี เนื่องมาจากมีปัจจัยอื่นนอกจากฝุ่นละอองที่แขวนลอยอยู่ในบรรยากาศที่ส่งผลต่อปริมาณของทั้ง GR และ NR คือ ปริมาณเมฆในท้องฟ้าและการสะท้อนของรังสีจากวัตถุต่างๆ

ตารางที่ 4.6 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น และข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ณ สถานี
สำนักงานการเคหะชุมชนคลองจั่น (10T)

กรณีที่ 1 ($PM_{10})_{t+1}$ กับ ตัวแปรอิสระ								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.052	-0.166*	0.497*	-0.106*	-0.338*	-0.460*	-0.318*	0.161*
ย้อนหลัง 1 วัน	-0.052	-0.170*	0.495*	-0.128*	-0.372*	-0.473*	-0.349*	0.118*
วันปัจจุบัน	-0.054	-0.180*	0.475*	-0.146*	-0.394*	-0.443*	-0.318*	0.024
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ ($PM_{10})_{t+1}$								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.033	-0.133*	0.496*	-0.199*	-0.350*	-0.470*	-0.342*	0.141*
ย้อนหลัง 1 วัน	-0.037	-0.141*	0.494*	-0.219*	-0.385*	-0.482*	-0.370*	0.086*
วันปัจจุบัน	-0.028	-0.143*	0.475*	-0.239*	-0.406*	-0.449*	-0.357	-0.004
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ ($PM_{10})_{t+1}$								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.042	-0.150*	0.496*	-0.109*	-0.327*	-0.419*	-0.313*	0.162*
ย้อนหลัง 1 วัน	-0.049	-0.159*	0.500*	-0.130*	-0.355*	-0.432*	-0.341*	0.115*
วันปัจจุบัน	-0.058	-0.174*	0.490*	-0.148*	-0.375*	-0.408*	-0.303*	0.017
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ ($PM_{10})_{t+1}$								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.022	-0.120*	0.495*	-0.203*	-0.338*	-0.427*	-0.332*	0.145*
ย้อนหลัง 1 วัน	-0.035	-0.135*	0.500*	-0.219*	-0.367*	-0.440*	-0.357*	0.083*
วันปัจจุบัน	-0.034	-0.142*	0.490*	-0.241*	-0.385*	-0.413*	-0.339*	-0.011

หมายเหตุ : * หมายถึง มีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95

ตารางที่ 4.7 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น และข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ณ สถานี
สนามกีฬาการเคหะชุมชนห้วยขวาง (11T)

กรณีที่ 1 (PM_{10}) _{t+1} กับ ตัวแปรอิสระ								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	0.012	0.042	0.265*	-0.148*	-0.074	-0.154*	-0.104*	0.005
ย้อนหลัง 1 วัน	0.017	0.044	0.256*	-0.170*	-0.097*	-0.150*	-0.128*	-0.032
วันปัจจุบัน	0.020	0.040	0.238*	-0.160*	-0.112*	-0.115*	-0.082*	-0.089*
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ (PM_{10}) _{t+1}								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	0.033	0.049	0.265*	-0.213*	-0.108*	-0.160*	-0.183*	0.039
ย้อนหลัง 1 วัน	0.038	0.047	0.256*	-0.245*	-0.131*	-0.155*	-0.204*	-0.006
วันปัจจุบัน	0.050	0.041	0.237*	-0.247*	-0.146*	-0.120*	-0.157*	-0.073
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ (PM_{10}) _{t+1}								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.002	0.039	0.271*	-0.160*	-0.095*	-0.140*	-0.122*	0.017
ย้อนหลัง 1 วัน	0.000	0.039	0.263*	-0.187*	-0.113*	-0.137*	-0.152*	-0.022
วันปัจจุบัน	-0.002	0.032	0.251*	-0.166*	-0.125*	-0.109*	-0.114*	-0.087*
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ (PM_{10}) _{t+1}								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	0.022	0.046	0.271*	-0.227*	-0.130*	-0.147*	-0.194*	0.047
ย้อนหลัง 1 วัน	0.024	0.039	0.263*	-0.264*	-0.149*	-0.143*	-0.217*	-0.001
วันปัจจุบัน	0.032	0.029	0.251*	-0.254*	-0.160*	-0.115*	-0.177*	-0.076*

หมายเหตุ : * หมายถึง มีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95

ตารางที่ 4.8 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น และข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ณ สถานี
โรงเรียนนทรวิทยา (12T)

กรณีที่ 1 (PM_{10}) _{t+1} กับ ตัวแปรอิสระ								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.002	-0.263*	0.446*	-0.104*	-0.533*	-0.372*	-0.117*	-0.102*
ย้อนหลัง 1 วัน	-0.006	-0.274*	0.447*	-0.081*	-0.539*	-0.366*	-0.107*	-0.127*
วันปัจจุบัน	-0.027	-0.297*	0.444*	-0.107*	-0.530*	-0.339*	-0.036	-0.165*
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ (PM_{10}) _{t+1}								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	0.007	-0.205*	0.446*	-0.199*	-0.556*	-0.378*	-0.219*	-0.072
ย้อนหลัง 1 วัน	0.002	-0.233*	0.447*	-0.194*	-0.557*	-0.373*	-0.210*	-0.109*
วันปัจจุบัน	-0.016	-0.257*	0.444*	-0.196*	-0.546*	-0.345*	-0.147*	-0.149*
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ (PM_{10}) _{t+1}								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.032	-0.285*	0.425*	-0.107*	-0.524*	-0.356*	-0.113*	-0.129*
ย้อนหลัง 1 วัน	-0.039	-0.299*	0.436*	-0.080*	-0.530*	-0.352*	-0.107*	-0.159*
วันปัจจุบัน	-0.056	-0.321*	0.444*	-0.099*	-0.521*	-0.329*	-0.046	-0.199*
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ (PM_{10}) _{t+1}								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.024	-0.219*	0.424*	-0.202*	-0.535*	-0.360*	-0.212*	0.047
ย้อนหลัง 1 วัน	-0.031	-0.251*	0.436*	-0.193*	-0.539*	-0.356*	-0.207*	-0.001
วันปัจจุบัน	-0.045	-0.276*	0.444*	-0.189*	-0.529*	-0.332*	-0.152*	-0.076*

หมายเหตุ : * หมายถึง มีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95

ตารางที่ 4.9 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น และข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ณ สถานี
โรงเรียนสิงหราชพิทยาคม (15T)

กรณีที่ 1 ($PM_{10})_{t+1}$ กับ ตัวแปรอิสระ								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.414*	-0.398*	0.214*	-0.096*	-0.393*	-0.273*	-0.193*	-0.138*
ย้อนหลัง 1 วัน	-0.411*	-0.402*	0.211*	-0.090*	-0.429*	-0.278*	-0.193*	-0.186*
วันปัจจุบัน	-0.423*	-0.422*	0.206*	-0.119*	-0.433*	-0.278*	-0.167*	-0.285*
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ ($PM_{10})_{t+1}$								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.428*	-0.437*	0.213*	-0.185*	-0.421*	-0.277*	-0.352*	-0.100*
ย้อนหลัง 1 วัน	-0.420*	-0.435*	0.210*	-0.192*	-0.457*	-0.282*	-0.344*	-0.149*
วันปัจจุบัน	-0.433*	-0.446*	0.205*	-0.185*	-0.458*	-0.281*	-0.321*	-0.246*
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ ($PM_{10})_{t+1}$								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.419*	-0.384*	0.186*	-0.081*	-0.345*	-0.242*	-0.177*	-0.173*
ย้อนหลัง 1 วัน	-0.422*	-0.394*	0.187*	-0.073	-0.383*	-0.246*	-0.179*	-0.222*
วันปัจจุบัน	-0.436*	-0.415*	0.186*	-0.105*	-0.394*	-0.252*	-0.147*	-0.335*
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ ($PM_{10})_{t+1}$								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.431*	-0.417*	0.186*	-0.161*	-0.371*	-0.247*	-0.339*	-0.132*
ย้อนหลัง 1 วัน	-0.430*	-0.419*	0.186*	-0.169*	-0.410*	-0.252*	-0.333*	-0.178*
วันปัจจุบัน	-0.446*	-0.434*	0.185*	-0.161*	-0.419*	-0.256*	-0.309*	-0.282*

หมายเหตุ : * หมายถึง มีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95

ตารางที่ 4.10 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น และข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ณ สถานี
บ้านพักทหารมณฑลทหารบกที่ 21 จ.นครราชสีมา (47T)

กรณีที่ 1 (PM_{10}) _{t+1} กับ ตัวแปรอิสระ								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.018	-0.041	0.516*	-0.143*	-0.372*	-0.373*	-0.380*	-0.114
ย้อนหลัง 1 วัน	0.001	-0.023	0.504*	-0.148*	-0.381*	-0.336*	-0.325*	-0.167*
วันปัจจุบัน	-0.003	-0.022	0.474*	-0.164*	-0.401*	-0.282*	-0.246*	-0.235*
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ (PM_{10}) _{t+1}								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	0.009	0.003	0.516*	-0.212*	-0.351*	-0.374*	-0.347*	-0.093
ย้อนหลัง 1 วัน	0.027	0.011	0.504*	-0.214*	-0.358*	-0.338*	-0.296*	-0.170*
วันปัจจุบัน	0.031	0.032	0.475*	-0.242*	-0.382*	-0.286*	-0.209*	-0.237*
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ (PM_{10}) _{t+1}								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.032	-0.077	0.520*	-0.159*	-0.421*	-0.405*	-0.419*	-0.122
ย้อนหลัง 1 วัน	-0.017	-0.063	0.512*	-0.167*	-0.425*	-0.366*	-0.371*	-0.174*
วันปัจจุบัน	0.011	-0.038	0.493*	-0.191*	-0.446*	-0.314*	-0.305*	-0.225*
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ (PM_{10}) _{t+1}								
ตัวแปร	GR	NR	P	R	RH	T	WD	WS
ย้อนหลัง 2 วัน	-0.009	-0.036	0.521*	-0.251*	-0.398*	-0.409*	-0.380*	-0.093
ย้อนหลัง 1 วัน	0.004	-0.032	0.512*	-0.243*	-0.401*	-0.371*	-0.337*	-0.158*
วันปัจจุบัน	0.038	0.014	0.493*	-0.278*	-0.425*	-0.320*	-0.266*	-0.191*

หมายเหตุ : * หมายถึง มีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95

4.1.3 สรุปผลการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

ตัวแปรที่ได้ทั้งหมดที่นำมาทำการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ จะคัดเลือกจากตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กัน คือ ความเข้มข้นของมลพิษอากาศอื่น ๆ และอุณหภูมิอากาศ ทั้งในวันปัจจุบันและวันย้อนหลัง ที่ส่งผลต่อความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น จากผลการศึกษาความสัมพันธ์ดังแสดงในหัวข้อที่ 4.1.1 – 4.1.2 สอดคล้องกับสมมติฐานของการศึกษา คือ ค่าความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นมีความสัมพันธ์กับข้อมูลมลพิษทางอากาศอื่น ๆ และข้อมูลอุณหภูมิอากาศในพื้นที่ศึกษาทั้งในวันปัจจุบันและวันย้อนหลังอีกสองวัน

จากนั้นทำการคัดเลือกตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับ PM_{10} อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 เป็นตัวแปรที่มีความเหมาะสมสำหรับนำไปใช้กำหนดเป็นตัวแปรอิสระตั้งต้นในการวิเคราะห์เพื่อสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ดังแสดงในตารางที่ 4.11 – 4.15 เนื่องจากมีความสัมพันธ์กันทั้งทางสถิติ และทางทฤษฎี โดยพบว่าตัวแปรที่มีสหสัมพันธ์กับความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นมากที่สุด คือ PM_{10} รองลงมา คือ NO_2 RH P Temp GR NR WD WS Rain และ SO_2 ตามลำดับ ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Kukkonen et al. (2003), Slini et al. (2003) และ Sokhi et al. (2008) ที่นำตัวแปรทางด้านมลพิษอากาศ และอุณหภูมิอากาศมาเป็นตัวแปรที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อการทำนายคุณภาพอากาศในเขตเมือง โดยแนวคิดของการพัฒนาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น แบ่งออกเป็น 2 กรณี คือ แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ

ตารางที่ 4.11 ตัวแปรอิสระตั้งต้นเพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี
สำนักงานการเคหะชุมชนคลองจั่น (10T)

กรณีที่ 1 $(PM_{10})_{t+1}$ กับ ตัวแปรอิสระ	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (NR)_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2}, (T)_{t-2},$ $(WD)_{t-2}, (WS)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (NR)_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1},$ $(RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (WS)_{t-1}, (CO)_t, (SO_2)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (NR)_t,$ $(P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t$ และ $(WD)_t$
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (NR)_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2}, (T)_{t-2},$ $(WD)_{t-2}, (WS)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (NR)_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1},$ $(RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (WS)_{t-1}, (CO)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (NR)_t, (P)_t,$ $(Rain)_t, (RH)_t$ และ $(T)_t$
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (NR)_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2}, (T)_{t-2},$ $(WD)_{t-2}, (WS)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (NR)_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1},$ $(RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (WS)_{t-1}, (CO)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (NR)_t, (P)_t,$ $(Rain)_t, (RH)_t, (T)_t$ และ $(WD)_t$
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (NR)_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2}, (T)_{t-2},$ $(WD)_{t-2}, (WS)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (NR)_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1},$ $(RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (WS)_{t-1}, (CO)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (NR)_t, (P)_t,$ $(Rain)_t, (RH)_t, (T)_t$ และ $(WD)_t$

ตารางที่ 4.12 ตัวแปรอิสระตั้งต้นเพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี
สนามกีฬาการเคหะชุมชนห้วยขวาง (11T)

กรณีที่ 1 $(PM_{10})_{t+1}$ กับ ตัวแปรอิสระ	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (SO_2)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2}, (T)_{t-2},$ $(WD)_{t-2}, (WS)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (SO_2)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1},$ $(RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (CO)_t, (SO_2)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (P)_t, (Rain)_t,$ $(RH)_t, (T)_t$ และ $(WD)_t$
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (SO_2)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2}, (T)_{t-2},$ $(WD)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (SO_2)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1},$ $(T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (CO)_t, (SO_2)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t$ และ $(WD)_t$
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (SO_2)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2}, (T)_{t-2},$ $(WD)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (SO_2)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1},$ $(T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (CO)_t, (SO_2)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t,$ $(WD)_t$ และ $(WS)_t$
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (SO_2)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2}, (T)_{t-2},$ $(WD)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (SO_2)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1},$ $(T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (CO)_t, (SO_2)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t,$ $(WD)_t$ และ $(WS)_t$

ตารางที่ 4.13 ตัวแปรอิสระตั้งต้นเพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี
โรงเรียนนทรวิทยา (12T)

กรณีที่ 1 $(PM_{10})_{t+1}$ กับ ตัวแปรอิสระ	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (SO_2)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (NR)_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2},$ $(T)_{t-2}, (WD)_{t-2}, (WS)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (SO_2)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (NR)_{t-1},$ $(P)_{t-1}, (Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (WS)_{t-1}, (CO)_t, (SO_2)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t,$ $(PM_{10})_t, (NR)_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t$ และ $(WS)_t$
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (SO_2)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (NR)_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2},$ $(T)_{t-2}, (WD)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (SO_2)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (NR)_{t-1}, (P)_{t-1},$ $(Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (WS)_{t-1}, (CO)_t, (SO_2)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t,$ $(PM_{10})_t, (NR)_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t, (WD)_t$ และ $(WS)_t$
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (SO_2)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (GR)_{t-2}, (NR)_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2},$ $(RH)_{t-2}, (T)_{t-2}, (WD)_{t-2}, (WS)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (SO_2)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1},$ $(GR)_{t-1}, (NR)_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (WS)_{t-1}, (CO)_t,$ $(SO_2)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (GR)_t, (NR)_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t, (WD)_t,$ และ $(WS)_t$
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (SO_2)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (NR)_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2},$ $(T)_{t-2}, (WD)_{t-2}, (WS)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (SO_2)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (NR)_{t-1},$ $(P)_{t-1}, (Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (WS)_{t-1}, (CO)_t, (SO_2)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t,$ $(PM_{10})_t, (NR)_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t$ และ $(WS)_t$

ตารางที่ 4.14 ตัวแปรอิสระตั้งต้นเพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี
โรงเรียนสิงหราชพิทยาคม (15T)

กรณีที่ 1 $(PM_{10})_{t+1}$ กับ ตัวแปรอิสระ	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (SO_2)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (GR)_{t-2}, (NR)_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2},$ $(RH)_{t-2}, (T)_{t-2}, (WD)_{t-2}, (WS)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (GR)_{t-1},$ $(NR)_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (WS)_{t-1}, (CO)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t,$ $(PM_{10})_t, (GR)_t, (NR)_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t, (WD)_t$ และ $(WS)_t$
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (SO_2)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (GR)_{t-2}, (NR)_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2},$ $(RH)_{t-2}, (T)_{t-2}, (WD)_{t-2}, (WS)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (GR)_{t-1},$ $(NR)_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (WS)_{t-1}, (CO)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t,$ $(PM_{10})_t, (GR)_t, (NR)_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t, (WD)_t$ และ $(WS)_t$
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (SO_2)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (GR)_{t-2}, (NR)_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2},$ $(RH)_{t-2}, (T)_{t-2}, (WD)_{t-2}, (WS)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (GR)_{t-1},$ $(NR)_{t-1}, (P)_{t-1}, (RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (WS)_{t-1}, (CO)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t,$ $(GR)_t, (NR)_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t, (WD)_t$ และ $(WS)_t$
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (SO_2)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (GR)_{t-2}, (NR)_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2},$ $(RH)_{t-2}, (T)_{t-2}, (WD)_{t-2}, (WS)_{t-2}, (CO)_{t-1}, (SO_2)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1},$ $(GR)_{t-1}, (NR)_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1}, (WS)_{t-1}, (CO)_t,$ $(NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (GR)_t, (NR)_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t, (WD)_t$ และ $(WS)_t$

ตารางที่ 4.15 ตัวแปรอิสระตั้งต้นเพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานีบ้านพักทหารมณฑลทหารบกที่ 21 จ.นครราชสีมา (47T)

กรณีที่ 1 $(PM_{10})_{t+1}$ กับ ตัวแปรอิสระ	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2}, (T)_{t-2}, (WD)_{t-2},$ $(CO)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1},$ $(WS)_{t-1}, (CO)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t, (WD)_t$ และ $(WS)_t$
กรณีที่ 2 Log ของ ตัวแปรอิสระ กับ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2}, (T)_{t-2}, (WD)_{t-2},$ $(CO)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1},$ $(WS)_{t-1}, (CO)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t, (WD)_t$ และ $(WS)_t$
กรณีที่ 3 ตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2}, (T)_{t-2}, (WD)_{t-2},$ $(CO)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1},$ $(WS)_{t-1}, (CO)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t, (WD)_t$ และ $(WS)_t$
กรณีที่ 4 Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$	
ตัวแปรอิสระ	$(CO)_{t-2}, (NO_2)_{t-2}, (O_3)_{t-2}, (PM_{10})_{t-2}, (P)_{t-2}, (Rain)_{t-2}, (RH)_{t-2}, (T)_{t-2}, (WD)_{t-2},$ $(CO)_{t-1}, (NO_2)_{t-1}, (O_3)_{t-1}, (PM_{10})_{t-1}, (P)_{t-1}, (Rain)_{t-1}, (RH)_{t-1}, (T)_{t-1}, (WD)_{t-1},$ $(WS)_{t-1}, (CO)_t, (NO_2)_t, (O_3)_t, (PM_{10})_t, (P)_t, (Rain)_t, (RH)_t, (T)_t, (WD)_t$ และ $(WS)_t$

4.2 ผลการศึกษาแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

จากผลการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ และได้ทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระ เพื่อนำมาสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ โดยมี PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นเป็นตัวแปรตาม ซึ่งในแต่ละสถานีจะมีการแปลงค่าตัวแปรออกเป็น 4 กรณีย่อย ดังที่กล่าวไว้แล้วในหัวข้อที่ 4.1

4.2.1 ตัวอย่างการสร้างแบบจำลอง

ในที่นี้จะขอยกตัวอย่างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานีสนามกีฬา การเคหะชุมชนห้วยขวาง (11T) มาอภิปรายเป็นตัวอย่าง ส่วนการสร้างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานีอื่น ๆ เป็นวิธีการเดียวกัน โดยมีขั้นตอนดังนี้

4.2.1.1 การเตรียมข้อมูล การออกแบบ และการสอนโครงข่าย

1. เนื่องจากข้อมูลที่นำมาสร้างแบบจำลองมีพิสัยที่ต่างกัน ดังนั้นจึงต้องทำการปรับค่าของข้อมูล (Normalize) ให้อยู่ในช่วงพิสัยที่เหมาะสม ซึ่งในงานวิจัยนี้กำหนดให้พิสัยของข้อมูลอยู่ในช่วงระหว่าง 0 และ 1 โดยอธิบายได้จากสมการ (4.1)

$$x_{norm} = \frac{x_n - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4.1)$$

โดยที่ x_{norm} คือ ข้อมูลที่ได้รับการ Normalize แล้ว

x_n คือ ข้อมูลที่ต้องการ Normalize

x_{min} คือ ข้อมูลที่มีค่าต่ำที่สุด

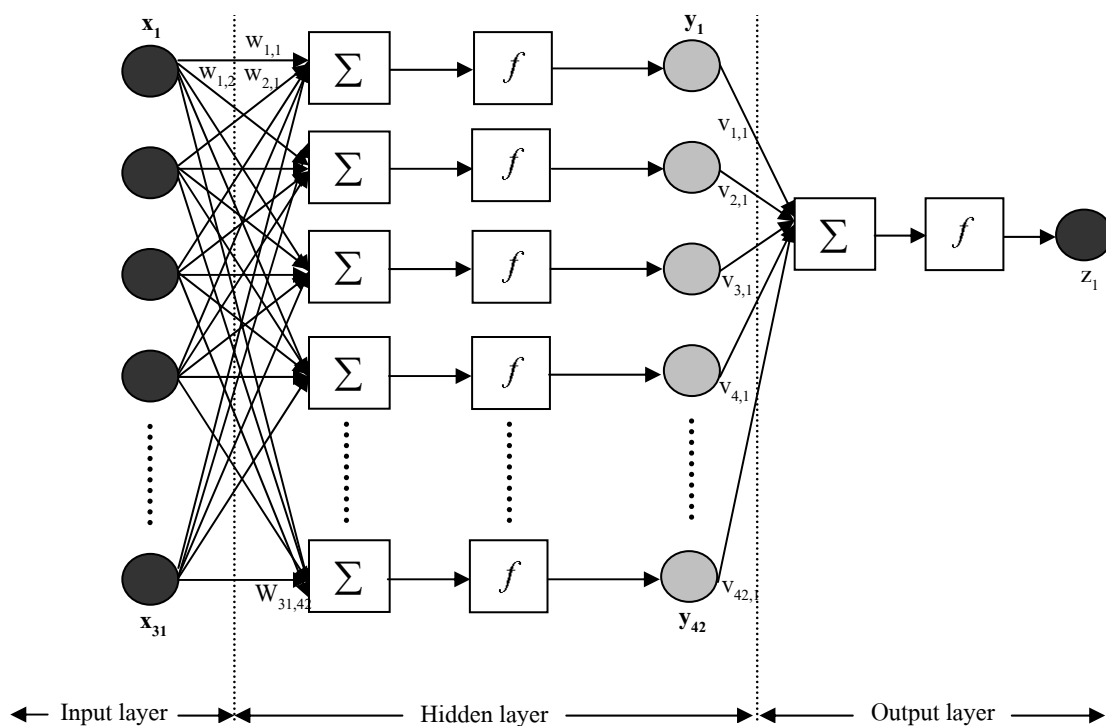
x_{max} คือ ข้อมูลที่มีค่าสูงที่สุด

2. แบ่งชุดข้อมูลเป็น 3 ส่วน คือ ชุดสอนโครงข่าย 60% (training set) ชุดทดสอบ 20% (test set) และชุดตรวจสอบความถูกต้อง 20% (validate set)

3. ในการออกแบบขั้นต้นกำหนดให้โครงข่ายมี 3 ชั้น และมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อน 42 โหนด โดยมีจำนวนอินพุต (ตัวแปรอิสระ) 31 โหนด และจำนวนเอาต์พุต (ตัวแปรตาม) 1 โหนด จะได้โครงข่ายที่ออกแบบ คือ 31-42-1 ดังแสดงในรูปที่ 4.1

4. กำหนดค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นในโครงข่าย คือ อัตราการเรียนรู้ (η) โมเมนตัม (α) และค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น (w) โดยมีค่า 0.05, 0.1 และ 0.2 ตามลำดับ

5. เริ่มทำการสอนโครงข่ายโดยนำชุดสอนโครงข่ายที่ได้แบ่งไว้ 60% (675 ชุดข้อมูล โดยเลือกมา 1 ชุดข้อมูลต่อการสอน 1 รอบ) คำนวณหาค่าแทนของแต่ละโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 จากการใช้ฟังก์ชันผลรวม (Summation function = Σ) และหลังจากนั้นทำการแปลงค่าโดยใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function = f) ซึ่งจะทำได้ค่า y_1, y_2, \dots, y_{42} ของชั้นซ่อนที่ 1 (ตัวอย่างการคำนวณหาค่า y_1 จะแสดงให้เห็นในสมการที่ (4.2) และ (4.3))



รูปที่ 4.1 โครงข่ายแบบ 3 ชั้นของสถานี 11T

$$(net_1)_h = \sum_{i=1}^{31} w_{ij} x_i = \sum_h \quad (4.2)$$

$$y_1 = \frac{1}{1 + \exp((-net_1)_h)} = f_h \quad (4.3)$$

6. คำนวณหาค่าแทนของโหนดในชั้นเอาต์พุต และหลังจากนั้นทำการแปลงค่าโดยใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ ซึ่งจะทำได้ค่า z_1 ของชั้นเอาต์พุต (ตัวอย่างการคำนวณหาค่า z_1 จะแสดงให้เห็นในสมการที่ (4.4) และ (4.5))

$$(net_i)_o = \sum_{j,k} v_{jk} y_i = \sum_o \quad (4.4)$$

$$z_i = \frac{1}{1 + \exp((-net_i)_o)} = f_o \quad (4.5)$$

7. จะทำให้ได้โครงข่ายที่มีการเรียนรู้ 1 รอบ จากนั้นนำชุดทดสอบที่ได้แบ่งไว้ 20% (243 ชุดข้อมูล) มาทดสอบความคลาดเคลื่อน (E_{tot}) ดังสมการที่ (4.6) ซึ่งหากค่าคลาดเคลื่อนที่คำนวณได้ยังไม่น้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.005 จึงคำนวณเทอมผิดพลาดในชั้นเอาต์พุต (δ_o) เพื่อนำกลับไปปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักใหม่ (โดยใช้ชุดข้อมูลเดิมที่ได้จากการสอนในรอบนั้น ๆ มาคำนวณเทอมผิดพลาด) ดังสมการที่ (4.7)

$$E_{tot} = \frac{1}{243} \sum_{p=1}^{243} E^p \quad \text{โดยที่} \quad E^p = \frac{1}{2} (t_i - z_i)^2 \quad (4.6)$$

$$\delta_o = (z_i - t_i) f'_o((net_i)_o) \quad (4.7)$$

8. หลังจากนั้นคำนวณเทอมผิดพลาดในชั้นซ่อน (δ_h) โดยเริ่มจากชั้นซ่อนชั้นสุดท้าย ดังสมการที่ (4.8)

$$\delta_h = f'_h((net_i)_h) \sum_{j,k} \delta_o v_{jk} \quad (4.8)$$

9. จากนั้นเริ่มทำการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักก่อนที่จะเริ่มทำการสอนในรอบที่ 2 โดยเริ่มปรับแก้จากชั้นเอาต์พุตก่อน ดังสมการที่ (4.9)

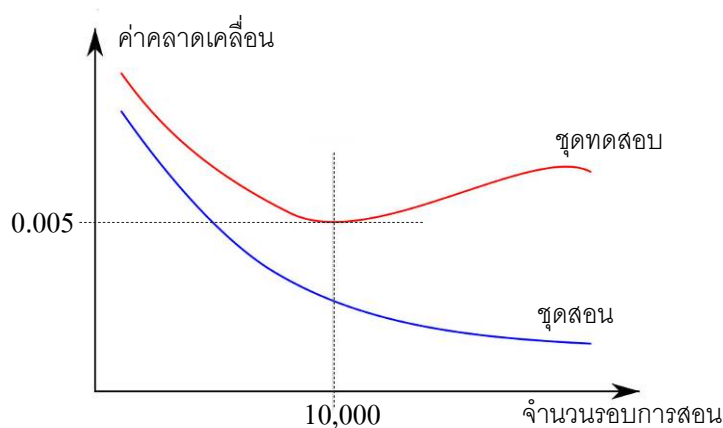
$$v_{(t+1)} = \alpha v_{(t)} + \eta \delta_o y_i \quad (4.9)$$

โดยที่ t คือ จำนวนรอบการสอนโครงข่าย ($t = 1, 2, 3, \dots, n$)

10. หลังจากนั้นจึงปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน ดังสมการที่ (4.10)

$$w_{(t+1)} = \alpha w_{(t)} + \eta \delta_h x_i \quad (4.10)$$

11. หลังจากทำการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นเอาต์พุต และชั้นซ่อนจึงกลับไปเริ่มสอนโครงข่ายในรอบต่อไปตามขั้นตอนที่ 5 ดังที่กล่าวมาแล้วข้างต้น จนกระทั่งค่าความคลาดเคลื่อนจากการนำชุดทดสอบที่ได้แบ่งไว้ 20% (243 ชุดข้อมูล) ที่นำมาทดสอบในแต่ละรอบของการสอนโครงข่ายมีค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่า 0.005 หรือสอนโครงข่ายได้ 10,000 รอบ (กรณีใดกรณีหนึ่ง) ดังรูปที่ 4.2 จึงจะหยุดสอนโครงข่าย ซึ่งจะได้โครงข่ายของสถานี 11T สำหรับการปรับค่า 1 ครั้ง



รูปที่ 4.2 จุดสิ้นสุดการสอน

หลังจากนั้นทำการสร้างโครงข่ายอีกครั้งโดยใช้ค่ากำหนดที่เปลี่ยนไป ดังนี้

- กำหนดให้โครงข่ายหนึ่ง ๆ มีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นในการสอนโครงข่าย คือ อัตราการเรียนรู้ โมเมนตัม และค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น หลังจากสิ้นสุดการสอนโครงข่ายแล้ว ให้ปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ทั้ง 3 เป็นดังนี้ อัตราการเรียนรู้ (ปรับค่า 3 ครั้ง) โมเมนตัม (ปรับค่า 4 ครั้ง) และค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น (ปรับค่า 4 ครั้ง)

- กำหนดให้โครงข่ายหนึ่ง ๆ มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเริ่มต้นค่าหนึ่ง หลังจากสิ้นสุดการสอนโครงข่ายแล้ว ให้ปรับเปลี่ยนจำนวนโหนดในชั้นซ่อนอีก 4 ครั้ง คือ เพิ่มและลดจำนวนโหนดจากค่าเริ่มต้น 10 โหนด และ 20 โหนด

• กำหนดให้มีการปรับเปลี่ยนชั้นซ่อนออกเป็น 3 ลักษณะ คือ เริ่มจากการให้โครงข่ายมีชั้นซ่อน 1 ชั้น หลังจากทำการสอนโครงข่ายจนสิ้นสุดแล้ว ให้เพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเป็น 2 ชั้น และ 3 ชั้นตามลำดับ

ในการสอนโครงข่ายแต่ละครั้งจะทำการสอนแบบ Error back – propagation algorithm โดยใช้ transfer function แบบ sigmoid function โดยแบ่งข้อมูลออกมาแบบสุ่มจำนวนร้อยละ 60 ของข้อมูลทั้งหมดของแต่ละสถานีเพื่อใช้สอนโครงข่าย และทำการหยุดสอนโครงข่ายเมื่อโครงข่ายเรียนรู้ออกมาครบ 10,000 รอบ หรือ มีค่าคลาดเคลื่อน (โดยใช้ชุดข้อมูลที่แบ่งออกมาแบบสุ่มจำนวนร้อยละ 20 มาทำการทดสอบ) มีค่าเท่ากับ 0.005

สำหรับการออกแบบและสร้างโครงข่ายสำหรับสถานี 11T ซึ่งหลังจากที่ได้ทำการสอนโครงข่ายครบทุกโครงข่ายที่ได้ทำการสร้างขึ้นมา จะทำให้มีโครงข่ายที่ต้องทำการคัดเลือกในแต่ละสถานีทั้งสิ้น 2,880 โครงข่าย (3 อัตราการเรียนรู้ x 4 โมเมนต์ัม x 4 ค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น x 5 จำนวนโหนดในชั้นซ่อน x 3 จำนวนชั้นซ่อน x 4 กรณีการแปลงค่าตัวแปร)

4.2.1.2 การตรวจสอบความถูกต้องและการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม

นำข้อมูลที่เหลือจำนวนร้อยละ 20 มาตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่าย (validate set) โดยมีดัชนีตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง คือ Mean Absolute Percentage Error, MAPE จากนั้นทำการคัดเลือกโครงข่ายที่เหมาะสม (จาก 2,880 โครงข่าย) โดยใช้ตัวทดสอบทางสถิติ Friedman Test ซึ่งคัดเลือกจากการทดสอบความแตกต่างระหว่างค่าเฉลี่ยลำดับที่ (mean rank) ของดัชนีชี้วัด ซึ่งเป็นตัวทดสอบทางสถิติแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (non – parametric) ที่มีตัวแปรตามเป็นข้อมูลเชิงปริมาณ มีระดับการวัดอยู่ในมาตราเรียงลำดับ

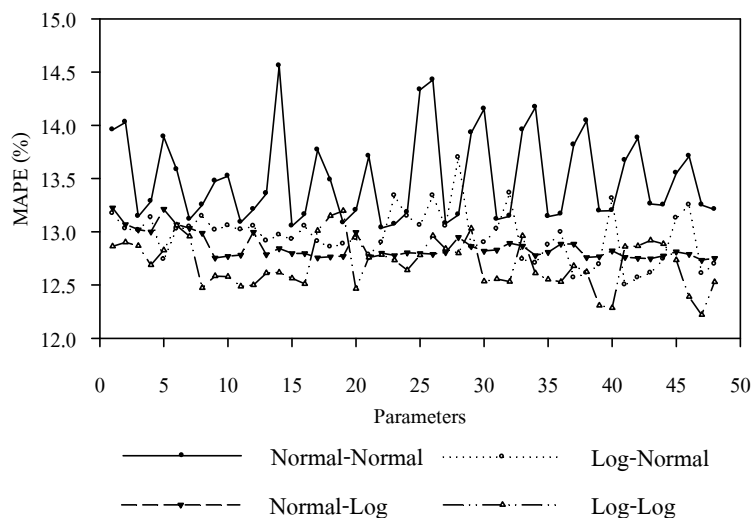
โดยในขั้นตอนแรกทำการทดสอบความแตกต่างของจำนวนชั้นของโครงข่ายที่แตกต่างกัน 3 ลักษณะ และ จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน 5 ลักษณะ โดยในแต่ละลักษณะจะมีการปรับค่าพารามิเตอร์ที่ต่างกันออกไป 48 ครั้ง ทั้งนี้จะทำการศึกษาโดยแยกกรณีศึกษาออกเป็น 4 กรณี ดังแสดงในตารางที่ 4.16 ซึ่งผลที่ได้จะแสดงค่าเฉลี่ยลำดับที่ (mean rank) ที่มีค่าอยู่ระหว่าง 1-15 โดยพิจารณาจากการเรียงลำดับ มาก-น้อย จากค่า MAPE ของโครงข่ายในแต่ละลักษณะ จากนั้นจึงทำการวิเคราะห์หาความแตกต่างของโครงข่ายในแต่ละลักษณะ และจะปฏิเสธ H_0 เมื่อค่า P – Value มีค่าน้อยกว่า 0.05 แสดงว่าโครงข่ายในแต่ละลักษณะมีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 และให้เลือกโครงข่ายที่มีค่าเฉลี่ยลำดับที่ที่น้อยที่สุด ซึ่งแสดงว่าเป็นโครงข่ายที่มีค่าเฉลี่ยของดัชนีตรวจสอบความถูกต้อง MAPE ที่น้อยที่สุดของแต่ละกรณีศึกษาจากทั้งหมด 4 กรณี จากนั้นทำการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดในการทำนายค่า PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นของแต่ละสถานีตรวจวัด จากแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละกรณีศึกษาทั้ง 4 กรณี ดังแสดงในตารางที่ 4.17 และรูปที่ 4.3 (สำหรับสถานีอื่น ๆ จะแสดงในภาคผนวก ข)

ตารางที่ 4.16 ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละกรณีศึกษา ณ สถานี 11T

จำนวนชั้น	จำนวนโหนด ในชั้นซ่อน	ค่าเฉลี่ยลำดับที่ (mean rank)			
		Normal-Normal	Log-Normal	Normal-Log	Log-Log
3 Layers	-20	7.49	10.74	7.90	8.25
	-10	6.14	9.90	10.18	11.20
	ค่าเริ่มต้น	7.72	11.29	8.36	7.25
	+10	5.61	11.90	9.14	10.58
	+20	<u>4.52</u>	12.22	10.78	11.93
4 Layers	-20	10.83	5.51	6.43	<u>4.49</u>
	-10	7.96	<u>5.04</u>	5.34	7.80
	ค่าเริ่มต้น	9.74	6.71	9.17	7.34
	+10	7.50	6.38	8.70	8.04
	+20	8.11	7.11	11.09	8.50
5 Layers	-20	7.48	7.18	8.92	7.45
	-10	10.88	7.50	4.06	8.09
	ค่าเริ่มต้น	10.86	7.50	<u>2.70</u>	5.63
	+10	6.07	5.22	8.54	6.36
	+20	9.08	5.81	8.70	7.08
สถิติทดสอบ (Friedman Test)		$\chi^2 = 130.98$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 220.35$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 192.29$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 134.86$ Sig. = 0.000

ตารางที่ 4.17 ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมจากกรณีศึกษา 4 กรณี ณ สถานี 11T

แบบจำลอง (Input nodes-Hidden nodes-Output node)	ค่าเฉลี่ยลำดับที่ (mean rank)	สถิติทดสอบ (Friedman Test)
31-62-1 (Normal-Normal)	3.90	$\chi^2 = 87.81$ Asymp. Sig. = 0.000
30-31-31-1 (Log-Normal)	2.45	
31-42-42-42-1 (Normal-Log)	2.14	
31-22-22-1 (Log-Log)	<u>1.52</u>	



รูปที่ 4.3 ค่า MAPE ของกรณีศึกษาต่าง ๆ ณ สถานี 11T

จากรูปที่ 4.3 เมื่อพิจารณาจากกราฟแสดงความสัมพันธ์พบว่า ไม่สามารถแยกได้ชัดเจนว่ากรณีศึกษาทั้ง 4 มีความแตกต่างกัน แต่เมื่อพิจารณาจากค่าสถิติทดสอบพบว่ากรณีศึกษาทั้ง 4 กรณี ให้ค่าเฉลี่ยของดัชนีตรวจสอบความถูกต้อง MAPE แตกต่างกัน โดยมีค่า Chi-Square = 87.81 และ P-value = 0.000 ดังแสดงในตารางที่ 4.17 ซึ่งเมื่อพิจารณาจากค่าเฉลี่ยลำดับที่ (Mean rank) พบว่ากรณีศึกษาที่เป็น Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$ มีค่าเฉลี่ยลำดับที่ที่น้อยที่สุดเท่ากับ 1.52 แสดงว่าโครงข่ายที่ได้จากกรณีศึกษานี้จะให้ค่าเฉลี่ยของดัชนีตรวจสอบความถูกต้อง MAPE ที่น้อยที่สุด และเป็นโครงข่ายที่เหมาะสมที่สามารถทำนายค่า PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นได้ดีที่สุด และเลือกใช้โครงข่าย 31-22-22-1 ซึ่งเป็นโครงข่ายแบบ 4 ชั้น ที่มีจำนวนข้อมูลป้อนเข้า 31 ตัวแปร มีจำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น ที่มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อน 22 โหนด

จากนั้นทำการคัดเลือกแบบจำลอง 31-22-22-1 ที่เหมาะสมที่ได้ทำการปรับแก้ค่าพารามิเตอร์ และมีค่าผิดพลาดน้อยที่สุด ดังรูปที่ 4.4 การปรับอัตราการเรียนรู้ที่ค่าต่าง ๆ มีผลต่อการลู่เข้า (converge) สู่ค่าผิดพลาดที่น้อยที่สุด พบว่าเมื่อปรับค่าการเรียนรู้ที่ 0.05 จะทำให้ใช้เวลาในการสอนโครงข่ายมาก และพื้นผิวความผิดพลาด (error surface) มีค่าความผิดพลาดสูงกว่าการปรับค่าที่ 0.3 เนื่องจากการปรับค่าที่ 0.05 จะใช้เวลาในการลู่เข้าช้า จึงทำให้ครบรอบในการสอนโครงข่าย (1,000 รอบ) ก่อนที่จะพบค่าผิดพลาดที่น้อยที่สุด ส่วนค่าโมเมนตัมจะแสดงพฤติกรรมการลู่เข้าคล้ายลูกตุ้ม ยิ่งมีค่าสูงก็จะวนหาค่าผิดพลาดที่น้อยที่สุดได้เร็วขึ้น แต่ก็มีข้อเสียคือ เนื่องมาจากค่าผิดพลาดที่น้อยที่สุด (local minimum) อาจมีได้หลายค่า เมื่อทำการปรับค่าโมเมนตัมที่สูงเกินไปซึ่งเป็นการค้นหาแบบรวดเร็ว จึงทำให้ไม่สามารถพบค่าผิดพลาดที่น้อยที่สุดที่แท้จริงได้ (global minimum) และจากการปรับ

ค่าถ่วงน้ำหนักพบว่า ในช่วงการปรับค่าที่ 0.4–0.8 สำหรับในทุก ๆ อัตราการเรียนรู้จะเกิดค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุด และมีค่าน้อยที่สุดที่อัตราการเรียนรู้ที่ 0.3

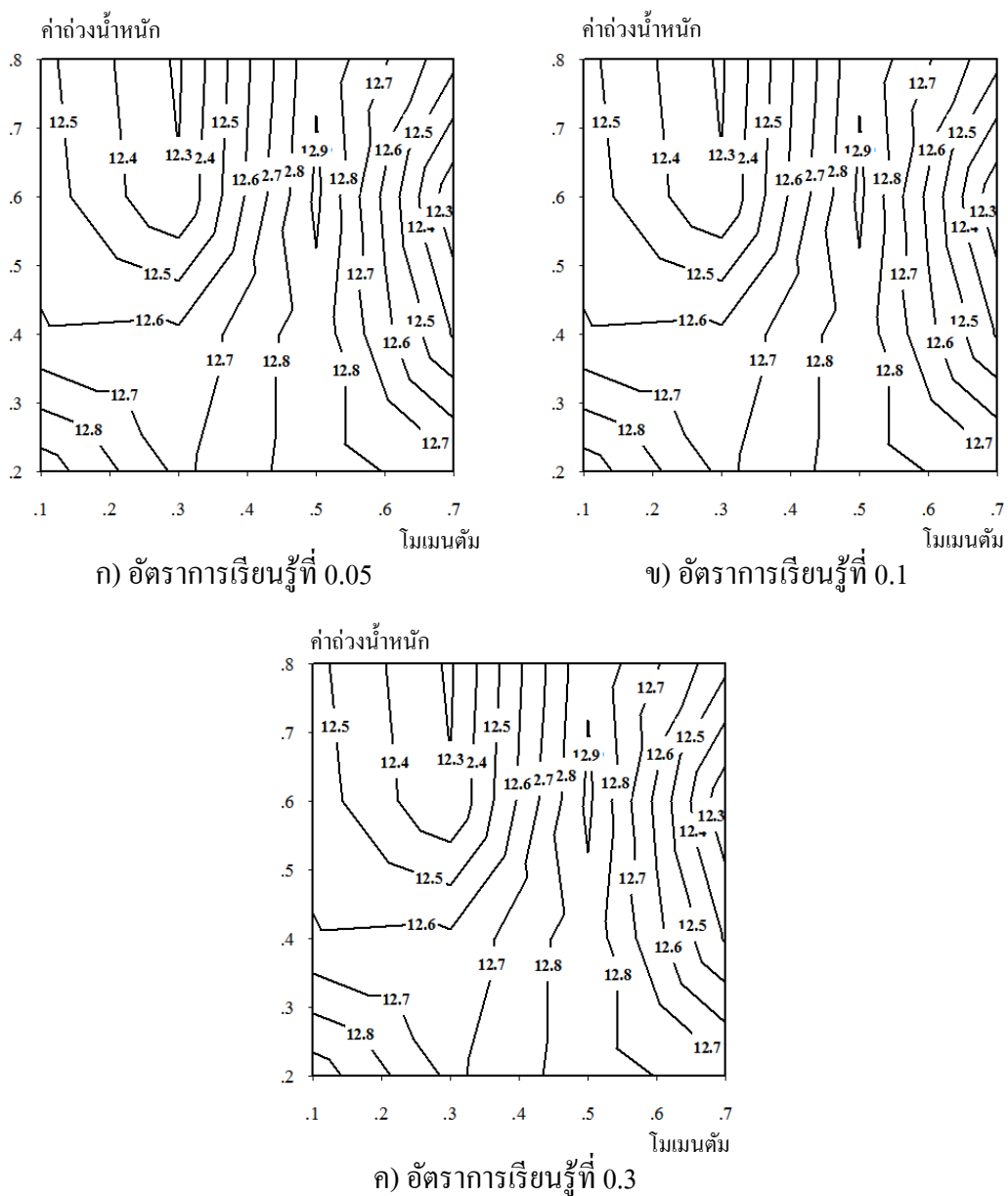
ดังนั้นการปรับแก้ค่าพารามิเตอร์ต้องมีความสัมพันธ์กันและเหมาะสม ซึ่งค่าอัตราการเรียนรู้ โมเมนตัม และค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมสำหรับโครงข่ายนี้ คือ 0.3 0.7 และ 0.6 ตามลำดับ โดยจะเป็นลักษณะเฉพาะตามพฤติกรรมของข้อมูลของแต่ละสถานี

เมื่อพิจารณาความสัมพันธ์ของผลทำนายค่า PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นที่ได้จากแบบจำลอง ที่มีโครงข่ายที่เหมาะสมคือ 31-22-22-1 โดยมีค่าอัตราการเรียนรู้ โมเมนตัม และค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น คือ 0.3, 0.7 และ 0.6 ตามลำดับ กับค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริง ณ สถานี 11T พบว่าได้ผลทำนายที่ใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริง ดังแสดงในรูปที่ 4.5 โดยมีค่า MAPE ร้อยละ 12.221 และมีค่า RMSE เท่ากับ 9.578 มกก./ลบ.ม.

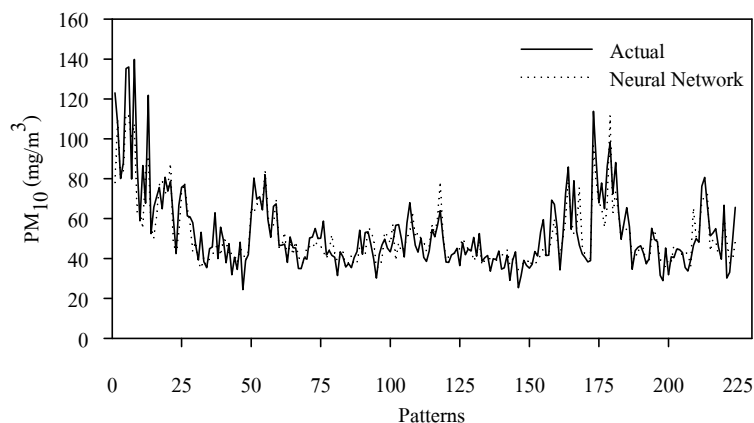
4.2.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสม

จากการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ดังที่กล่าวในหัวข้อที่ 4.2.1 ได้ผลเป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสม สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของ PM_{10} ถ่วงหน้า 1 วัน ในเขตกรุงเทพมหานคร 4 สถานี (10T 11T 12T 15T) และในเขตเทศบาลนครนครรราชสีมา 1 สถานี (47T) ดังตารางที่ 4.18 ซึ่งชุดตัวแปรอิสระของแต่ละสถานี แสดงไว้ก่อนหน้านี้นี้แล้วในตารางที่ 4.11 – 4.15

สรุปผลจากตารางแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสม พบว่าแบบจำลองส่วนใหญ่ต้องมีการแปลงค่าของตัวแปรอิสระให้อยู่ในรูปของลอการิทึมธรรมชาติ ซึ่งสอดคล้องกับสมมติฐานที่ว่า การกระจายตัวของตัวแปรทางสิ่งแวดล้อมส่วนใหญ่จะมีการกระจายตัวอยู่ในรูปแบบ log-normal และพบว่าข้อมูลทางสิ่งแวดล้อมที่มีความสัมพันธ์กันอย่างซับซ้อนและสอดคล้องกับการศึกษาของ Perez et al., (2000) ซึ่งส่งผลให้โครงข่ายมีจำนวนชั้นซ่อนมากกว่า 1 ชั้นในทุก ๆ สถานี โดยแสดงถึงความซับซ้อนของข้อมูลที่นำมาสร้างแบบจำลอง จากการปรับแก้ค่าพารามิเตอร์ของโครงข่าย พบว่าต้องปรับค่าอัตราการเรียนรู้ (η) ให้สูงกว่าค่าเริ่มต้นที่ 0.05 ซึ่งเป็นผลมาจากโครงข่ายทำการสอนจนครบรอบที่กำหนดก่อนที่จะลู่ออกค่าผิดพลาดที่น้อยที่สุดได้ ทำให้ผลทำนายส่วนใหญ่ที่อัตราการเรียนรู้ที่ 0.05 ยังมีค่าคลาดเคลื่อนที่สูง ส่วนค่าถ่วงน้ำหนัก (w) และค่าโมเมนตัม (α) ที่เหมาะสมในโครงข่าย จะมีค่าต่าง ๆ กันขึ้นอยู่กับลักษณะ หรือความสัมพันธ์ของชุดข้อมูลเป็นกรณี ๆ ไป (Gardner and Dorling, 1998; Dimopoulos et al., 1999; Khare and Nagendra, 2006) โดยให้ข้อสังเกตว่าค่าถ่วงน้ำหนักในหลาย ๆ สถานีจะมีค่าสูง



รูปที่ 4.4 เส้นระดับชั้นของค่า MAPE สำหรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย 31-22-22-1 ณ สถานี 11T



รูปที่ 4.5 แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี 11T

และค่าโมเมนต์สอดคล้องกับอัตราการเรียนรู้ คือ อัตราการเรียนรู้มีค่าสูง แต่ค่าโมเมนต์มีค่าน้อย ส่งผลให้โครงข่ายไม่เกิดการแกว่ง (oscillate) ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ สุรยุทธ ปรีชญา (2541) และผลค่าสถิติจากการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองพบว่า แบบจำลองมีค่า MAPE อยู่ในช่วงร้อยละ 12.221 – 17.376 และค่า RMSE อยู่ในช่วง 9.578 – 18.857

ตารางที่ 4.18 แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสม

สถานี	แปลงค่า	โครงสร้าง	ชั้นซ่อน	โหนด ในชั้นซ่อน	ค่าพารามิเตอร์			ค่าสถิติ	
					η	α	w	MAPE	RMSE
10T	Log-Log	32-63-63-63-1	3	63	0.1	0.3	0.4	16.803	10.364
11T	Log-Log	31-22-22-1	2	22	0.3	0.7	0.6	12.221	9.578
12T	Normal-Log	36-43-43-1	2	43	0.1	0.3	0.8	15.418	12.395
15T	Log-Log	38-26-26-26-1	3	26	0.3	0.3	0.8	17.233	13.962
47T	Log-Log	29-11-11-1	2	11	0.3	0.5	0.8	17.376	18.857

4.2.3 อิทธิพลของตัวแปรอิสระ

ตัวแปรอิสระที่มีความสำคัญต่อโครงข่ายในการทำนายค่าความเข้มข้น PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น จะชี้ความสำคัญของแต่ละตัวแปรออกมาในรูปแบบของดัชนีที่คำนวณมาจากค่าถ่วงน้ำหนักที่ถูกปรับแก้แล้ว เรียกว่า contribution factor โดยตัวแปรที่มีค่าดังกล่าวสูง จะมีความสำคัญที่ช่วยในการทำนายสูง ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วงร้อยละ 0 – 100 ค่าที่ได้ในแต่ละโครงข่ายจะสามารถเปรียบเทียบกันได้ เฉพาะในสถานีเดียวกันเท่านั้น ว่าตัวแปรใดมีอิทธิพลต่อแบบจำลองมากน้อยอย่างไร เนื่องมาจากเป็นแบบจำลองที่สร้างขึ้นมาโดยใช้ชุดข้อมูลภายในสถานีเดียวกันเท่านั้น

จากผลการวิเคราะห์ พบว่าในแต่ละสถานีมีตัวแปรหลักที่มีค่า contribution factor มากที่สุด และมีค่าโดดเด่นกว่าตัวแปรอื่น ๆ คือ PM_{10} โดยมีความสำคัญต่อแบบจำลองอยู่ในช่วงร้อยละ 8.50 – 24.73 รองลงมาคือ P NO_2 RH และ Temp มีค่าอยู่ในช่วงร้อยละ 6.51 – 14.34, 8.21 – 11.98, 8.79 – 11.80 และ 8.43 – 10.92 โดยแบ่งเป็นตัวแปรในกลุ่มมลพิษอากาศร้อยละ 38.04 – 50.88 และตัวแปรในกลุ่มอุตุนิยมวิทยาร้อยละ 49.12 – 61.96 ดังแสดงในรูปที่ 4.6 – 4.10

4.2.4 ความไวของแบบจำลอง

ผลทำนายของแบบจำลองจะมีค่าเปลี่ยนแปลงไปมากหรือน้อย เมื่อค่าของตัวแปรอิสระหนึ่ง ๆ เปลี่ยนแปลง สามารถวิเคราะห์ได้โดยการทดสอบความไวของแบบจำลอง (sensitivity analysis) ซึ่งจะทำการเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระในแบบจำลองทีละตัวจากค่าปกติ โดยตั้งอยู่บนสมมติฐานที่ว่าข้อมูลของตัวแปรอื่น ๆ มีค่า เปลี่ยนไปเป็นค่าคงที่ 2 ค่า คือค่า percentiles ที่ 10 และ percentiles ที่ 90 ในขณะที่ตัวแปรอื่น ๆ ที่ไม่ได้ทำการทดสอบให้มีค่าตามข้อมูลเดิม จากนั้นทำการพิจารณาค่าพิสัย (range) ของผลทำนายของแบบจำลอง กล่าวคือ หากพิสัยของผลทำนายมีค่ามาก เมื่อทำการเปลี่ยนแปลงค่าตัวแปรอิสระตัวหนึ่ง ๆ ไปจากค่าเดิม แสดงว่าแบบจำลองนั้นมีความไวต่อการเปลี่ยนแปลงของค่าตัวแปรอิสระดังกล่าวมาก

จากการทดสอบความไวของแบบจำลองพบว่า ตัวแปรอิสระส่วนใหญ่ในแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์ส่งผลต่อความไวของแบบจำลองมีค่าใกล้เคียงกัน โดยพบว่า ณ สถานี 10T 11T 12T 15T และ 47T มีค่าพิสัยของผลทำนายของแบบจำลองที่มากที่สุดเท่ากับ 62, 78, 92, 103 และ 138 มกก./ลบ.ม. ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 4.11 – 4.15 และมีค่าผลต่างของพิสัยที่น้อยที่สุดและที่มากที่สุดของแบบจำลองในแต่ละตัวแปร คือ 15, 27, 21, 45 และ 31 มกก./ลบ.ม. ตามลำดับ ซึ่งสอดคล้องกับ Lippmann (1987) และ วรวิภา ศรีสุขคำ (2547) แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองที่มีความทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรอิสระบางส่วน (fault tolerant) หรือความผิดพลาดจากการตรวจวัดที่อาจเกิดขึ้นได้

4.3 ผลการศึกษาแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ

สร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุโดยใช้ตัวแปรอิสระในการสร้างแบบจำลองจากการคัดเลือกตัวแปรโดยวิธีการหาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ดังแสดงไว้ในหัวข้อที่ 4.1 และ กำหนดให้ใช้วิธีการสร้างแบบจำลองออกเป็น 2 แบบ คือ แบบ backward และแบบ stepwise โดยการสร้างแบบจำลองแต่ละแบบ จะแบ่งกรณีศึกษาในการแปลงค่า (transform) ค่าตัวแปรออกเป็น 4 กรณี

ผลการศึกษาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น กรณีการสร้างแบบจำลองด้วยวิธี stepwise แสดงในภาคผนวก ก. และกรณีการสร้างแบบจำลองด้วยวิธี backward แสดงในภาคผนวก ง.

4.3.1 ตัวอย่างการสร้างแบบจำลอง

ในที่นี้จะขอยกตัวอย่างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานีสนามกีฬาการเคหะชุมชนห้วยขวาง (11T) ดังแสดงในตารางที่ 4.20 และ 4.21 มาอภิปรายเป็นตัวอย่าง ส่วนการสร้างแบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานีอื่น ๆ เป็นวิธีการเดียวกัน

4.3.1.1 การคัดเลือกตัวแปรเข้าสู่แบบจำลอง

แบบจำลองสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานีสนามกีฬาการเคหะชุมชนห้วยขวาง (11T) โดยใช้ข้อมูลตัวแปรอิสระ ที่มีตัวแปรเชิงปริมาณตั้งต้นจำนวน 31 ตัวแปร ประกอบด้วย ตัวแปรมลพิษทางอากาศ ได้แก่ CO SO_2 NO_2 และ O_3 และตัวแปรอุตุนิยมวิทยา ได้แก่ GR NR P Rain RH T WD และ WS ซึ่งจะใช้ตัวแปรที่ประกอบด้วยข้อมูลในวันปัจจุบัน ข้อมูลวันย้อนหลัง 1 วัน และย้อนหลัง 2 วัน โดยแบบจำลองสร้างจากการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงพหุออกเป็น 2 แบบ และ 4 กรณีย่อย ดังที่กล่าวไว้แล้วข้างต้น ผลการวิเคราะห์ได้สมการที่เหมาะสม 8 สมการ ดังแสดงในตารางที่ 4.19 และ 4.20 โดยแบบจำลองมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจปรับแก้ (Adjusted R^2) อยู่ในช่วง 0.733 – 0.774 ซึ่งสามารถอธิบายได้ว่า ตัวแปรอิสระในสมการความถดถอย สามารถอธิบายความแปรปรวนของ PM_{10} ได้ร้อยละ 73.3 – 77.4 และพบว่าตัวแปรหลักที่ผ่านการคัดเลือกของทั้งสองวิธีคือ PM_{10} NO_2 RH P และ T หลังจากนั้นจะทำการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมในหัวข้อต่อไป

4.3.1.2 การวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อน

ผลการวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อน (residual analysis) เพื่อตรวจสอบสมมติฐานของการวิเคราะห์ความถดถอย โดยหากเป็นไปตามสมมติฐานของการวิเคราะห์ความถดถอย ค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (standardized residuals) จะมีลักษณะการแจกแจงแบบปกติ ซึ่งตรวจสอบการแจกแจงโดยสถิติทดสอบ Kolmogorov – Smimov หลังจากนั้นทำการทดสอบความเป็นอิสระของค่าคลาดเคลื่อน โดยใช้สถิติทดสอบ Durbin – Watson โดยจะพิจารณาจากค่าที่อยู่ในช่วง 0 – 4 สำหรับผลทดสอบที่มีค่า DW ที่ใกล้กับ 2 จะเป็นกรณีที่ความคลาดเคลื่อนไม่มีสหสัมพันธ์ต่อเนื่องกัน

สุดท้ายทำการทดสอบค่าแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน ซึ่งจะต้องมีค่าคงที่ในทุก ๆ กรณีเมื่อเทียบกับค่าตัวแปรอิสระ โดยพิจารณาจากการพลอตค่าระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูปมาตรฐาน (standardized predicted values) ดังแสดงในภาคผนวก จ. ซึ่งจากผลวิเคราะห์ทั้ง 8 สมการของแต่ละสถานี ทั้งแบบ stepwise และ backward พบว่าสมการผ่านการตรวจสอบเงื่อนไขของการวิเคราะห์ความถดถอย เฉพาะกรณี Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$ โดยค่า standardized residual มีลักษณะการแจกแจงแบบปกติเมื่อทดสอบโดยสถิติทดสอบ Kolmogorov – Smimov ค่า Durbin – Watson มีค่าใกล้ 2 และความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนมีลักษณะการกระจายตัวรอบ ๆ ศูนย์ (มีค่าคงที่) ดังแสดงในตารางที่ 4.21 – 4.22 และรูปที่ 4.16 – 4.17

4.3.2 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุที่เหมาะสม

จากการคัดเลือกสมการที่เหมาะสมโดยพิจารณาจากค่า Adjusted R^2 และ การทดสอบค่าคลาดเคลื่อนดังที่กล่าวมาแล้วข้างต้น ทำให้ได้แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับแต่ละสถานีพบว่าแบบจำลองที่เหมาะสมได้มาจากวิธีการสร้างแบบจำลองด้วยวิธี backward และกรณีการแปลงค่าตัวแปรแบบ Log ของตัวแปรอิสระ กับ Log ของ $(PM_{10})_{t+1}$ หลังจากนั้นทำการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองที่ผ่านการคัดเลือกทั้ง 5 สถานี โดยแทนค่าในสมการที่ได้ เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างค่า PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นจากการตรวจวัดจริงกับค่า PM_{10} จากการทำนายด้วยวิธีความถดถอยเชิงพหุ โดยพิจารณาค่า R ถ้ามีค่าเข้าใกล้ 1 มาก แสดงว่ามีความถูกต้องสูง และพิจารณาค่า MSPR ถ้ามีค่าน้อยหรือมีค่าใกล้เคียงกับค่า MSE แสดงว่าแบบจำลองมีความถูกต้องสูงเช่นกัน

จากตารางที่ 4.23 พบว่าแบบจำลองที่ได้ทั้งหมดทั้งในเขตกรุงเทพมหานคร และเขตเทศบาลนครนครราชสีมา มีตัวแปรส่วนใหญ่ที่ผ่านการคัดเลือกและพบในแบบจำลองบ่อยครั้ง คือ PM_{10} , NO_2 , RH และ Temp ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ของตัวแปรหลักที่ส่งผลต่อการทำนายค่าความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น โดยมีค่า Adjusted R^2 อยู่ในช่วง 0.699 – 0.770 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสามารถของตัวแปรอิสระภายในแบบจำลองที่อธิบายความแปรปรวนของความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นได้ถึงร้อยละ 69.9 – 77.0

จากนั้นทำการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลชุดใหม่ที่ได้แบ่งไว้ร้อยละ 20 มาทำการตรวจสอบ พบว่าผลจากการทำนายและค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริง มีความสัมพันธ์กันโดยมีค่า R ของสถานีตรวจวัด 10T 11T 12T 15T และ 47T คือ 0.844, 0.877, 0.774, 0.849 และ 0.834 และมีค่า MSPR ใกล้เคียงกับค่า MSE คือ 0.046, 0.031, 0.040, 0.061 และ 0.079 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.19 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ stepwise ณ สถานี 11T

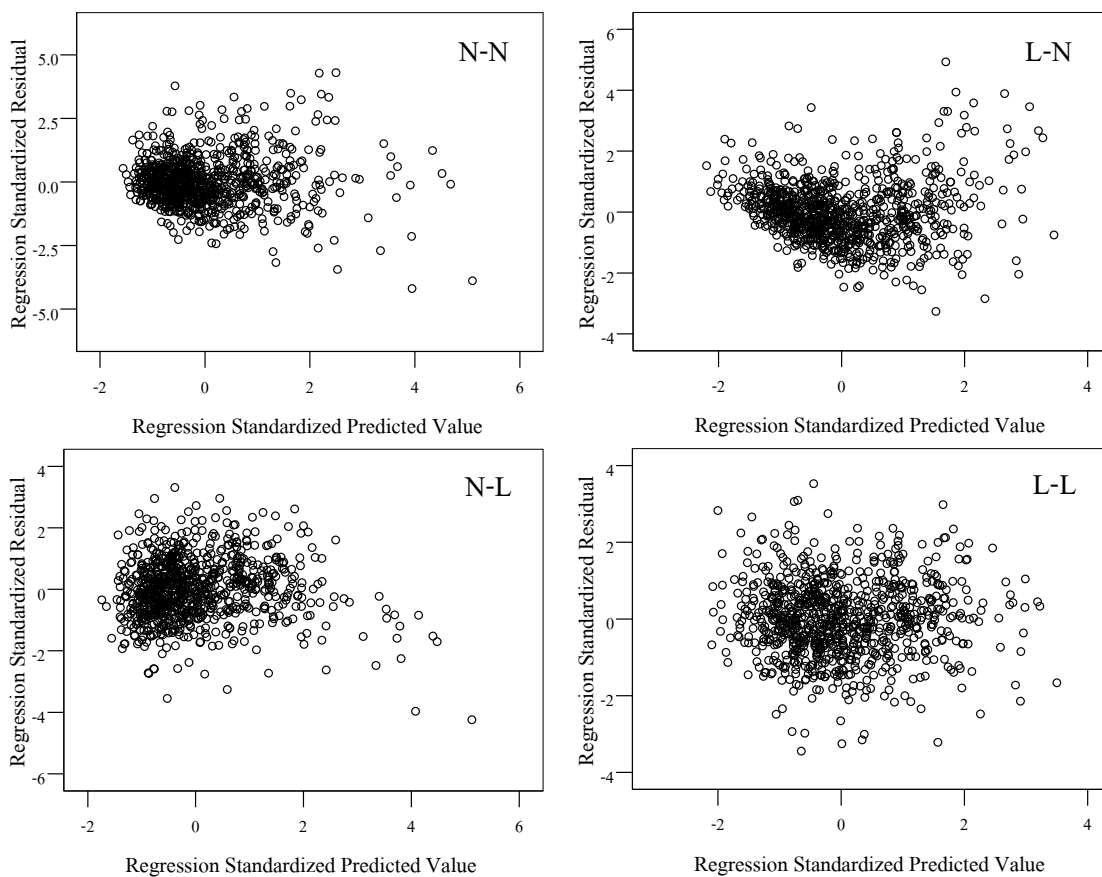
Normal - Normal						Log - Normal					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-
SO ₂	0.532	SO ₂	-	SO ₂	-0.605	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-2.515
NO ₂	-	NO ₂	-0.245	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-9.899	NO ₂	-
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-
PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.098	PM ₁₀	0.823	PM ₁₀	4.754	PM ₁₀	5.498	PM ₁₀	46.046
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	0.463	P	-	P	-	P	-	P	-
R	-	R	-1.767	R	-	R	-	R	-	R	-
RH	-	RH	-	RH	-	RH	-	RH	-	RH	-
T	-	T	-	T	-0.723	T	-	T	-	T	-24.892
WD	-	WD	-0.011	WD	0.008	WD	-	WD	-0.774	WD	-
WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-
β_0	-315.725					β_0	-125.088				
Adj.R ²	0.766					Adj.R ²	0.738				
Normal - Log						Log - Log					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-
SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-0.032
NO ₂	-	NO ₂	-0.003	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-0.131	NO ₂	-
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-
PM ₁₀	0.002	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.013	PM ₁₀	0.120	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.808
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	0.007	P	-	P	-	P	-	P	-
R	-	R	-0.048	R	-	R	-	R	-0.009	R	-
RH	0.003	RH	-	RH	-0.004	RH	-	RH	-	RH	-
T	0.019	T	-	T	-0.028	T	-	T	-	T	-0.391
WD	-	WD	-0.00016	WD	-	WD	-	WD	-0.014	WD	-
WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-
β_0	3.212					β_0	5.144				
Adj.R ²	0.733					Adj.R ²	0.750				

ตารางที่ 4.20 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ backward ณ สถานี 11T

Normal - Normal						Log - Normal					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	1.306
SO ₂	0.423	SO ₂	-	SO ₂	-0.526	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-2.529
NO ₂	-	NO ₂	-0.286	NO ₂	0.106	NO ₂	-	NO ₂	-12.186	NO ₂	4.271
O ₃	-	O ₃	-0.105	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-
PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.170	PM ₁₀	0.758	PM ₁₀	4.954	PM ₁₀	9.342	PM ₁₀	41.759
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	1.159	P	-0.847	P	-	P	1033.7	P	-956.79
R	-	R	-2.537	R	-	R	0.296	R	-	R	-
RH	0.150	RH	0.129	RH	-0.293	RH	14.625	RH	-	RH	-15.478
T	1.061	T	-	T	-1.651	T	23.312	T	-	T	-43.951
WD	-	WD	-0.009	WD	0.010	WD	-	WD	-0.649	WD	0.738
WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-
β_0	-205.718					β_0	-1043.706				
Adj.R ²	0.774					Adj.R ²	0.749				
Normal - Log						Log - Log					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	0.003
SO ₂	0.006	SO ₂	-	SO ₂	-0.007	SO ₂	-	SO ₂	0.025	SO ₂	-0.045
NO ₂	-	NO ₂	-0.005	NO ₂	0.002	NO ₂	-	NO ₂	-0.212	NO ₂	0.101
O ₃	-	O ₃	-0.002	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-0.022	O ₃	-0.001
PM ₁₀	0.001	PM ₁₀	0.002	PM ₁₀	0.012	PM ₁₀	0.103	PM ₁₀	0.107	PM ₁₀	0.722
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	0.008	P	-	P	-	P	-	P	10.993	P	-8.151
R	-	R	-0.060	R	-	R	0.007	R	-0.010	R	-0.005
RH	-	RH	0.002	RH	-0.005	RH	0.183	RH	-	RH	-0.294
T	0.018	T	-	T	-0.026	T	0.468	T	-	T	-0.907
WD	-	WD	-0.00015	WD	-	WD	-	WD	-0.009	WD	0.007
WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-0.007
β_0	2.352					β_0	-25.189				
Adj.R ²	0.738					Adj.R ²	0.760				

ตารางที่ 4.21 ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Stepwise

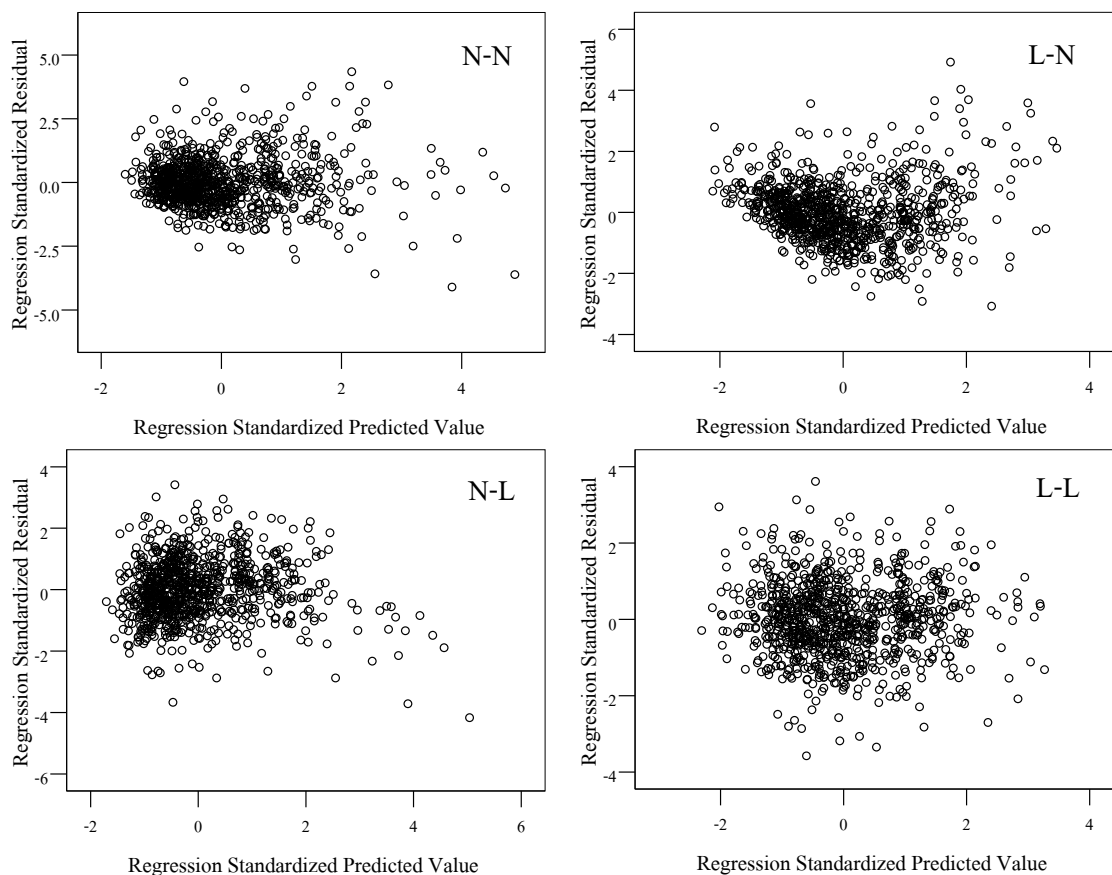
สถานี	กรณี	Kolmogorov-Smirnov		Durbin-Watson		ความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน	
11T	Normal - Normal	0.000	×	1.891	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Normal	0.000	×	1.746	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Normal - Log	0.093	✓	1.777	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Log	0.190	✓	1.965	✓	กระจายรอบ ๆ ศูนย์	✓



รูปที่ 4.16 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูปมาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี stepwise

ตารางที่ 4.22 ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Backward

สถานี	กรณี	Kolmogorov-Smirnov		Durbin-Watson		ความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน	
11T	Normal - Normal	0.000	×	1.898	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Normal	0.000	×	1.755	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Normal - Log	0.093	✓	1.720	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Log	0.045	✓	1.969	✓	กระจายรอบ ๆ ศูนย์	✓



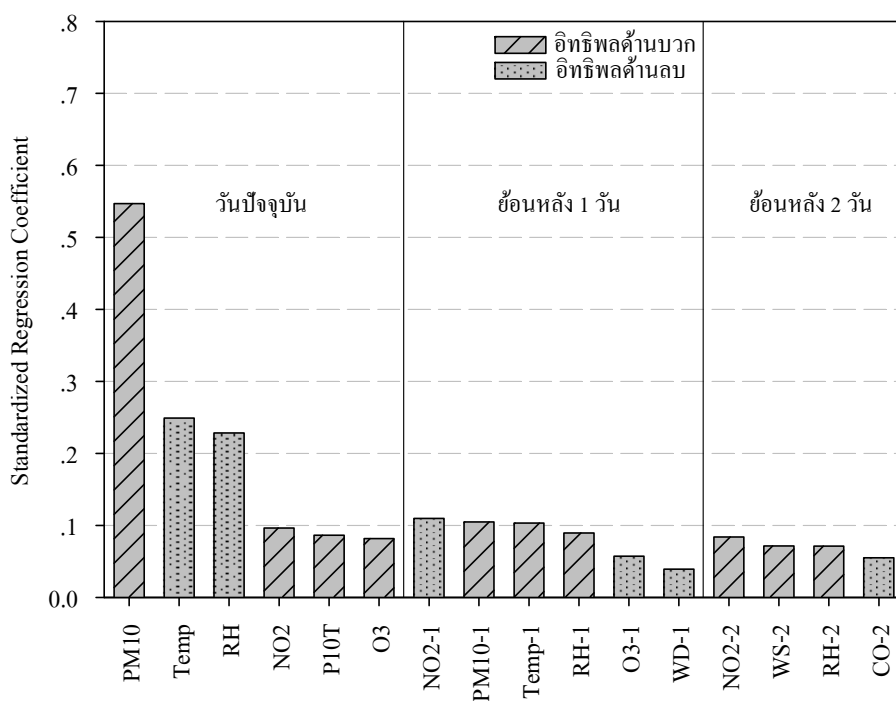
รูปที่ 4.17 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูปมาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี backward

ตารางที่ 4.23 แบบจำลองความถดถอยที่เหมาะสม

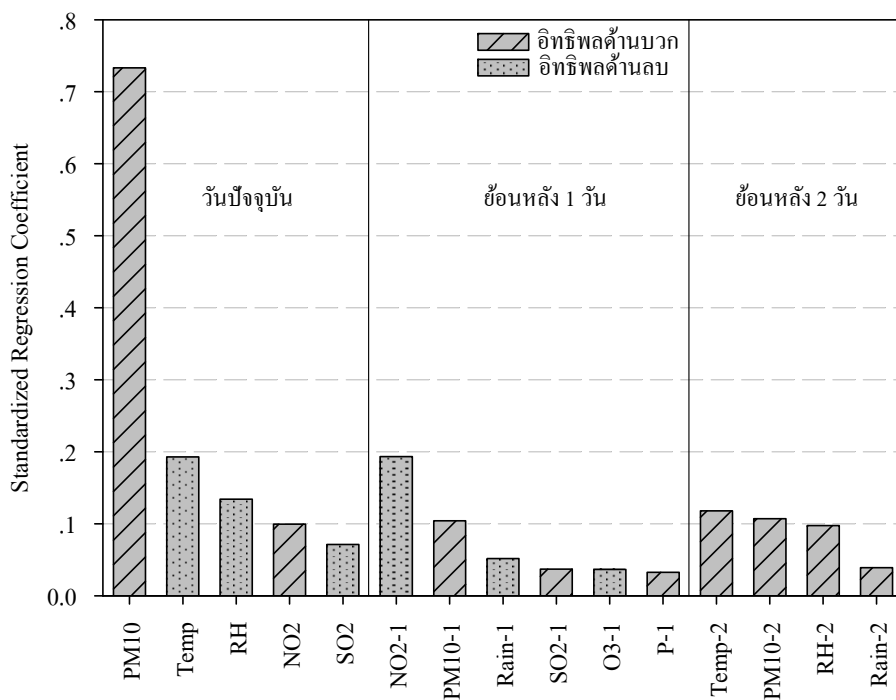
สถานี	สมการ	Regression		Validate	
		Adj.R ²	MSE	R	MSPR
10T	$(PM_{10})_{t+1} = -124.668 - 0.039(CO)_{t-2} + 0.079(NO_2)_{t-2} + 0.178(RH)_{t-2} + 0.053(WS)_{t-2}$ $- 0.103(NO_2)_{t-1} - 0.050(O_3)_{t-1} + 0.106(PM_{10})_{t-1} + 0.223(RH)_{t-1} + 0.649(T)_{t-1}$ $- 0.015(WD)_{t-1} + 0.090(NO_2)_t + 0.070(O_3)_t + 0.547(PM_{10})_t + 12.068(P)_t$ $- 0.566(RH)_t - 1.542(T)_t$	0.699	0.044	0.844	0.046
11T	$(PM_{10})_{t+1} = -25.189 + 0.103(PM_{10})_{t-2} + 0.007(Rain)_{t-2} + 0.183(RH)_{t-2} + 0.468(T)_{t-2}$ $+ 0.025(SO_2)_{t-1} - 0.212(NO_2)_{t-1} - 0.022(O_3)_{t-1} + 0.107(PM_{10})_{t-1} + 10.993(P)_{t-1}$ $- 0.010(Rain)_{t-1} - 0.009(WD)_{t-1} + 0.003(CO)_t - 0.045(SO_2)_t + 0.101(NO_2)_t$ $- 0.001(O_3)_t + 0.722(PM_{10})_t - 8.151(P)_t - 0.005(Rain)_t - 0.294(RH)_t - 0.907(T)_t$ $+ 0.007(WD)_t - 0.007(WS)_t$	0.760	0.024	0.877	0.031
12T	$(PM_{10})_{t+1} = -72.336 - 0.023(CO)_{t-2} + 0.071(PM_{10})_{t-2} + 12.814(P)_{t-2} - 0.007(Rain)_{t-2}$ $+ 0.023(SO_2)_{t-1} - 0.097(NO_2)_{t-1} - 16.998(P)_{t-1} - 0.009(Rain)_{t-1} - 0.035(SO_2)_t$ $+ 0.100(NO_2)_t + 0.026(O_3)_t + 0.607(PM_{10})_t + 11.497(P)_t - 0.014(Rain)_t$ $- 0.167(RH)_t - 0.673(T)_t - 0.043(WS)_t$	0.722	0.031	0.774	0.040
15T	$(PM_{10})_{t+1} = 29.766 + 0.057(NO_2)_{t-2} + 0.085(PM_{10})_{t-2} + 0.043(NR)_{t-2} - 0.010(Rain)_{t-2}$ $+ 0.280(RH)_{t-2} - 0.013(WD)_{t-2} + 0.047(WS)_{t-2} - 0.053(SO_2)_{t-1} - 0.200(NO_2)_{t-1}$ $- 0.055(O_3)_{t-1} + 0.180(PM_{10})_{t-1} - 0.036(NR)_{t-1} - 1.687(P)_{t-1} - 0.050(CO)_t$ $+ 0.133(NO_2)_t + 0.046(O_3)_t + 0.491(PM_{10})_t - 0.119(GR)_t - 0.567(RH)_t - 0.534(T)_t -$ $0.055(WS)_t$	0.727	0.051	0.849	0.061
47T	$(PM_{10})_{t+1} = -77.263 - 0.059(CO)_{t-2} - 0.099(O_3)_{t-2} + 0.188(PM_{10})_{t-2} - 0.112(WD)_{t-2}$ $+ 7.707(P)_{t-1} + 0.022(Rain)_{t-1} + 0.080(CO)_t + 0.147(O_3)_t + 0.591(PM_{10})_t$ $- 0.376(RH)_t - 0.424(T)_t$	0.770	0.078	0.834	0.079

4.3.3 อิทธิพลของตัวแปรอิสระ

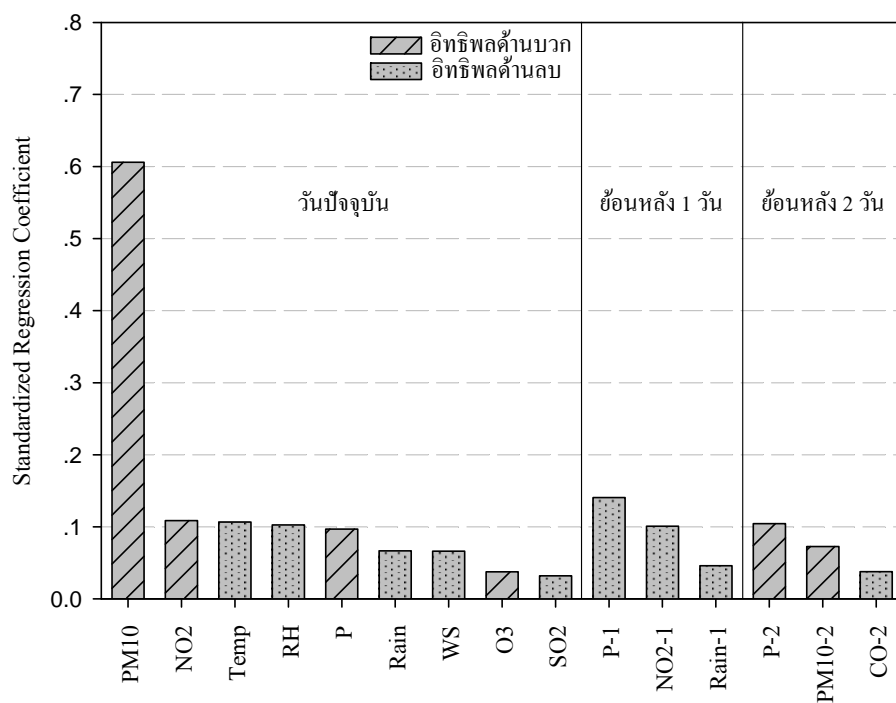
สำหรับการศึกษาอิทธิพลของปัจจัยที่มีผลกระทบต่อการทำนายค่า PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น โดยพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์ความถดถอยมาตรฐาน (standardized regression coefficient) ถ้าตัวแปรใดมีค่ามากแสดงว่า ตัวแปรอิสระนั้นจะมีน้ำหนักของความสำเร็จ หรืออิทธิพลต่อ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นมากกว่าตัวแปรอิสระที่มีค่าสัมประสิทธิ์ความถดถอยมาตรฐานน้อย โดยจะพบว่าตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นมากที่สุด และมีความโดดเด่นในทุก ๆ สถานี คือ PM_{10} รองลงมา คือ NO_2 , RH และ Temp โดยมีสัดส่วนที่ช่วยในการทำนายร้อยละ 30.65 – 51.87, 12.14 – 23.96, 5.94 – 18.77 และ 3.16 – 16.98 ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 4.18 – 4.22



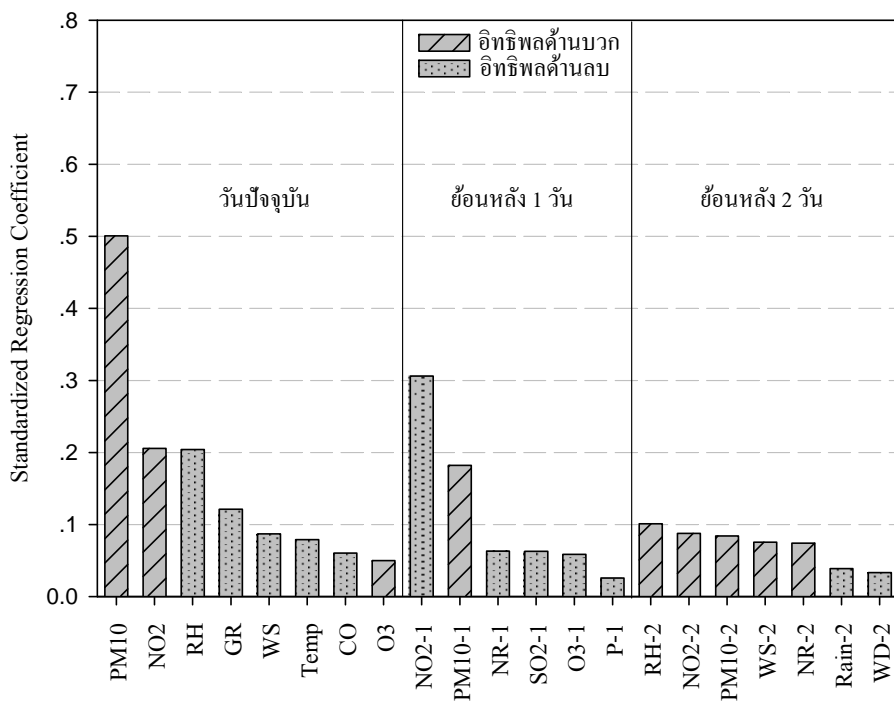
รูปที่ 4.18 อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 10T



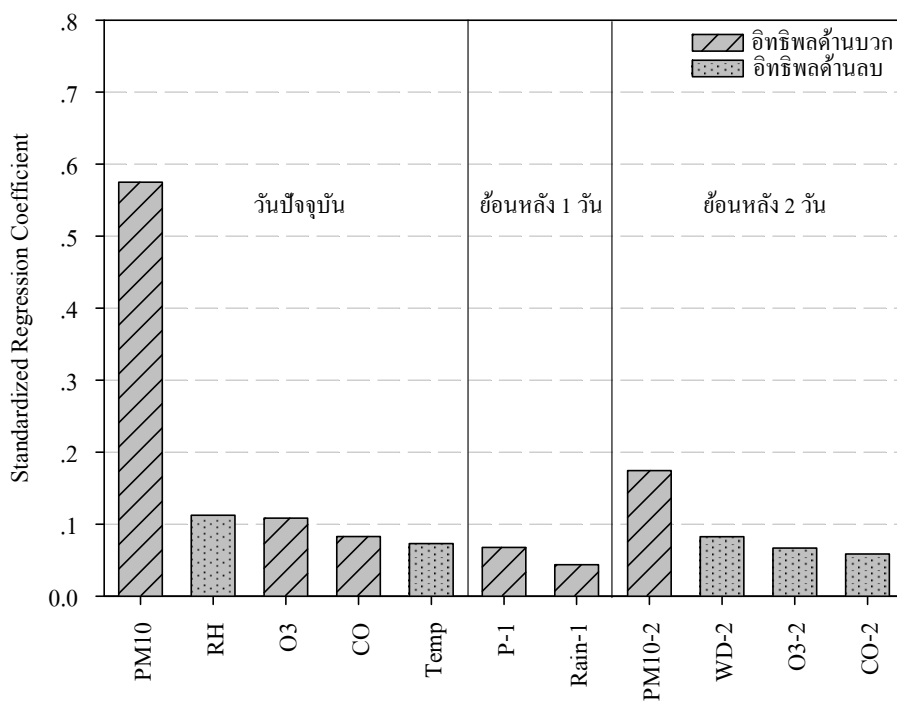
รูปที่ 4.19 อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 11T



รูปที่ 4.20 อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 12T



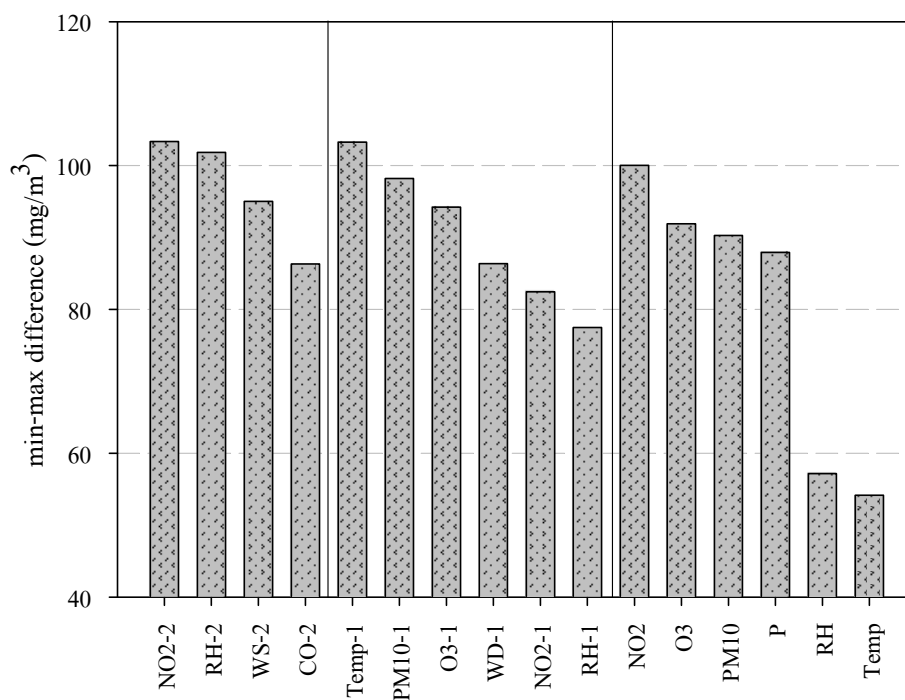
รูปที่ 4.21 อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 15T



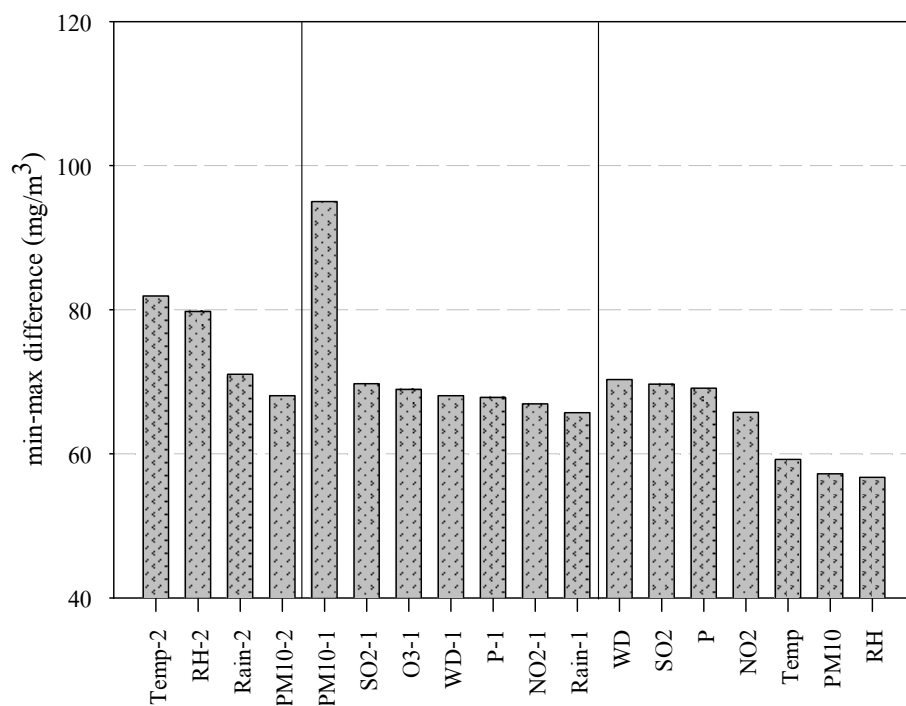
รูปที่ 4.22 อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 47T

4.3.4 ความไวของแบบจำลอง

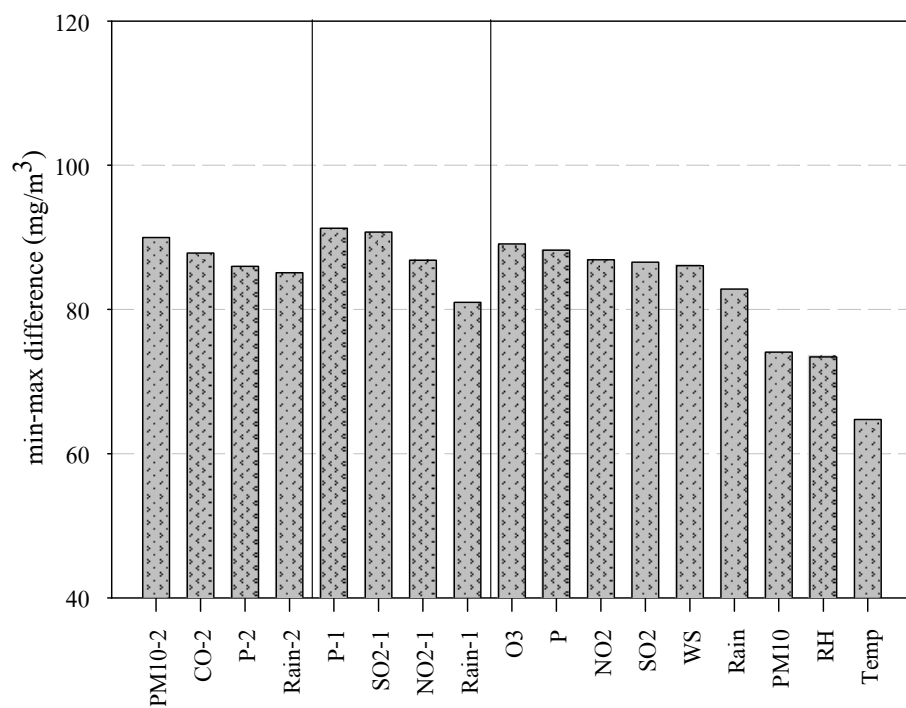
จากการทดสอบความไวของตัวแปรในแบบจำลองพบว่า ตัวแปรอิสระในแบบจำลอง ความถดถอยเชิงพหุที่มีค่าเปลี่ยนแปลงไปเป็นค่า percentiles ที่ 10 และ percentiles ที่ 90 ส่งผลให้แบบจำลองมีความไวสูง โดยพบว่า ณ สถานี 10T 11T 12T 15T และ 47T มีค่าพิสัยของผลทำนายของแบบจำลองที่มากที่สุดเท่ากับ 103, 95, 91, 117 และ 173 มกก./ลบ.ม. ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 4.23 – 4.27 และมีค่าผลต่างของพิสัยที่น้อยที่สุดและที่มากที่สุดของแบบจำลอง ณ สถานี 10T 11T 12T 15T และ 47T คือ 49, 38, 27, 55 และ 59 มกก./ลบ.ม. ตามลำดับ ซึ่งพบว่าแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุมีความไวของแบบจำลองสูงกว่าแบบจำลองโครงข่ายใยประคิษฐ์เมื่อตัวแปรอิสระมีค่าเปลี่ยนแปลงไปเท่ากันในทุก ๆ สถานี



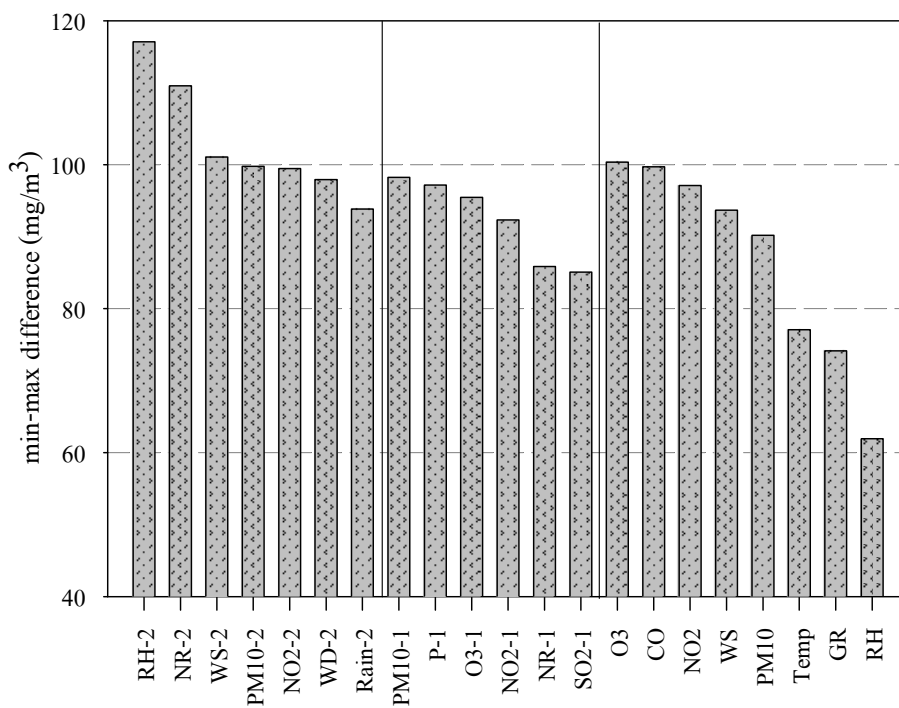
รูปที่ 4.23 ความไวของแบบจำลอง MR เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 10T



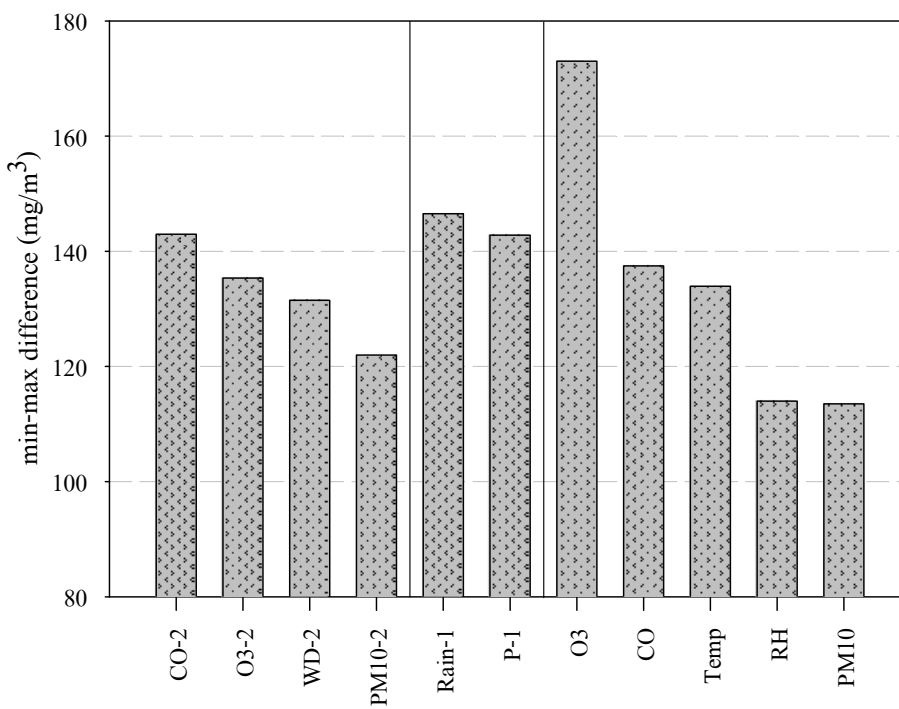
รูปที่ 4.24 ความไวของแบบจำลอง MR เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 11T



รูปที่ 4.25 ความไวของแบบจำลอง MR เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 12T



รูปที่ 4.26 ความไวของแบบจำลอง MR เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 15T



รูปที่ 4.27 ความไวของแบบจำลอง MR เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่าง ๆ ณ สถานี 47T

4.4 การศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ในการวิจัยนี้ได้นำข้อมูลทางมลพิษอากาศและอุตุนิยมวิทยาจากสถานีตรวจวัดบริเวณพื้นที่ทั่วไป ในช่วงปี 2543 – 2547 มาทำการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ เพื่อทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นของสถานีตรวจวัดในเขตกรุงเทพมหานคร และในเขตเทศบาลนครนครราชสีมา ดังแสดงไว้ในหัวข้อที่ 4.2 และ 4.3 ซึ่งในขั้นต่อไปจะทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้งสอง โดยทำการสุ่มข้อมูลชุดใหม่ในช่วงปี 2548 – 2549 จำนวน 350 ชุดข้อมูล มาประเมิน และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้วิธีทางสถิติดังนี้

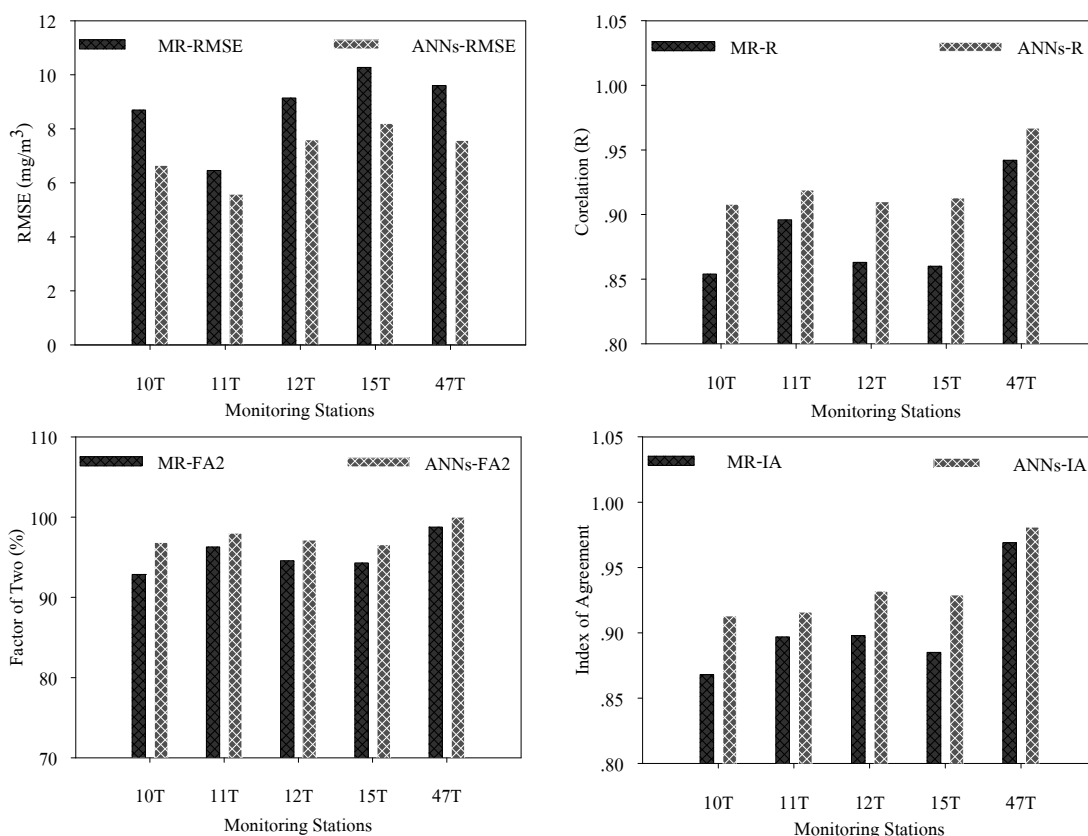
- Root mean square error, RMSE
- Correlation, R
- Factor of two
- Index of Agreement, IA

4.4.1 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

จากตารางที่ 4.24 และรูปที่ 4.28 แสดงผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการทำนายความเข้มข้นของค่า PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานีตรวจวัดในเขตกรุงเทพมหานคร และในเขตเทศบาลนครนครราชสีมา พบว่า ณ สถานี 10T 11T 12T 15T และ 47T มีค่า RMSE จากการทำนายด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์เท่ากับ 6.649, 5.581, 7.595, 8.202 และ 7.571 มก./ลบ.ม. ตามลำดับ ซึ่งมีค่าน้อยกว่าการทำนายด้วยแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุที่มีค่าเท่ากับ 8.700, 6.461, 9.139, 10.275 และ 9.603 มก./ลบ.ม. หรือ ร้อยละ 23.6, 13.6, 16.9, 20.2 และ 21.2 ตามลำดับ แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์มีประสิทธิภาพที่ดีกว่า

ตารางที่ 4.24 ผลเปรียบเทียบดัชนีชี้วัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

สถานี	RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)		R		Factor of Two (%)		IA	
	MR	ANNs	MR	ANNs	MR	ANNs	MR	ANNs
10T	8.700	6.649	0.854	0.908	92.857	96.857	0.868	0.913
11T	6.461	5.581	0.896	0.919	96.286	98.000	0.897	0.916
12T	9.139	7.595	0.863	0.910	94.571	97.143	0.898	0.932
15T	10.275	8.202	0.860	0.913	94.286	96.571	0.885	0.929
47T	9.603	7.571	0.942	0.967	98.765	100.000	0.969	0.981

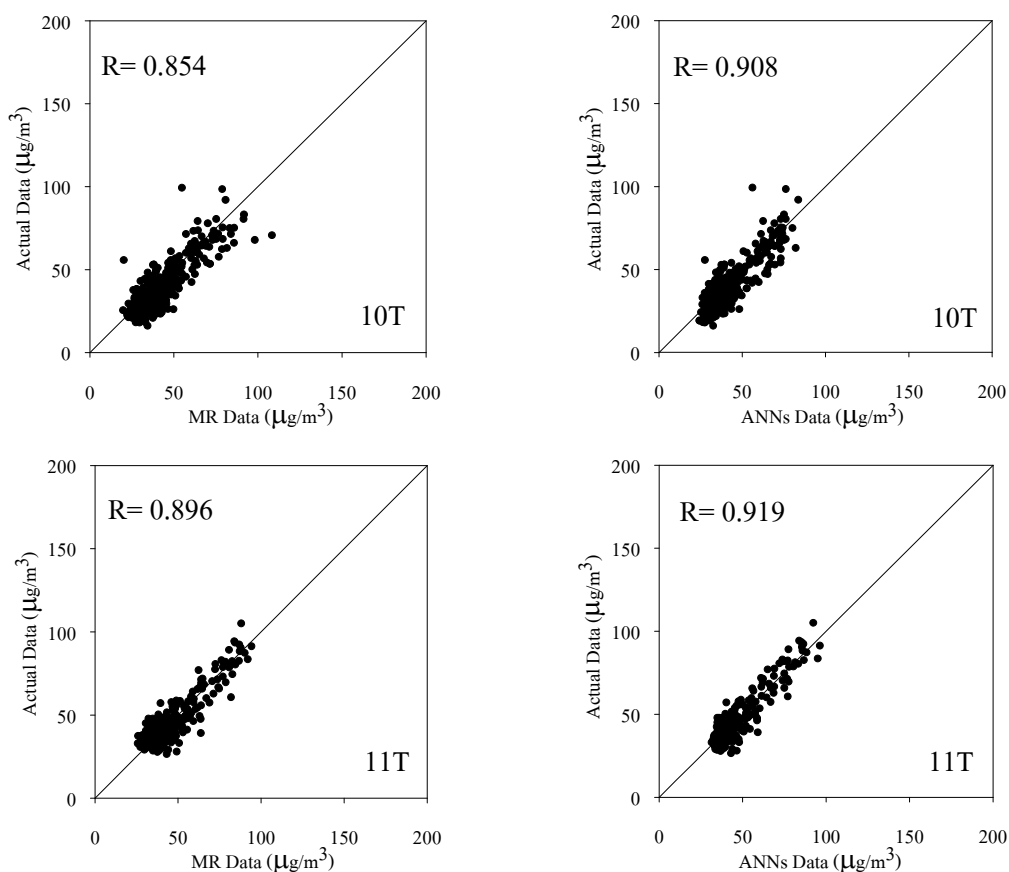


รูปที่ 4.28 แผนภูมิแท่งแสดงผลเปรียบเทียบค่า RMSE R Factor of Two และ IA ระหว่างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ และแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

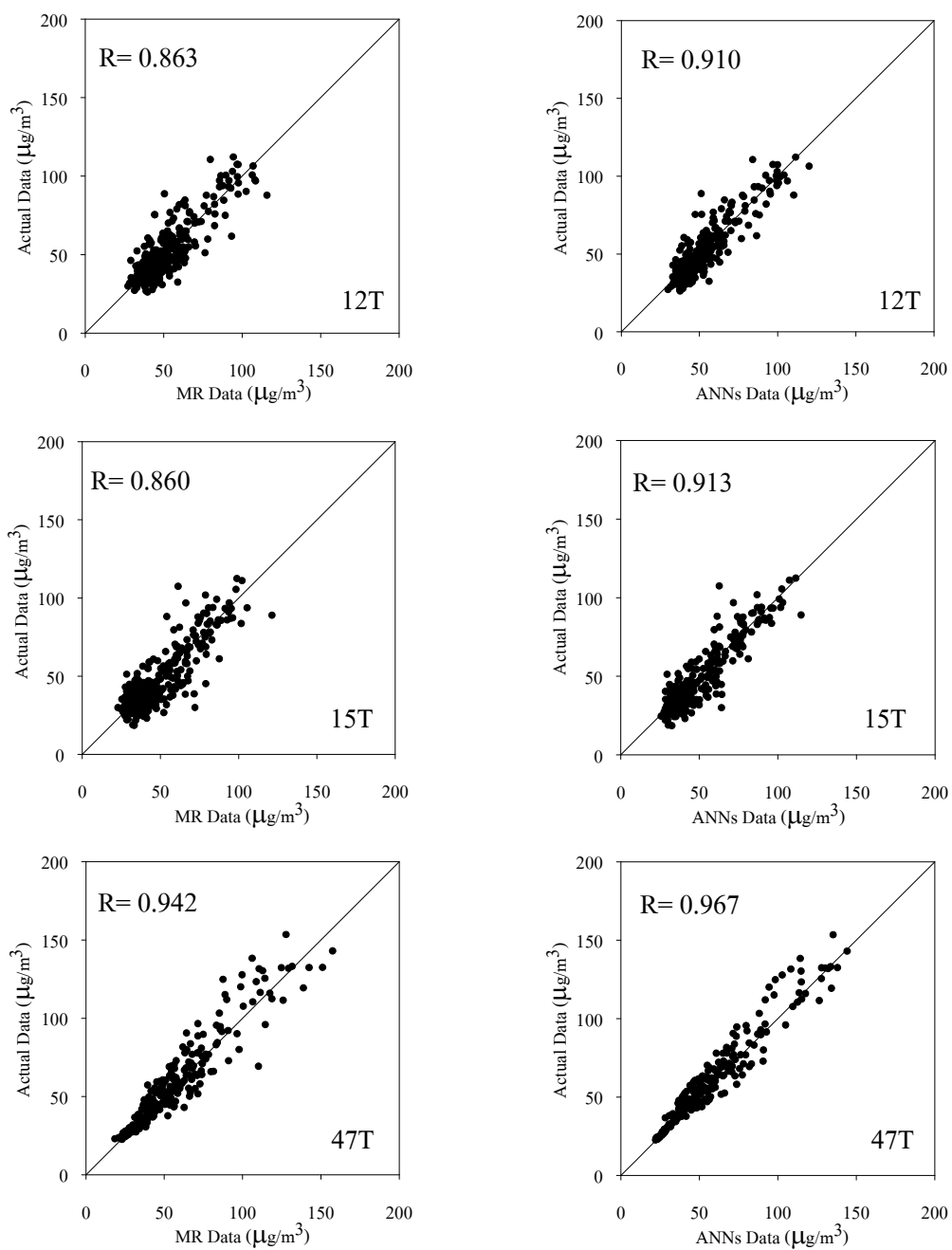
เมื่อพิจารณาค่า R จากตารางที่ 4.24 และรูปที่ 4.28 ซึ่งสามารถแสดงในรูปกราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าจากการทำนายและค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริง โดยที่แกนในแนวตั้งแสดงค่าจากการตรวจวัดจริง แกนในแนวนอนแสดงค่าที่ได้จากการทำนาย และมีเส้นอ้างอิงแสดงความเท่ากัน (Equality line) ดังรูปที่ 4.29 โดยแบบจำลองที่มีความสามารถในการทำนายสูงจะมีค่าเรียงกันอยู่บนเส้นอ้างอิง พบว่าผลทำนายด้วยแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุมีการกระจายตัวกันอย่างหลวม ๆ อยู่บนเส้นความเท่ากัน แต่พบว่าผลทำนายด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์สามารถให้ผลทำนายที่แม่นยำกว่าโดยมีผลทำนายส่วนใหญ่เกาะกลุ่มแน่นอยู่บนเส้นอ้างอิง ส่งผลให้ค่า R มีค่าเท่ากับ 0.908, 0.919, 0.910, 0.913 และ 0.967 ตามลำดับ ซึ่งมีค่าสูงกว่าแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุที่มีค่า R เท่ากับ 0.854, 0.896, 0.863, 0.860 และ 0.942 ตามลำดับ

ผลการเปรียบเทียบค่า Factor of Two แสดงถึงร้อยละของจำนวนผลทำนายที่อยู่ในช่วงของส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานจากค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริง พบว่าผลทำนายของแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุที่เกาะกลุ่มอยู่รอบ ๆ เส้นความเท่ากัน มีการกระจายตัวห่างจากค่าจริงมากกว่าช่วงของค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ทำให้มีค่า Factor of two เท่ากับร้อยละ 92.857, 96.286, 94.571, 94.286 และ 98.765 ตามลำดับ ส่วนการทำนายด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์จะให้ผลการทำนายที่ดีกว่า เนื่องจากมีค่าผลการทำนายอยู่ในช่วงมากกว่า โดยมีค่าเท่ากับร้อยละ 96.857, 98.000, 97.143, 96.571 และ 100 ตามลำดับ

นอกจากนี้ยังพบว่า จากการประเมินด้วยวิธี IA ผลที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์นั้น มีค่ามากกว่าแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วง 0.913 – 0.981 และ 0.868 – 0.969 ตามลำดับ แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์มีประสิทธิภาพที่ดีกว่า



รูปที่ 4.29 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าจากการทำนายและค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริง



รูปที่ 4.29 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าจากการทำนายและค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริง (ต่อ)

สรุปผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยการทดสอบด้วยตัวชี้วัดทางสถิติพบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ให้ผลทดสอบที่ดีกว่าแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุในทุก ๆ ตัวชี้วัด ซึ่งให้ผลทดสอบใกล้เคียงกับงานวิจัยของ Kukkonen et al. (2003), Jiang et al. (2003), Corani (2005), Grivas and Chaloulakou (2006) และ Slini et al. (2006) ที่ได้ทำการศึกษากการทำนายความเข้มข้นของมลพิษทางอากาศโดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันปัจจุบัน ดังแสดงในตารางที่ 4.25 โดยได้ทำการเปรียบเทียบกับงานวิจัยที่ได้ทำการศึกษากการทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ซึ่งสรุปได้ว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์สามารถใช้เป็นเครื่องมือในการทำนายความเข้มข้นของมลพิษทางอากาศในเขตเมือง

อย่างไรก็ตามการใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุที่ได้ นั้น ถูกสร้างมาจากความสัมพันธ์ของข้อมูลมลพิษทางอากาศ และอุตุนิยมวิทยาภายในสถานีเดียวกัน ซึ่งมีลักษณะของความสัมพันธ์เฉพาะที่ จึงมีข้อจำกัดในการทำนายคือ สามารถทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นได้เฉพาะสถานีเท่านั้น

ตารางที่ 4.25 การเปรียบเทียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับผลการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

อ้างอิง	เรื่องที่ทำการศึกษา	แบบจำลอง	ตัวชี้วัด	
			R	IA
Jiang et al. (2003)	ทำนายดัชนีมลพิษทางอากาศ (PM_{10}) เป็นรายวันในกรุงเซี่ยงไฮ้	linear model	0.56	-
		ANNs	0.61	-
Kukkonen et al. (2003)	ทำนายความเข้มข้นของ NO_2 และ PM_{10} ที่เมืองเฮลซิงกิ	linear model	0.45 - 0.49	0.59 - 0.61
		ANNs	0.58 - 0.65	0.70 - 0.77
Corani (2005)	ทำนายความเข้มข้นของโอโซนและ PM_{10} ที่เมืองมิลาน	linear model	-	-
		ANNs	0.83 - 0.90	0.90 - 0.94
Grivas and Chaloulakou (2006)	ทำนายค่าความเข้มข้นของ PM_{10} เป็นรายชั่วโมง ใน Greater Athens Area (GAA) ประเทศกรีซ	linear model	0.53 - 0.59	0.65 - 0.72
		ANNs	0.65 - 0.83	0.79 - 0.90
Slini et al. (2006)	ทำนายการเกิด PM_{10} ในเมือง Thessaloniki ประเทศกรีซ	linear model	-	0.446
		ANNs	-	0.515
งานวิจัยนี้	ทำนายการเกิด PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น 4 สถานีในเขตกทม. และ 1 สถานีในเขตเทศบาลนครนครราชสีมา	linear model	0.85 - 0.94	0.87 - 0.97
		ANNs	0.91 - 0.97	0.91 - 0.98

เพื่อให้ทราบถึงความสามารถในการทำนายของแบบจำลองสำหรับการใช้งานจริง ในช่วงค่าความเข้มข้นต่าง ๆ การศึกษาในขั้นต่อมา จึงพิจารณาช่วงค่าของความเข้มข้นที่นำมาใช้สร้างแบบจำลองเทียบกับผลการทำนายเมื่อใช้ข้อมูลชุดใหม่ ซึ่งจากการวิเคราะห์สถิติพรรณนาของชุดข้อมูลที่นำมาใช้สร้างแบบจำลองพบว่ามีความเฉลี่ย และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของความเข้มข้นของ PM_{10} แต่ละสถานีอยู่ในช่วง 45.3 – 57.4 มกก./ลบ.ม. และ 18.9 – 36.0 มกก./ลบ.ม. ตามลำดับ เมื่อดำเนินการทดสอบแบบจำลอง (validate) ด้วยชุดข้อมูลใหม่ จึงทำให้สามารถทำนายผลได้ดีในช่วงดังกล่าวดังแสดงให้เห็นในตารางที่ 4.26 – 4.30 ซึ่งแสดงถึงค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนของผลทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 กรณีแจกแจงความเข้มข้นเป็นรายสถานี

พบว่าทั้งแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ สามารถทำนายผลได้ดีในช่วงความเข้มข้นเท่ากับ $\bar{x} \pm s.d.$ ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วง 26.4 – 94.0 มกก./ลบ.ม. โดยมีค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อน เมื่อผลทำนายอยู่ในช่วงนี้ เท่ากับ $5.17 (\pm 0.83) - 7.35 (\pm 1.26)$ มกก./ลบ.ม. และ $6.29 (\pm 1.00) - 9.36 (\pm 1.58)$ มกก./ลบ.ม. ส่วนแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุตามลำดับ ส่วนผลทำนายที่มีค่าสูง หรือต่ำกว่าช่วง $\bar{x} \pm s.d.$ จะมีค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ $6.56 (\pm 2.03) - 14.05 (\pm 5.41)$ มกก./ลบ.ม. และ $6.86 (\pm 3.23) - 17.88 (\pm 6.56)$ มกก./ลบ.ม. สำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุตามลำดับ

ตารางที่ 4.26 ค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนจากการทำนาย กรณีแจกแจงความเข้มข้น ณ สถานี 10T

สถานี 10T		ANNs	MR
range ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	count	RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)
< 26.38	59	9.43 (± 2.42)	11.40 (± 2.77)
45.31 \pm 18.93	262	5.40 (± 0.98)	6.93 (± 1.21)
> 64.24	29	9.47 (± 6.64)	14.68 (± 7.76)

ตารางที่ 4.27 ค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนจากการทำนาย กรณีแจกแจงความเข้มข้น ณ สถานี 11T

สถานี 11T		ANNs	MR
range ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	count	RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)
< 33.99	64	6.56 (± 2.03)	6.99 (± 2.28)
53.29 \pm 19.30	262	5.17 (± 0.83)	6.29 (± 1.00)
> 72.59	24	6.92 (± 2.78)	6.86 (± 3.23)

ตารางที่ 4.28 ค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนจากการทำนาย กรณีแจกแจงความเข้มข้น ณ สถานี 12T

สถานี 12T		ANNs	MR
range ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	count	RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)
< 36.77	77	7.14 (± 2.05)	8.35 (± 2.35)
56.62 \pm 19.85	237	6.92 (± 1.24)	8.30 (± 1.49)
> 76.47	36	11.69 (± 5.25)	14.46 (± 5.70)

ตารางที่ 4.29 ค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนจากการทำนาย กรณีแจกแจงความเข้มข้น ณ สถานี 15T

สถานี 15T		ANNs	MR
range ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	count	RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)
< 29.09	38	9.18 (± 3.02)	10.95 (± 3.69)
53.29 \pm 19.30	280	7.35 (± 1.26)	9.36 (± 1.58)
> 82.03	32	12.76 (± 6.72)	15.68 (± 7.32)

ตารางที่ 4.30 ค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนจากการทำนาย กรณีแจกแจงความเข้มข้น ณ สถานี 47T

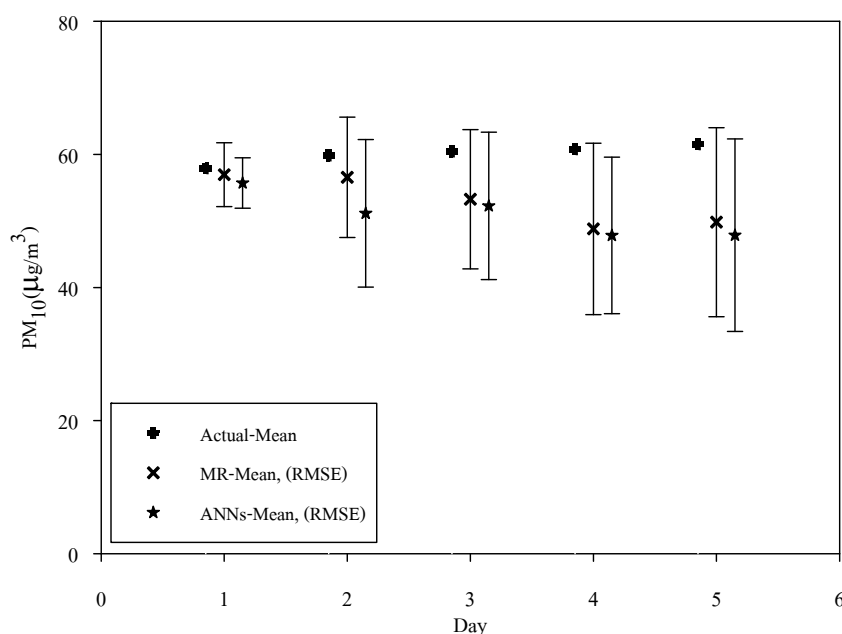
สถานี 47T		ANNs	MR
range ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	count	RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)
< 20.8	-	-	-
57.40 \pm 36.60	214	6.19 (± 1.06)	7.84 (± 1.63)
> 94.0	29	14.05 (± 5.41)	17.88 (± 6.56)

4.5 แบบจำลองสำหรับการทำนายล่วงหน้า 5 วัน

สำหรับการศึกษาในหัวข้อนี้เป็นการนำรูปแบบการพัฒนาแบบจำลองเพื่อทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ดังที่กล่าวมาแล้วข้างต้น ทั้งโครงข่ายประสาทประดิษฐ์และความถดถอยเชิงพหุมาทำนายไปข้างหน้า 5 วัน สำหรับสถานี 47T (บ้านพักทหารมณฑลทหารบกที่ 21 จ.นครราชสีมา) โดยทำการสร้างแบบจำลองขึ้นมาใหม่สำหรับการทำนายไปข้างหน้าในแต่ละวัน ได้ผลดังรูปที่ 4.30 พบว่าแบบจำลองทั้งสองให้ผลทำนายไปในทิศทางเดียวกัน คือ เมื่อจำนวนวันที่ทำนายไปข้างหน้าเพิ่มขึ้นในแต่ละวัน ค่าเฉลี่ยของผลทำนายจะมีค่าลดลงเมื่อเทียบกับค่าเฉลี่ยจากการตรวจวัดจริง และพบว่าค่า RMSE ก็มีแนวโน้มที่เพิ่มขึ้นตามจำนวนวันที่ทำนายล่วงหน้าเช่นกัน

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองในการทำนายล่วงหน้า 5 วัน โดยใช้ตัวชี้วัด เช่นเดียวกับในกรณีทำนายล่วงหน้า 1 วัน ได้ผลดังตารางที่ 9.31 และรูปที่ 4.31 พบว่าประสิทธิภาพในการทำนายลดลงอย่างเห็นได้ชัด และไม่พบความแตกต่างระหว่างประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองทั้งสองได้อย่างชัดเจน และจากรูปที่ 4.32 แสดงแผนภาพการกระจายระหว่างผลทำนาย และค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริง แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการทำนายที่ลดลง ซึ่งผลการทำนายเริ่มมีความผิดพลาดมากขึ้นในวันล่วงหน้าวันที่สอง โดยเฉพาะในวันที่มีค่าความเข้มข้นสูงกว่า 50 มก./ลบม. จะให้ผลทำนายส่วนใหญ่ต่ำกว่าค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริงเมื่อพิจารณาจากการกระจายตัวของข้อมูลส่วนใหญ่ที่กระจายไปอยู่ในส่วนบนของเส้นความเท่ากัน และความผิดพลาดเพิ่มมากขึ้นตามจำนวนวันที่เพิ่ม สอดคล้องกับงานวิจัยของ Kurt (2008) ที่ทำการศึกษการทำนายมลพิษอากาศล่วงหน้า 3 วัน พบว่าในวันที่ 2 และวันที่ 3 ค่าผิดพลาดจะเพิ่มขึ้นตามลำดับ

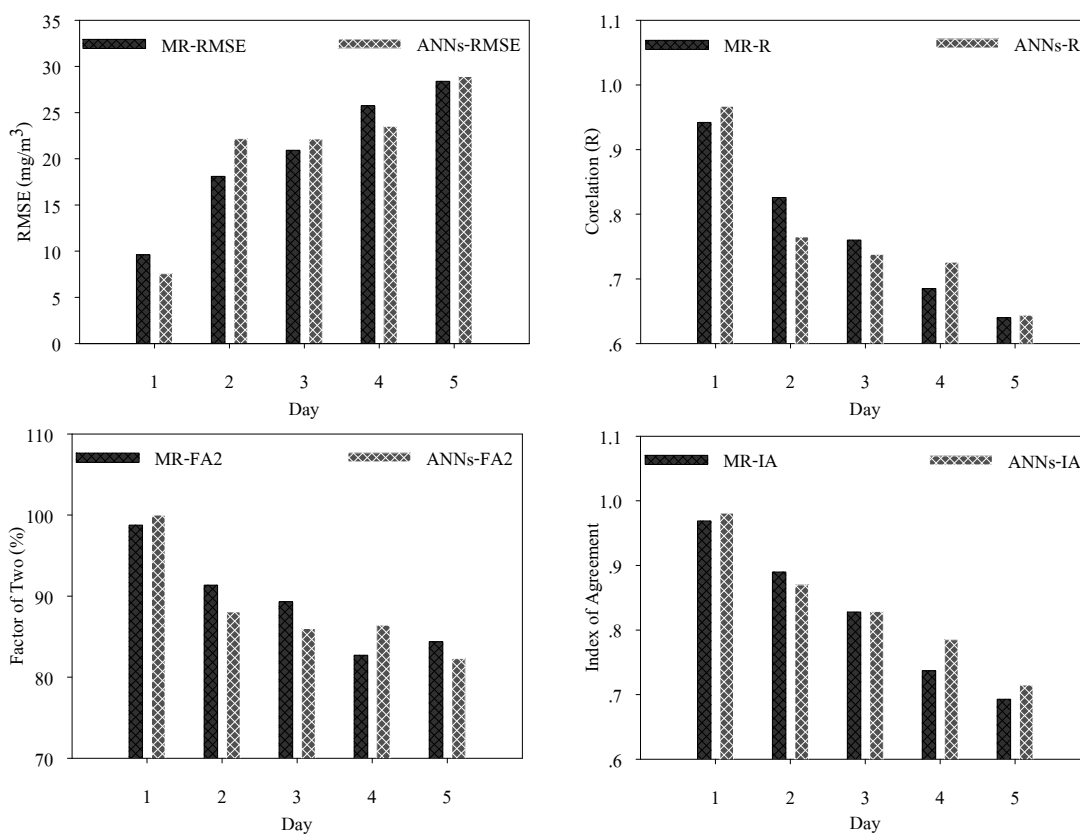
จากผลการศึกษาข้างต้น แม้ว่าความผิดพลาดในการทำนายจะเพิ่มขึ้นตามจำนวนวันล่วงหน้า แต่ก็มีแนวโน้มที่จะสามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้จริงในการคาดการณ์ระดับมลพิษในพื้นที่ที่มีปัญหาหมอกพิษอากาศสูง เช่น กรุงเทพมหานคร หรือ จังหวัดเชียงใหม่ เพราะสามารถนำผลทำนายมาใช้ประกอบการวางแผนรับมือสภาพปัญหา หรือแก้ไขป้องกันล่วงหน้า แม้ว่าจะไม่ใช่ค่าที่มีความแม่นยำสูงก็ตาม



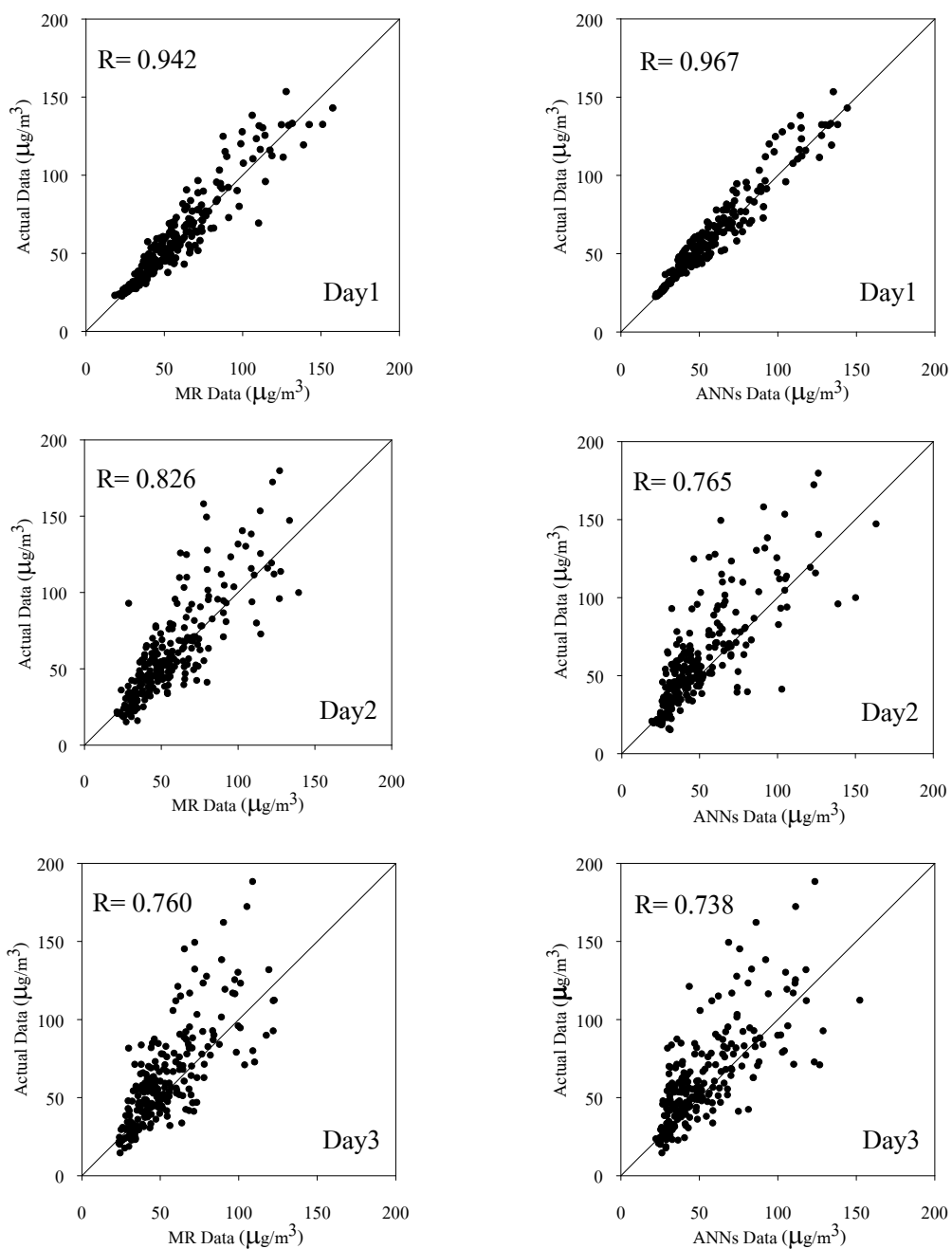
รูปที่ 4.30 ผลเปรียบเทียบค่าเฉลี่ย และ RMSE ระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ ในการทำนายไปข้างหน้า 5 วัน

ตารางที่ 4.31 คำนวณประสิทธิภาพของแบบจำลองในการทำนายไปข้างหน้า 5 วัน ของสถานี 47T

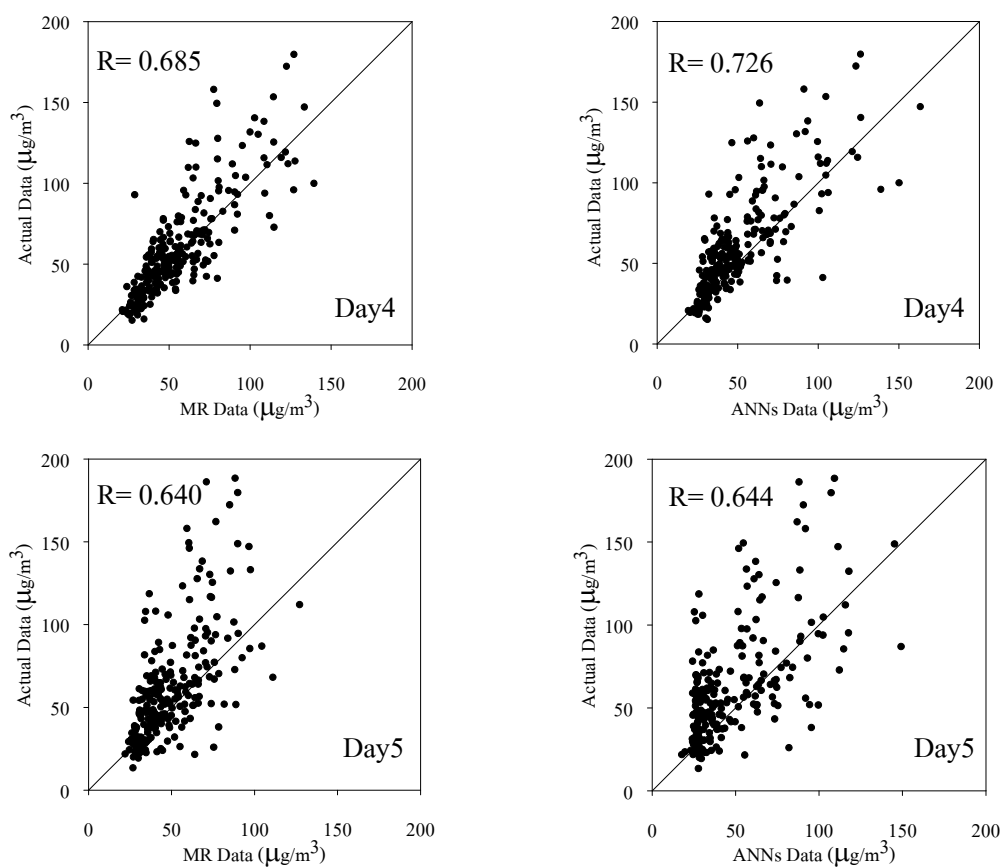
ทำนาย ล่วงหน้า	RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)		R		Factor of Two (%)		IA	
	MR	ANNs	MR	ANNs	MR	ANNs	MR	ANNs
1 วัน	9.603	7.571	0.942	0.967	98.765	100.000	0.969	0.981
2 วัน	18.096	22.181	0.826	0.765	91.358	88.066	0.890	0.870
3 วัน	20.929	22.152	0.760	0.738	89.300	86.008	0.828	0.829
4 วัน	25.750	23.514	0.685	0.726	82.716	86.420	0.737	0.785
5 วัน	28.393	28.921	0.640	0.644	84.362	82.305	0.693	0.715



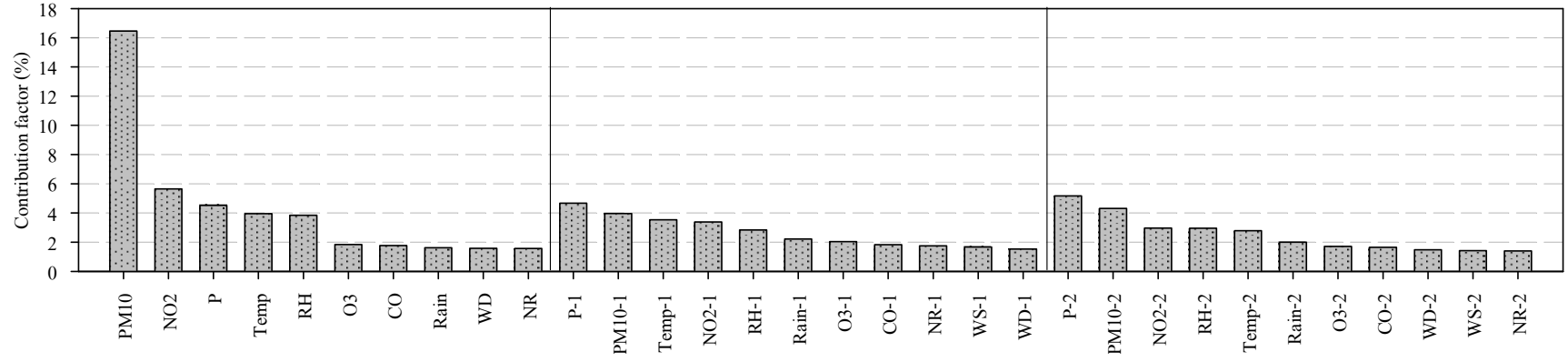
รูปที่ 4.31 แผนภูมิแท่งแสดงผลเปรียบเทียบค่า RMSE R Factor of Two และ IA ระหว่างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ และแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ในการทำนายค่า PM_{10} ไปข้างหน้า 5 วัน



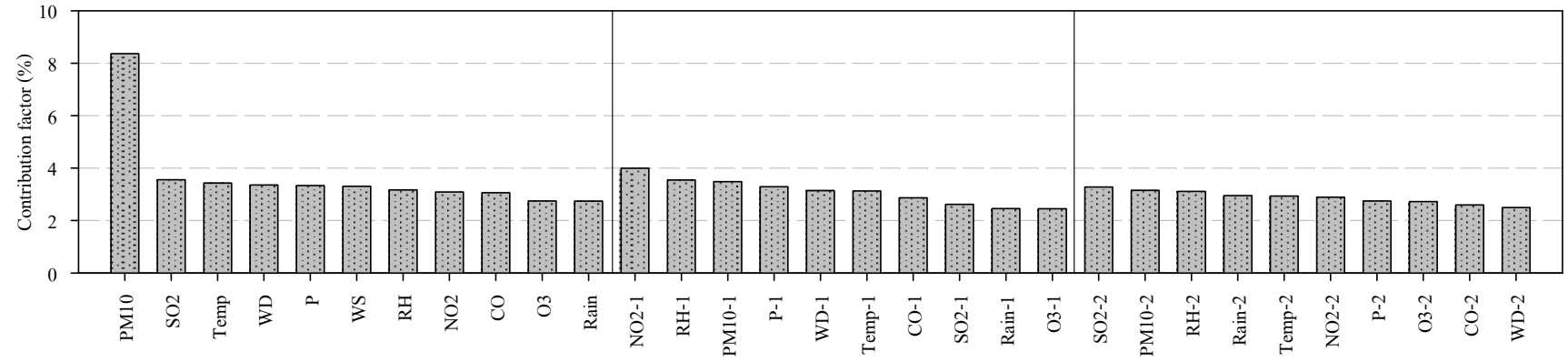
รูปที่ 4.32 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริงและค่าจากการทำนายล่วงหน้า 1 วัน – 5 วัน ตามลำดับ



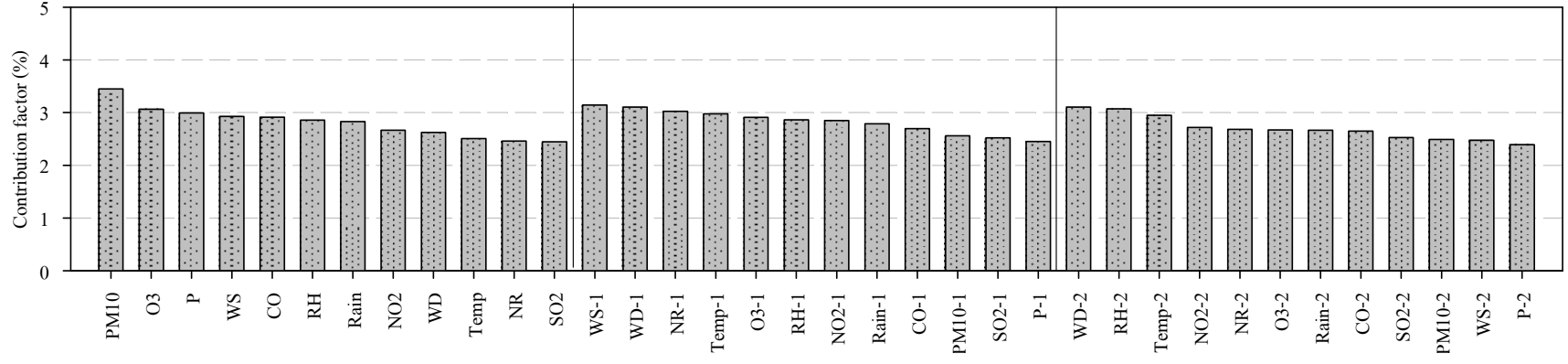
รูปที่ 4.32 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริงและค่าจากการทำนายล่วงหน้า 1 วัน – 5 วัน ตามลำดับ (ต่อ)



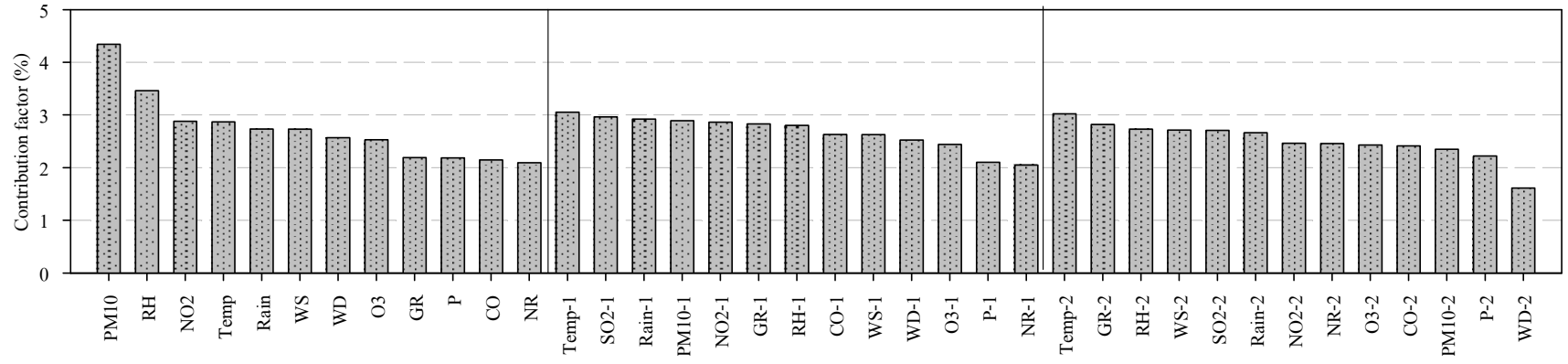
รูปที่ 4.6 อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 10T



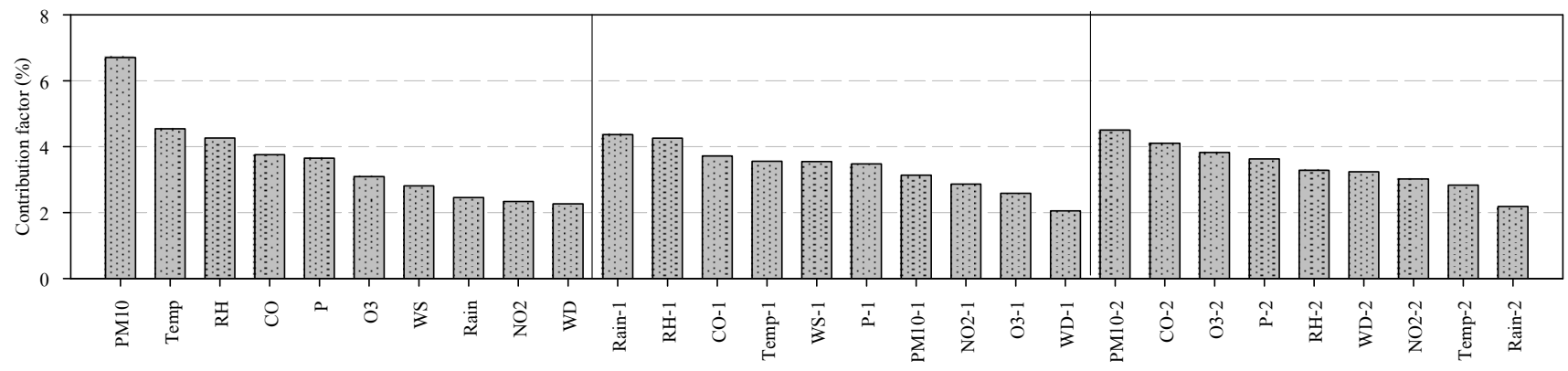
รูปที่ 4.7 อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 11T



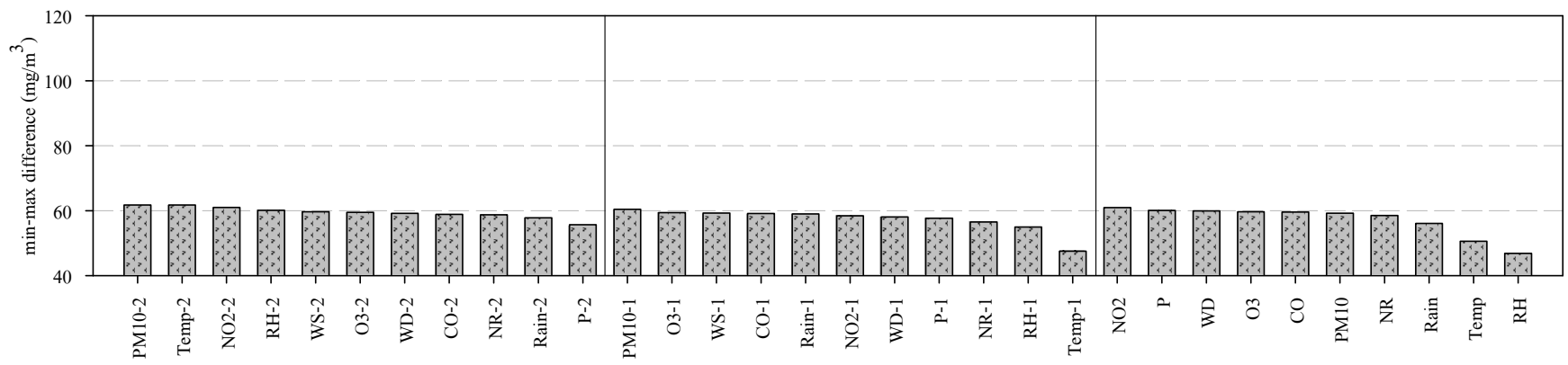
รูปที่ 4.8 อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 12T



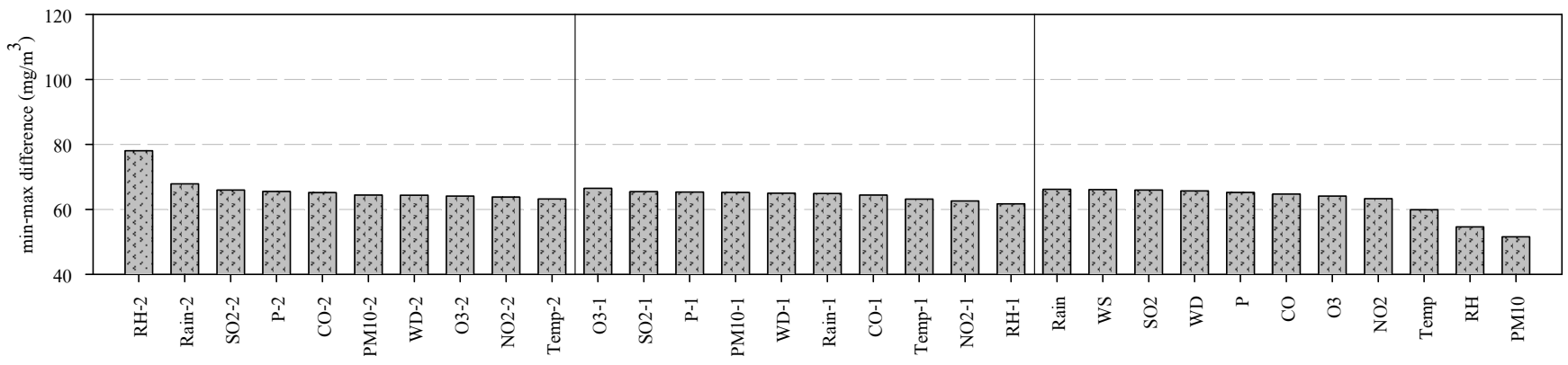
รูปที่ 4.9 อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 15T



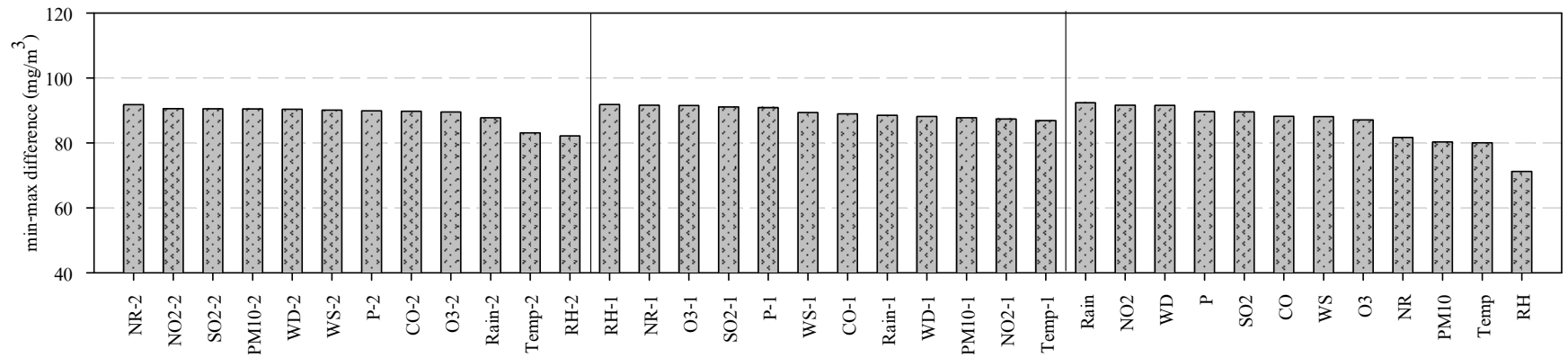
รูปที่ 4.10 อิทธิพลของตัวแปรอิสระ ณ สถานี 47T



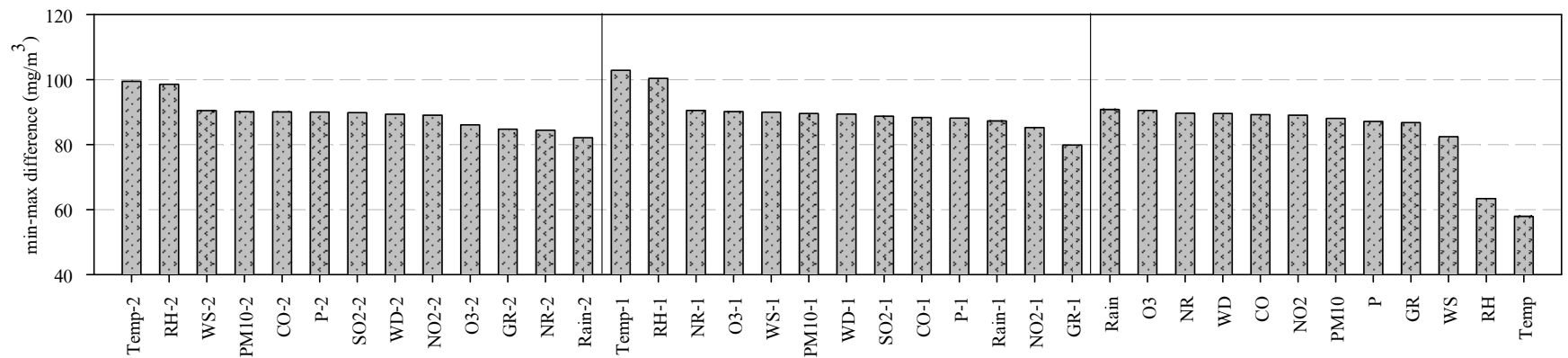
รูปที่ 4.11 ความไวของแบบจำลอง ANNs เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่างๆ ณ สถานี 10T



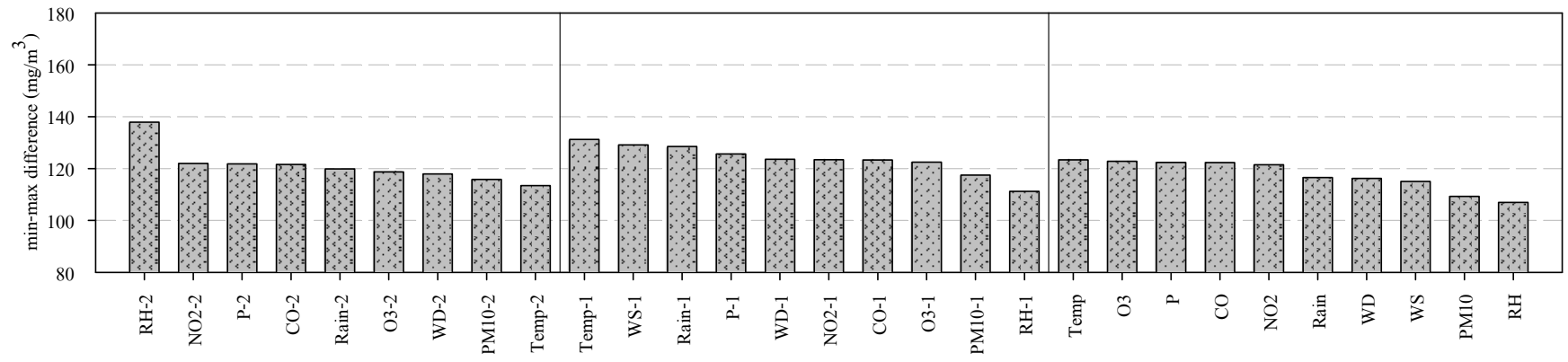
รูปที่ 4.12 ความไวของแบบจำลอง ANNs เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระต่างๆ ณ สถานี 11T



รูปที่ 4.13 ความไวของแบบจำลอง ANNs เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระ ๆ ณ สถานี 12T



รูปที่ 4.14 ความไวของแบบจำลอง ANNs เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระ ๆ ณ สถานี 15T



รูปที่ 4.15 ความไวของแบบจำลอง ANNs เมื่อเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรอิสระ ๆ ณ สถานี 47T

บทที่ 5

สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการศึกษา

การศึกษานี้ เริ่มจากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์เพื่อคัดเลือกตัวแปรที่เหมาะสมในการสร้างแบบจำลอง ระหว่างข้อมูล PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นกับข้อมูลมลพิษทางอากาศอื่น ๆ ได้แก่ CO SO_2 NO_2 และ O_3 และข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ได้แก่ GR NR P Rain RH T WD และ WS โดยใช้ข้อมูลจากการตรวจวัดในวันปัจจุบัน วันย้อนหลัง 1 วัน และย้อนหลัง 2 วัน ณ สถานีตรวจวัดอากาศบริเวณพื้นที่ทั่วไป ในพื้นที่กรุงเทพมหานคร 4 สถานี ได้แก่ สถานี 10T (สำนักงานการเคหะชุมชนคลองจั่น) สถานี 11T (สนามกีฬาการเคหะชุมชนห้วยขวาง) สถานี 12T (โรงเรียนนนทรีวิทยา) และสถานี 15T (โรงเรียนสิงหราชพิทยาคม) และ 1 สถานีในพื้นที่เทศบาลนครราชสีมา คือ สถานี 47T (บ้านพักทหารมณฑลบกที่ 21) และนำตัวแปรที่เหมาะสมไปสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ เพื่อทำนายค่าความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น จากนั้นทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ได้ และทำการประยุกต์การสร้างแบบจำลองเพื่อทำนายค่าความเข้มข้นของ PM_{10} ไปข้างหน้า 5 วัน ณ สถานี 47T โดยสามารถสรุปผลการศึกษาที่สำคัญตามวัตถุประสงค์ของการศึกษา และขั้นตอนของการศึกษาที่ตั้งไว้ ดังนี้

5.1.1 ความสัมพันธ์ระหว่าง PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น และข้อมูลคุณภาพอากาศ

ข้อมูลมลพิษอากาศ ณ สถานีตรวจวัดอากาศในเขตกรุงเทพมหานคร และในเขตเทศบาลนครราชสีมา มีความสัมพันธ์ไปในทิศทางเดียวกันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 กับ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นภายในสถานีเดียวกัน ซึ่งมีความสัมพันธ์ไปในทิศทางเดียวกันกับข้อมูลมลพิษทางอากาศทั้งในวันปัจจุบัน วันย้อนหลัง 1 วัน และย้อนหลัง 2 วัน โดยความสัมพันธ์จะลดลงตามจำนวนวันย้อนหลังที่เพิ่มขึ้น และจากการแปลงค่าตัวแปรให้อยู่ในรูปของลอการิทึมทั้ง 4 กรณี พบว่าไม่ส่งผลต่อค่าสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร โดยความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น มีความสัมพันธ์มากที่สุดกับข้อมูล PM_{10} ทั้งในวันปัจจุบันและวันย้อนหลัง โดยมีค่า R อยู่ในช่วง 0.856 – 0.543 รองลงมา คือ NO_2 มีค่าอยู่ในช่วง 0.740 – 0.307 CO มีค่าอยู่ในช่วง 0.532 – 0.186 O_3 มีค่าอยู่ในช่วง 0.500 – 0.129 และ SO_2 มีค่าอยู่ในช่วง 0.215 – 0.079

สำหรับข้อมูลอุตุนิยมวิทยา พบว่า มีความสัมพันธ์กับแบบผกผันกับ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ยกเว้นความกดอากาศที่มีความสัมพันธ์ไปในทิศทางเดียวกัน โดย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้นมีความสัมพันธ์กับตัวแปร RH P มากที่สุด รองลงมาคือตัวแปร T Rain WD WS NR และ GR ตามลำดับ

5.1.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์สำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น

ผลการศึกษาการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสมสำหรับการทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น พบว่าแบบจำลองที่ให้ค่าความผิดพลาดในรูปของค่า MAPE ที่น้อยที่สุดต้องทำการแปลงค่าตัวแปรให้อยู่ในรูปของลอการิทึมธรรมชาติ ก่อนที่จะนำมาสร้างแบบจำลอง ทั้งตัวแปรตาม และตัวแปรอิสระ ยกเว้นสถานี 12T ที่ไม่ต้องทำการแปลงค่าเฉพาะตัวแปรอิสระ ซึ่งสอดคล้องกับสมมติฐานที่ว่า การกระจายตัวของตัวแปรทางสิ่งแวดล้อม ส่วนใหญ่จะมีการกระจายตัวอยู่ในรูปแบบ log-normal และพบว่าต้องทำการเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนให้มากกว่า 1 ชั้น จึงจะส่งผลให้แบบจำลองมีค่า MAPE น้อยที่สุด ซึ่งแสดงถึงความซับซ้อนของข้อมูลที่นำมาสร้างแบบจำลอง โดยมีค่า MAPE ที่ร้อยละ 16.803, 12.221, 15.418, 17.233 และ 17.376 และมีจำนวนชั้นซ่อนที่ 3, 2, 2, 3 และ 2 ชั้น สำหรับสถานี 10T 11T 12T 15T และ 47T ตามลำดับ และตัวแปรที่มีส่วนช่วยในการทำนายมากที่สุด และมีความโดดเด่นกว่าตัวแปรอื่น ๆ คือ PM_{10} ในวันปัจจุบัน

5.1.3 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น

ผลการสร้างแบบจำลองเพื่อทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น โดยใช้วิธีความถดถอยเชิงพหุ สรุปได้ว่าแบบจำลองที่ให้ค่า Adjusted R^2 ที่ดีที่สุด และผ่านเกณฑ์การพิจารณาค่าคลาดเคลื่อน (Residual analysis) คือ แบบจำลองแบบ backward ที่มีการแปลงค่าตัวแปรตาม และตัวแปรอิสระเป็นแบบลอการิทึมธรรมชาติ โดยมีค่า Adjusted R^2 เท่ากับ 0.699, 0.760, 0.722, 0.727 และ 0.770 สำหรับสถานี 10T 11T 12T 15T และ 47T ตามลำดับ ซึ่งหลังจากที่ได้ทำการตรวจสอบความถูกต้อง พบว่ามีค่า R อยู่ในช่วง 0.877 – 0.774 โดยตัวแปรส่วนใหญ่ที่ผ่านการคัดเลือก และพบในแบบจำลองบ่อยครั้ง คือ PM_{10} , NO_2 , T และ RH ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ของตัวแปรหลัก ที่ส่งผลต่อการทำนายค่าความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น และพบว่า PM_{10} ในวันปัจจุบันมีอิทธิพลต่อแบบจำลองสูงที่สุด และเป็นไปในลักษณะเดียวกันทั้งในเขตกรุงเทพมหานคร และเขตเทศบาลนครนครราชสีมา

5.1.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

จากการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้งสอง และทำการเปรียบเทียบ โดยการนำข้อมูลชุดใหม่ในปี 2548 – 2549 จำนวน 350 ชุดข้อมูลมาทำการทดสอบ ในการทดสอบนี้ จะใช้วิธีทางสถิติมาทำการทดสอบเปรียบเทียบ พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ ให้ผลทำนายที่มีความถูกต้องสูงกว่าแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุในทุก ๆ ผลการทดสอบ ทั้ง 4 สถานีในเขตกรุงเทพมหานคร และ 1 สถานีในเขตเทศบาลนครนครราชสีมา และจากผลการสร้างแบบจำลองเพื่อทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ไปข้างหน้าจำนวน 1 – 5 วัน สำหรับสถานี 47T โดยใช้แนวทางการสร้างแบบจำลองเดียวกันกับการทำนายล่วงหน้า 1 วัน พบว่าทั้งสองแบบจำลองมีความสามารถในการทำนายลดลงตามจำนวนวันที่เพิ่มขึ้น

จากผลการทดสอบอิทธิพลของตัวแปรอิสระ และความไวของแบบจำลอง พบว่าค่าความเข้มข้นของ PM_{10} ในวันปัจจุบันของทั้งสองแบบจำลอง มีอิทธิพลหรือมีส่วนช่วยในการทำนายผลมากที่สุด และพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์เป็นแบบจำลองที่ตัวแปรอิสระส่งผลต่อความไวของแบบจำลองน้อยกว่าแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ ซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในความทนทานต่อความไม่แน่นอนของข้อมูล

5.1.5 สรุปลักษณะเด่นและข้อจำกัดของแบบจำลอง

จากผลการวิจัยครั้งนี้พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์เป็นแบบจำลองที่มีความทนทานต่อความไม่แน่นอนของข้อมูลสูง และให้ผลการทดสอบทางสถิติจากการใช้ชุดข้อมูลที่ไม่เคยพบมาก่อนที่มีความถูกต้องที่สูงและมีความน่าเชื่อถือดังที่กล่าวไว้แล้ว แต่ก็มีข้อด้อยคือ ต้องทำการเก็บข้อมูลที่มีจำนวนมากกว่า ถึงแม้ว่าแบบจำลองจะมีความทนทานสูงก็ตาม และการสร้างแบบจำลองจะใช้การลองผิดลองถูกในการปรับแก้ค่าพารามิเตอร์ เพื่อสร้างโครงข่ายที่เหมาะสม ทำให้ใช้เวลา และเทคนิคในการสร้างแบบจำลองที่นาน และยุ่งยากกว่าแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ

ส่วนกรณีแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ เป็นแบบจำลองที่สร้างง่าย รวดเร็ว และมีจำนวนตัวแปรอิสระที่เหมาะสมน้อยกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ ทำให้ไม่จำเป็นต้องทำการเก็บวัดข้อมูลที่หลากหลายกว่า แต่อย่างไรก็ตามด้วยข้อจำกัดของแบบจำลองที่ยังคงแสดงพฤติกรรมเป็นเชิงเส้น ทำให้ในหลาย ๆ สถานการณ์ที่ข้อมูลของตัวแปรอิสระมีความซับซ้อน และไม่เชิงเส้น ทำให้แบบจำลองยังคงมีประสิทธิภาพต่ำ และเป็นแบบจำลองที่มีความไวของแบบจำลองสูง เมื่อตัวแปรใดก็ตามมีความไม่แน่นอนทั้งจากการตรวจวัด และกรณีที่ไม่สามารถคาดการณ์ได้

5.2 ข้อเสนอแนะ

1) แนวคิดการพัฒนาการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ และแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุในการศึกษานี้ พบว่ามีความเหมาะสมและเป็นไปในทิศทางเดียวกันทั้งในเขตกรุงเทพมหานคร และเขตเทศบาลนครราชสีมา ซึ่งเป็นเขตเมืองที่มีสภาพแวดล้อมและลักษณะภูมิประเทศที่แตกต่างกัน จึงสนับสนุนแนวคิดที่จะนำไปใช้เป็นต้นแบบเพื่อการประยุกต์ใช้สำหรับทำนายความเข้มข้นของ PM_{10} ในเขตเมืองอื่น ๆ ในประเทศไทยได้

2) ควรที่จะมีการพัฒนาการคัดเลือกตัวแปรอิสระที่จะนำมาสร้างแบบจำลอง เนื่องจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์จะนำตัวแปรอิสระทุกตัวมาทำการสร้างแบบจำลอง ซึ่งจะเห็นว่าตัวแปรอิสระบางตัวที่มีความสำคัญในการทำน้อยที่สามารถตัดทิ้งได้ โดยจะส่งผลให้ลดปริมาณการตรวจวัดข้อมูล และได้ตัวแปรอิสระที่จำเป็นที่สุดมาสร้างแบบจำลอง

รายการอ้างอิง

- กรมควบคุมมลพิษ. สำนักจัดการคุณภาพอากาศและเสียง. (2551). **สถานการณ์และการจัดการปัญหา**มลพิษทางอากาศและเสียง ปี 2549. กรุงเทพฯ: กรมควบคุมมลพิษ.
- กัลยา วาณิชย์บัญชา. (2548). การใช้ SPSS for windows ในการวิเคราะห์ข้อมูล (พิมพ์ครั้งที่ 7). กรุงเทพฯ : ศูนย์หนังสือจุฬาฯ
- กิตติ ภัคดีวัฒนกุล. (2546). **คัมภีร์ระบบสนับสนุนการตัดสินใจและระบบผู้เชี่ยวชาญ**. กรุงเทพฯ: เคทีพี คอมพ์ แอนด์ คอนซัลท์.
- นภาพร พานิช และ แสงสันต์ พานิช. (2544). **แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้านคุณภาพอากาศ**. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- ทองเปลว กองจันทร์. (2546). **กระบวนการตัดสินใจแบบหลายเกณฑ์เพื่อการจัดสรรน้ำจากระบบอ่างเก็บน้ำ : กรณีศึกษาในกลุ่มน้ำมูลตอนบน**. วิทยานิพนธ์ปริญญาคุชฎีบัณฑิต. คณะวิศวกรรมศาสตร์. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- วรวิภา ศรีสุขคำ. (2547). **การทำนายลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อต่อขามนุษย์โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์ก**. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท. คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.
- สุกรี สินธุภิญโญ และ บุญเสริม กิจศิริกุล. (2541). **การเรียนรู้กฎและเน็ตเวิร์กสำหรับรู้จำตัวพิมพ์อักษรไทย**. ใน การประชุมวิชาการวิทยาการคอมพิวเตอร์และวิศวกรรมคอมพิวเตอร์แห่งชาติ ครั้งที่ 2.
- สุรยุทธ ประชญา. (2541). **การเรียนรู้จำอักษรไทยโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ**. วิทยานิพนธ์ปริญญาโท. คณะวิศวกรรมศาสตร์. มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- Adeli, H., (1992). Computer-aided engineering in the 1990's. **The International Journal of Construction Information Technology** 1 (1): 1-10.
- Anderson, D., Hines, E.L., Arthur, S.J., and Eiap, E.L., (1993). Application of artificial neural networks to prediction of minor axis steel connections. **Neural Networks and Combinatorial Optimization in Civil and Structural Engineering**: 31-37.
- Bhokha, S., (1998). Application of artificial neural networks to cost and duration forecasting for buildings. Ph.D Thesis. Asian Institute of Technology.

- Carpenter, W.C., and Barthelemy, J.F., (1994). Common misconceptions about neural networks as approximators. **Journal of Computing in Civil Engineering** 5442 (8) (3): 345-358.
- Chaloulakou, A., Grivas, G. and Spyrellis, N., (2003). Neural Network and Multiple Regression Models for PM₁₀ Prediction in Athens: A Comparative Assessment. **Air & Waste Management Association**. 53: 1183-1190
- Chelani, A.B., Chalapati, R.C.V., Phadke, K.M., and Hasan, M.Z., (2002). Prediction of sulphur dioxide concentration using artificial neural networks. **Environmental Modelling & Software** 17: 161–168.
- Corani, G., (2005). Air quality prediction in Milan: feed-forward neural networks, pruned neural networks and lazy learning. **Ecological Modelling** 185: 513–529.
- Elazouni A.M., Nosair I.A., Mohieldin Y.A., and Mohamed A.G., (1997). Estimating resource requirements at conceptual design stage using neural networks. **Journal of Computing in Civil Engineering** 11485 (11) (4): 217-223.
- Flood, I., and Kartam, N., (1994). Neural network in civil engineering-II: System and Application. **Journal of Computing in Civil Engineering** 5790 (8) (2): 149-162.
- Gardner M.W., and Dorling S.R., (1998), Artificial neural networks (the multilayer perceptron) - a review of applications in atmospheric sciences. *Atmospheric Environment* 32 (1998) : 2627–2636.
- Grivas, G., and Chaloulakou, A., (2006). Artificial neural network models for prediction of PM10 hourly concentrations, in the Greater Area of Athens, Greece. **Atmospheric Environment** 40: 1216–1229.
- Jiang, D., et al. (2004). Progress in developing an ANN model for air pollution index forecast. **Atmospheric Environment** 38: 7055–7064.
- Karunasekera, H.N.D., (1992). Neural network structure generation for the classification of remotely sensed data using simulated annealing. M.Eng Thesis. Asian Institute of Technology.
- Kermanshahi, B., and Iwamiya, H., (2002). Up to year 2020 load forecasting using neural nets. **Electrical Power and Energy Systems** 24: 789-797.
- Khan, A.I., Topping, B.H.V., and Bahreininejad, A., (1993). Parallel training of neural networks for finite element mesh generation. **Neural Networks and Combinatorial Optimization in Civil and Structural Engineering**: 81-94.

- Khan, A.I., Topping, B.H.V., and Bahreininejad, A., (1993). Parallel training of neural networks for finite element mesh generation. **Neural Networks and Combinatorial Optimization in Civil and Structural Engineering**: 81-94.
- Khare, M., and Sharma, P., (1999). Performance evaluation of general finite line source model for Delhi traffic condition. **Transportation Research Part D: Transport and Environment** 4 (1): 65-70.
- Kiely, G., (1996). **Environmental Engineering**. United States of America: McGraw-Hill.
- Kireetoh, S., (1995). Neural networks technology. **Engineering Institute of Thailand**: EE371-EE384.
- Klimasuaskas, C.C., (1993). Applying neural networks. **Neural Networks in Finance and Investing**: 47-72.
- Kukkonen, J., et al. (2003). Extensive evaluation of neural network models for the prediction of NO₂ and PM₁₀ concentrations, compared with a deterministic modelling system and measurements in central Helsinki. **Atmospheric Environment** 37: 4539–4550
- Kurt, A., Gulbagci, B., Karaca, F., and Alagha, O., (2008) An online air pollution forecasting system using neural networks. **Environmental International** (In Press)
- Li, S-T., and Shue, L-Y., (2004). Data mining to aid policy making in air pollution management. **Expert Systems with Applications** 27: 331–340.
- Lippmann, R.P., (1987). An introduction to computing with neural nets. **IEEE ASSP Magazine**, : 4–22.
- McKim, R., Adas, A., and Handa, V.K., (1996). Construction Firm Organizational Effectiveness: A Neural Network-based Prediction Methodology. In Langford D.A., and Retik A., Editors. **The Organization and Management of Construction Shaping and Practice** 3: 247-256.
- Medsker, L., Turban, E., and Trippi, R.R., (1993). Neural network fundamentals for financial analysis. **Neural Networks in Finance and Investing**: 3-26.
- Mok, K.M., and Tam, S.C. (1998). Short-term prediction of SO₂ concentration in Macau with artificial neural networks. **Energy and Buildings** 28: 279-286.
- Prybutok, V. R., Yi, J., and Mitchell, D., (2000). Comparison of neural network models with ARIMA and regression models for prediction of Houston's daily maximum ozone concentrations. **European Journal of Operational Research** 122: 31-40.
- Perez, P., and Reyes J., (2002). Prediction of maximum of 24-h average of PM₁₀ concentrations 30 h n advance in Santiago, Chile. **Atmospheric Environment** 36 (2002): 4555–4561

- Perez, P., and Reyes, J., (2006). An integrated neural network model for PM10 forecasting. **Atmospheric Environment** 40: 2845–2851.
- Perez, P., Trier, A., and Reyes, J., (2000). Prediction of PM2.5 concentrations several hours in advance using neural networks in Santiago, Chile. **Atmospheric Environment** 34: 1189-1196.
- Prybutok, V. R., Yi, J., and Mitchell, D., (2000). Comparison of neural network models with ARIMA and regression models for prediction of Houston's daily maximum ozone concentrations. **European Journal of Operational Research** 122: 31-40.
- Rogers, J.L., and Lamarsh, W.J., (1992). Application of a neural network to simulate analysis in an optimization process. **Artificial Intelligence in Design**: 739-754.
- Seinfeld, J. H., (1986). **Atmospheric chemistry and physics of air pollution**. United States of America: John Wiley&Sons.
- Sivacoumara, R., and Thanasekaranb, K., (1999). Line source model for vehicular pollution near roadways and model evaluation through statistic analysis. **Environmental Pollution** 104 (3): 389-395.
- Slini, T., Karatzas, K., and Moussiopoulos, N., (2003). Correlation of air pollution and meteorological data using neural networks. **International Journal of Environment and Pollution** 2003 - Vol. 20, No.1/2/3/4/5/6: 218 - 229.
- Slini, T., Kaprara, A., Karatzas, K., and Moussiopoulos, N., (2006). PM10 forecasting for Thessaloniki, Greece. **Environmental Modelling & Software** 21 (2006) : 559–565
- Sokhi et al. (2008). An integrated multi-model approach for air quality assessment : Development and evaluation of the OSCAR Air Quality Assessment System. **Environmental Modelling & Software** 23 (2008): 268 - 281.
- Thorpe, A.J., Harrisona, R.M., Boulter, P.G., and McCrae I.S., (2007) Estimation of particle resuspension source strength on a major London Road. **Atmospheric Environment** 41 (2007): 8007 - 8020.
- Willmott, C.J., (1981). On the validation of models. **Physical Geography**, 2: 184-194.
- Willmott, C.J., and D. E. Wicks, (1980). An empirical method for the spatial interpolation of monthly precipitation within California. **Physical Geography**, 1: 59-73.
- Wu, X., and Lim, S.Y., (1993). Prediction of maximum scour depth at spur dikes with adaptive neural networks. **Neural Networks and Combinatorial Optimization in Civil and Structural Engineering**: 61-66.

ภาคผนวก ก

ผลการวิเคราะห์สถิติพรรณนา

ตารางที่ ก1 ผลการทดสอบสถิติพรรณนา ณ สถานี 10T

Data	Unit	Mean	S.D.	Range	Min	Max	Percentiles	
							10	90
CO_10T	ppm	0.736	0.381	3.013	0.052	3.065	0.330	1.226
SO2_10T	ppb	6.025	2.832	19.862	0.304	20.167	2.661	9.713
NO2_10T	ppb	20.521	8.539	64.565	3.609	68.174	11.304	32.217
O3_10T	ppb	19.249	7.735	49.522	1.739	51.261	9.870	29.843
PM10_10T	µg/cu.m.	45.313	18.933	112.750	17.833	130.583	26.684	73.058
GR_10T	W/sq.m.	184.428	58.705	324.625	26.458	351.083	104.050	264.467
NR_10T	W/sq.m.	131.275	54.844	272.625	11.667	284.292	60.942	211.992
P_10T	mm.hg.	756.553	2.058	10.917	751.416	762.333	753.916	759.291
Rain_10T	mm/hr	0.118	0.356	3.478	0.000	3.478	0.000	0.375
RH_10T	%RH	79.694	11.525	53.650	46.250	99.900	62.817	93.252
Temp_10T	Deg.Celcius	29.188	1.767	11.358	22.417	33.775	26.946	31.387
WD_10T	Deg.M	159.212	90.530	359.733	0.035	359.768	33.075	268.688
WS_10T	m/s	1.095	0.439	2.486	0.034	2.520	0.515	1.667

ตารางที่ ก2 ผลการทดสอบสถิติพรรณนา ณ สถานี 11T

Data	Unit	Mean	S.D.	Range	Min	Max	Percentiles	
							10	90
CO_11T	ppm	0.980	0.420	2.626	0.230	2.857	0.513	1.563
SO2_11T	ppb	5.669	3.266	26.411	0.130	26.542	2.609	9.044
NO2_11T	ppb	33.196	10.004	74.000	11.000	85.000	22.522	45.878
O3_11T	ppb	12.947	6.293	44.282	0.900	45.182	5.713	21.939
PM10_11T	µg/cu.m.	53.285	19.292	133.625	22.750	156.375	34.825	78.692
GR_11T	W/sq.m.	139.158	40.708	245.750	28.958	274.708	86.912	194.175
NR_11T	W/sq.m.	78.297	33.102	157.375	0.042	157.417	28.675	119.542
P_11T	mm.hg.	757.589	2.309	12.783	751.166	763.949	754.666	760.625
Rain_11T	mm/hr	0.127	0.386	4.182	0.000	4.182	0.000	0.367
RH_11T	%RH	69.309	12.391	58.917	40.792	99.708	52.767	85.792
Temp_11T	Deg.Celcius	29.513	2.355	14.492	21.525	36.017	26.264	32.458
WD_11T	Deg.M	181.000	102.879	359.778	0.094	359.872	23.832	343.491
WS_11T	m/s	0.999	0.489	5.371	0.014	5.385	0.401	1.657

ตารางที่ ก3 ผลการทดสอบสถิติพรรณนา ณ สถานี 12T

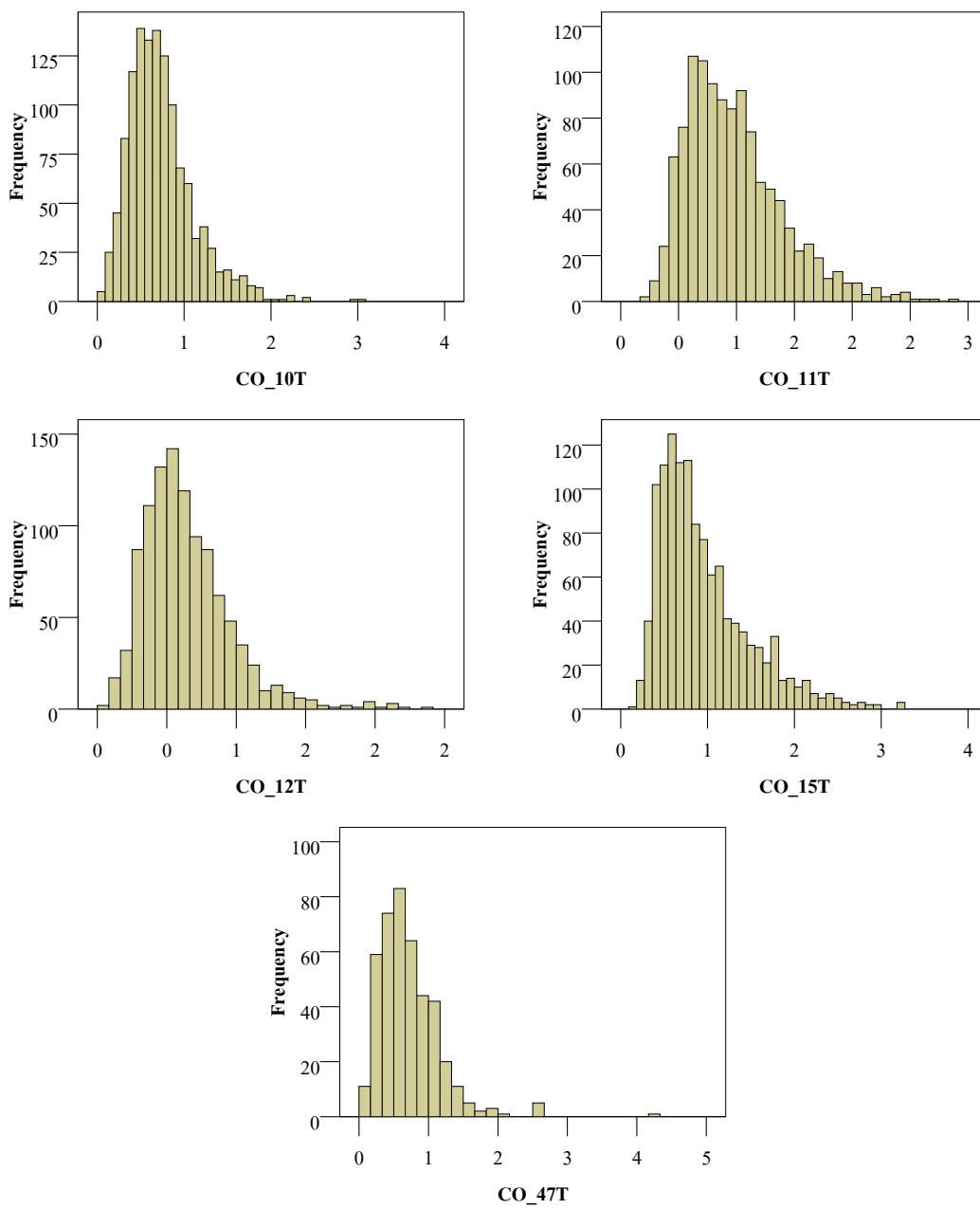
Data	Unit	Mean	S.D.	Range	Min	Max	Percentiles	
							10	90
CO_12T	ppm	0.642	0.319	2.309	0.052	2.361	0.305	1.026
SO2_12T	ppb	7.184	4.072	30.431	0.522	30.952	3.261	12.254
NO2_12T	ppb	27.523	11.020	67.551	6.130	73.682	14.826	42.856
O3_12T	ppb	12.425	6.408	38.565	1.739	40.304	5.511	21.435
PM10_12T	µg/cu.m.	56.615	19.853	151.458	21.625	173.083	34.642	83.865
GR_12T	W/sq.m.	132.288	33.303	210.625	37.625	248.250	86.935	176.375
NR_12T	W/sq.m.	93.228	34.750	189.756	5.625	195.381	47.325	137.650
P_12T	mm.hg.	757.098	1.943	10.397	752.375	762.772	754.541	759.583
Rain_12T	mm/hr	0.126	0.351	3.688	0.000	3.688	0.000	0.417
RH_12T	%RH	75.960	14.322	67.403	32.542	99.944	55.725	93.595
Temp_12T	Deg.Celcius	29.219	1.573	15.566	22.479	38.045	27.267	30.998
WD_12T	Deg.M	201.359	92.594	358.831	0.263	359.094	55.987	322.715
WS_12T	m/s	1.001	0.444	2.372	0.079	2.451	0.462	1.616

ตารางที่ ก4 ผลการทดสอบสถิติพรรณนา ณ สถานี 15T

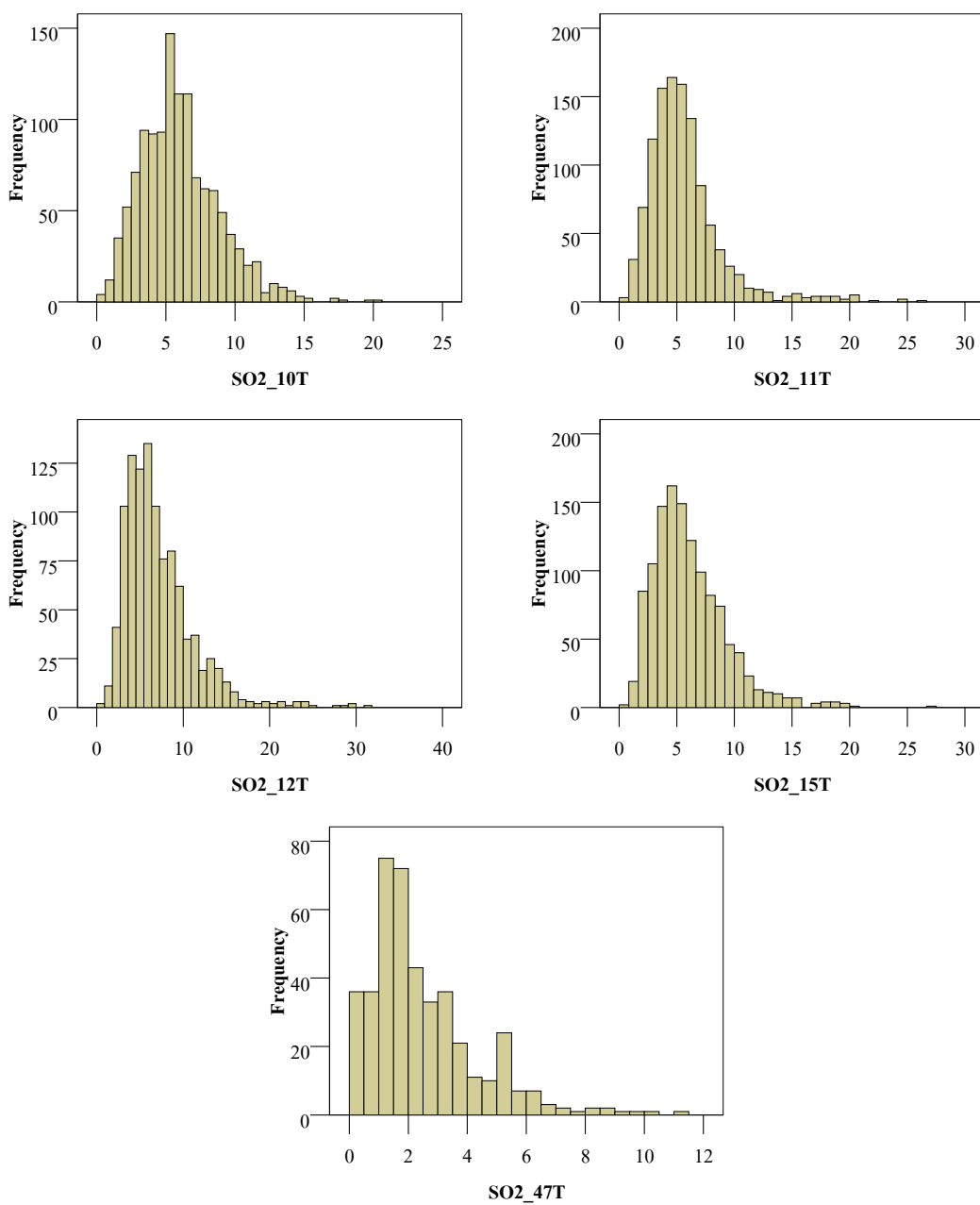
Data	Unit	Mean	S.D.	Range	Min	Max	Percentiles	
							10	90
CO_15T	ppm	0.957	0.524	3.125	0.133	3.258	0.422	1.730
SO2_15T	ppb	6.095	3.172	26.652	0.696	27.348	2.714	10.087
NO2_15T	ppb	20.280	12.287	61.827	0.381	62.208	7.625	38.044
O3_15T	ppb	17.652	8.049	46.348	1.826	48.174	8.696	28.696
PM10_15T	µg/cu.m.	55.563	26.465	161.625	16.333	177.958	30.091	94.125
GR_15T	W/sq.m.	128.978	52.374	250.917	28.583	279.500	63.083	206.125
NR_15T	W/sq.m.	78.668	40.665	209.417	0.833	210.250	25.750	136.792
P_15T	mm.hg.	757.361	5.148	44.750	721.333	766.083	749.791	761.875
Rain_15T	mm/hr	0.151	0.411	3.688	0.000	3.688	0.000	0.479
RH_15T	%RH	74.818	11.183	69.330	30.583	99.913	60.083	89.625
Temp_15T	Deg.Celcius	29.435	1.866	10.796	23.175	33.971	27.138	31.713
WD_15T	Deg.M	183.387	94.875	359.838	0.016	359.853	27.246	335.483
WS_15T	m/s	0.780	0.422	2.303	0.030	2.333	0.242	1.349

ตารางที่ ก5 ผลการทดสอบสถิติพรรณนา ณ สถานี 47T

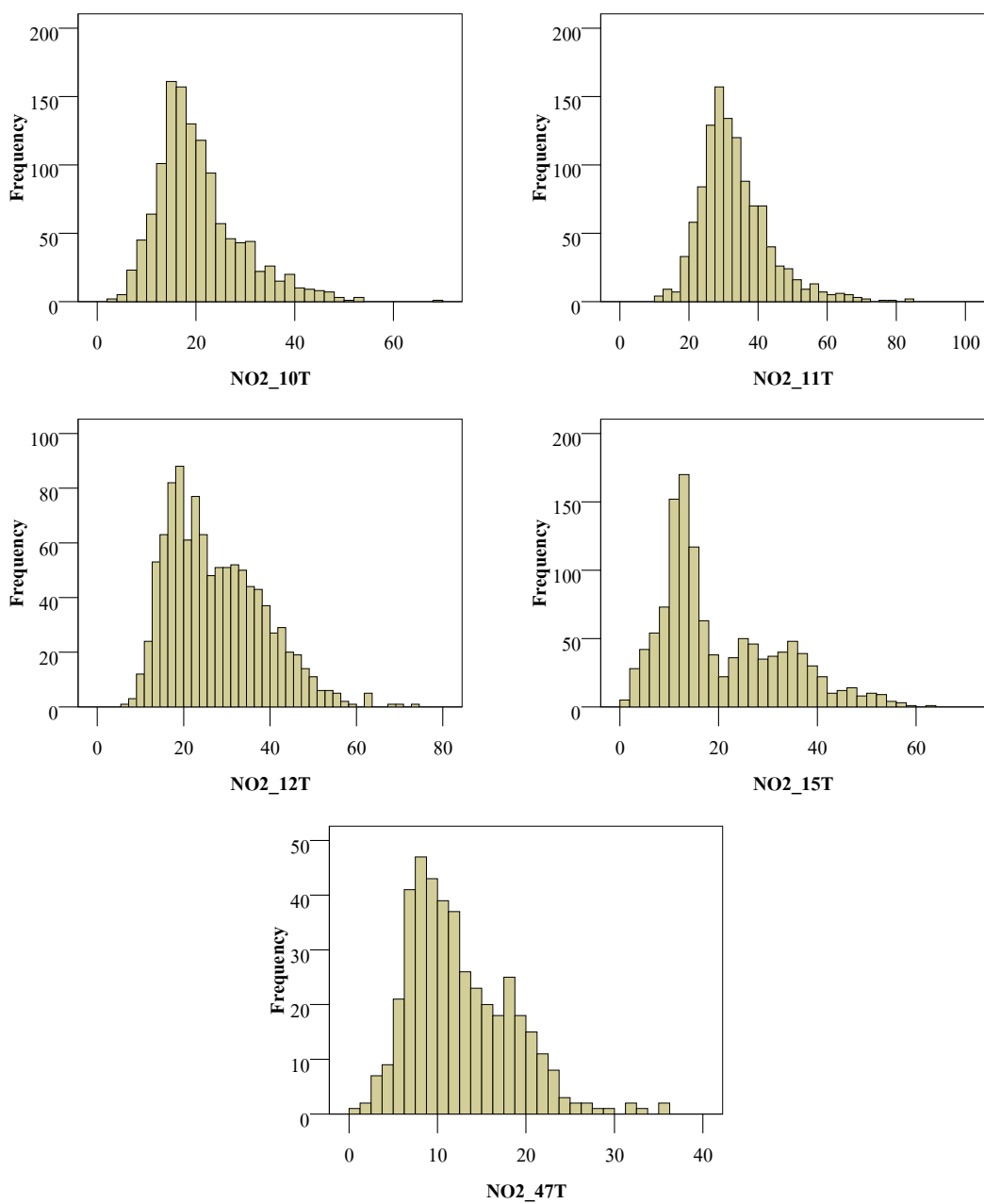
Data	Unit	Mean	S.D.	Range	Min	Max	Percentiles	
							10	90
CO_47T	ppm	0.714	0.449	4.240	0.060	4.300	0.250	1.200
SO2_47T	ppb	2.486	1.850	11.430	0.000	11.430	0.598	5.242
NO2_47T	ppb	12.541	5.801	34.740	1.090	35.830	6.350	20.478
O3_47T	ppb	19.631	7.681	50.430	1.960	52.390	10.870	29.354
PM10_47T	µg/cu.m.	57.400	36.600	191.700	14.250	205.950	23.634	109.846
GR_47T	W/sq.m.	205.596	42.335	235.700	68.380	304.080	152.738	258.092
NR_47T	W/sq.m.	86.280	28.825	163.290	1.000	164.290	47.734	122.782
P_47T	mm.hg.	742.733	3.761	16.710	735.330	752.040	738.290	748.322
Rain_47T	mm/hr	0.058	0.226	2.410	0.000	2.410	0.000	0.080
RH_47T	%RH	74.434	12.200	63.020	36.790	99.810	57.566	90.960
Temp_47T	Deg.Celcius	26.709	2.566	12.910	19.750	32.660	22.962	29.940
WD_47T	Deg.M	158.258	54.528	205.542	49.333	254.875	73.258	221.975
WS_47T	m/s	1.133	0.676	2.920	0.040	2.960	0.286	2.094



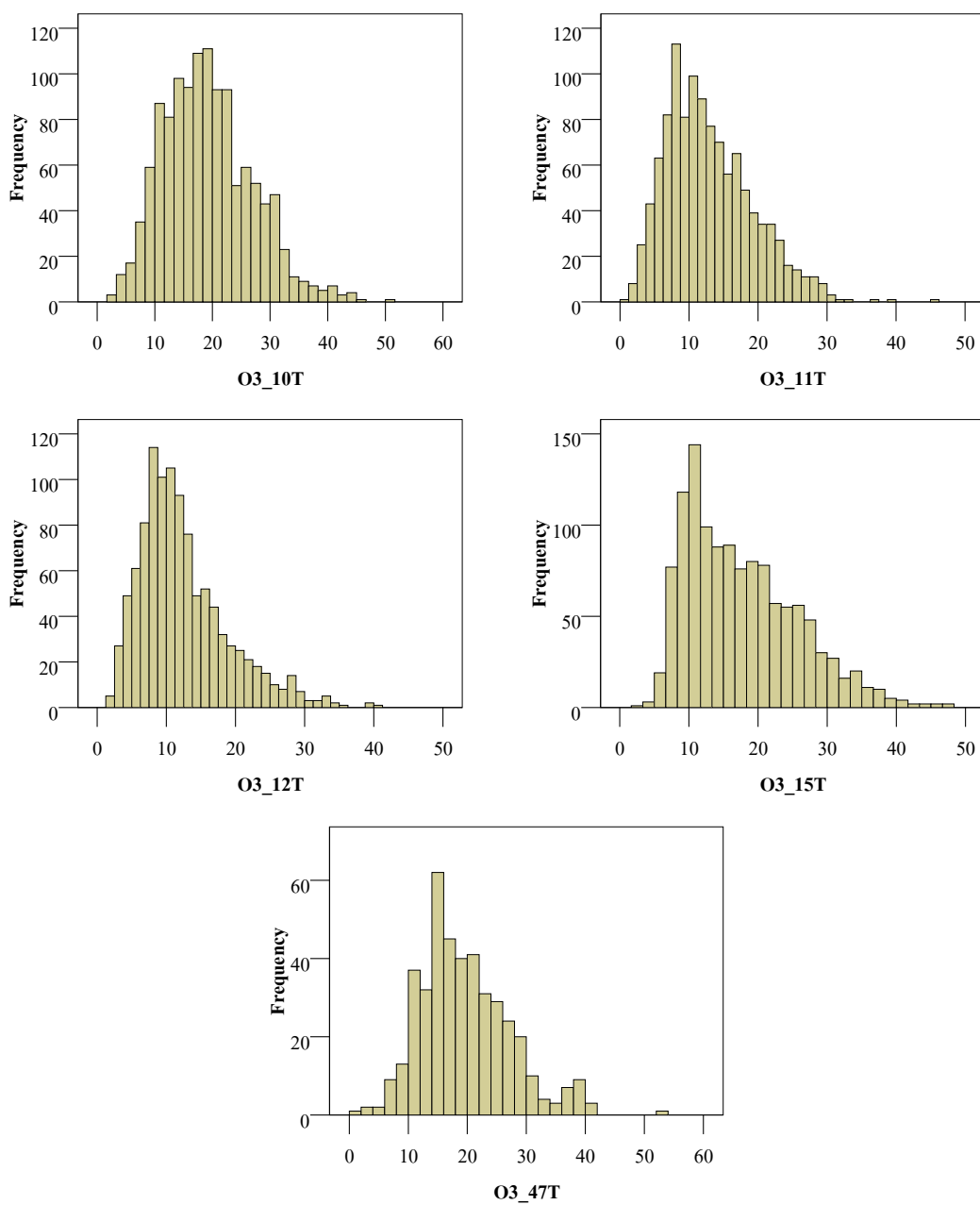
รูปที่ ก1 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูล CO



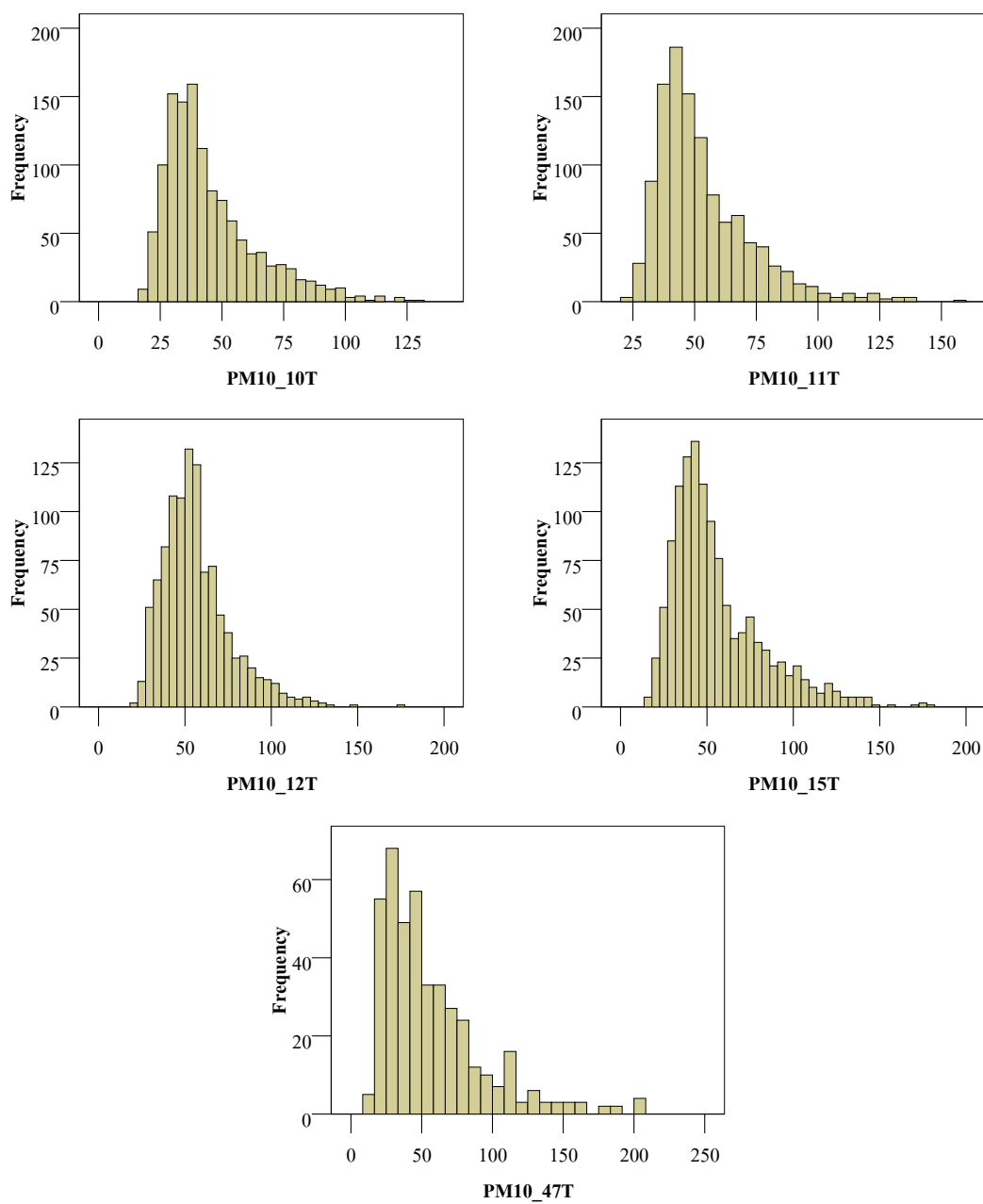
รูปที่ ก2 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูล SO₂



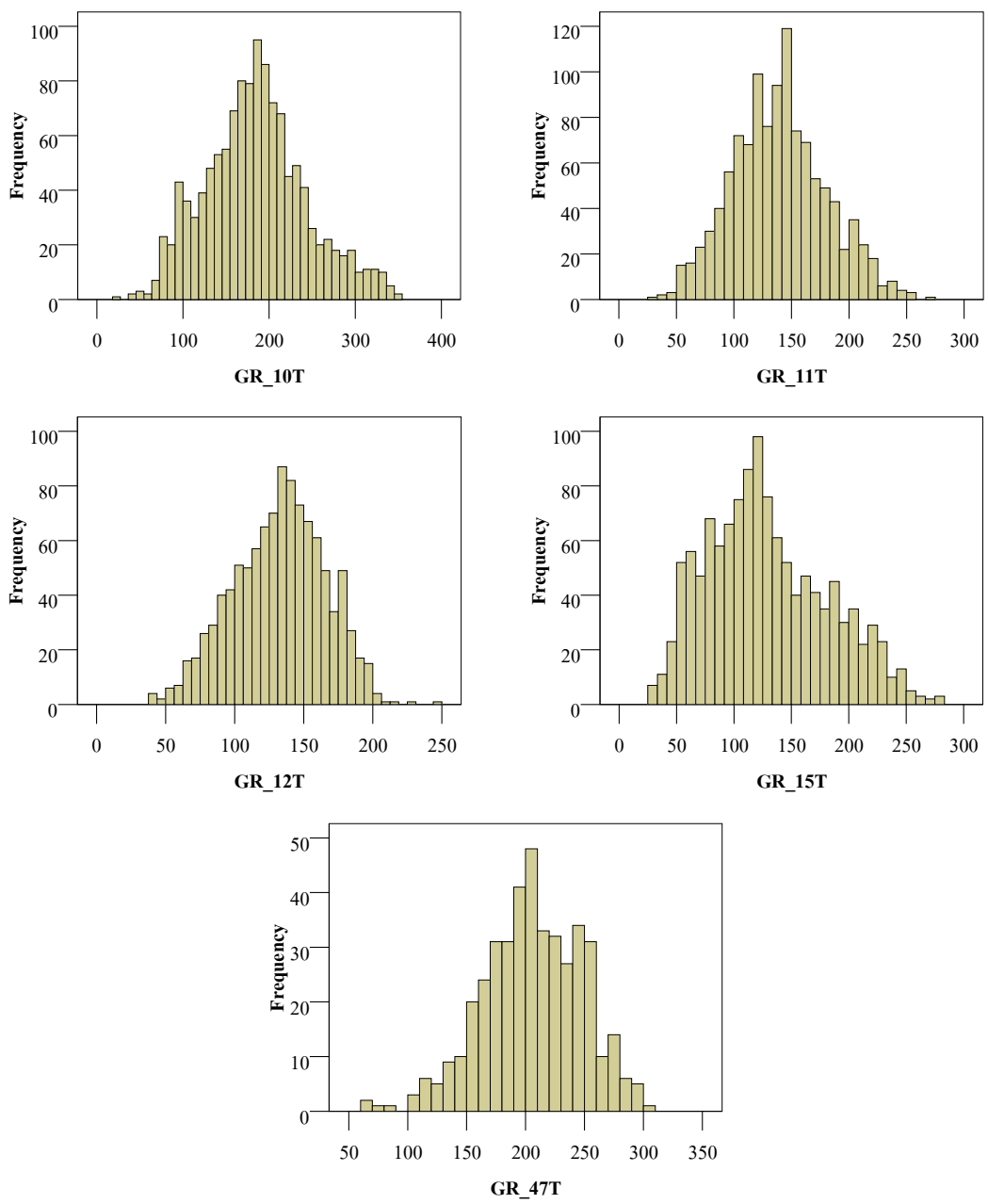
รูปที่ 3 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูล NO₂



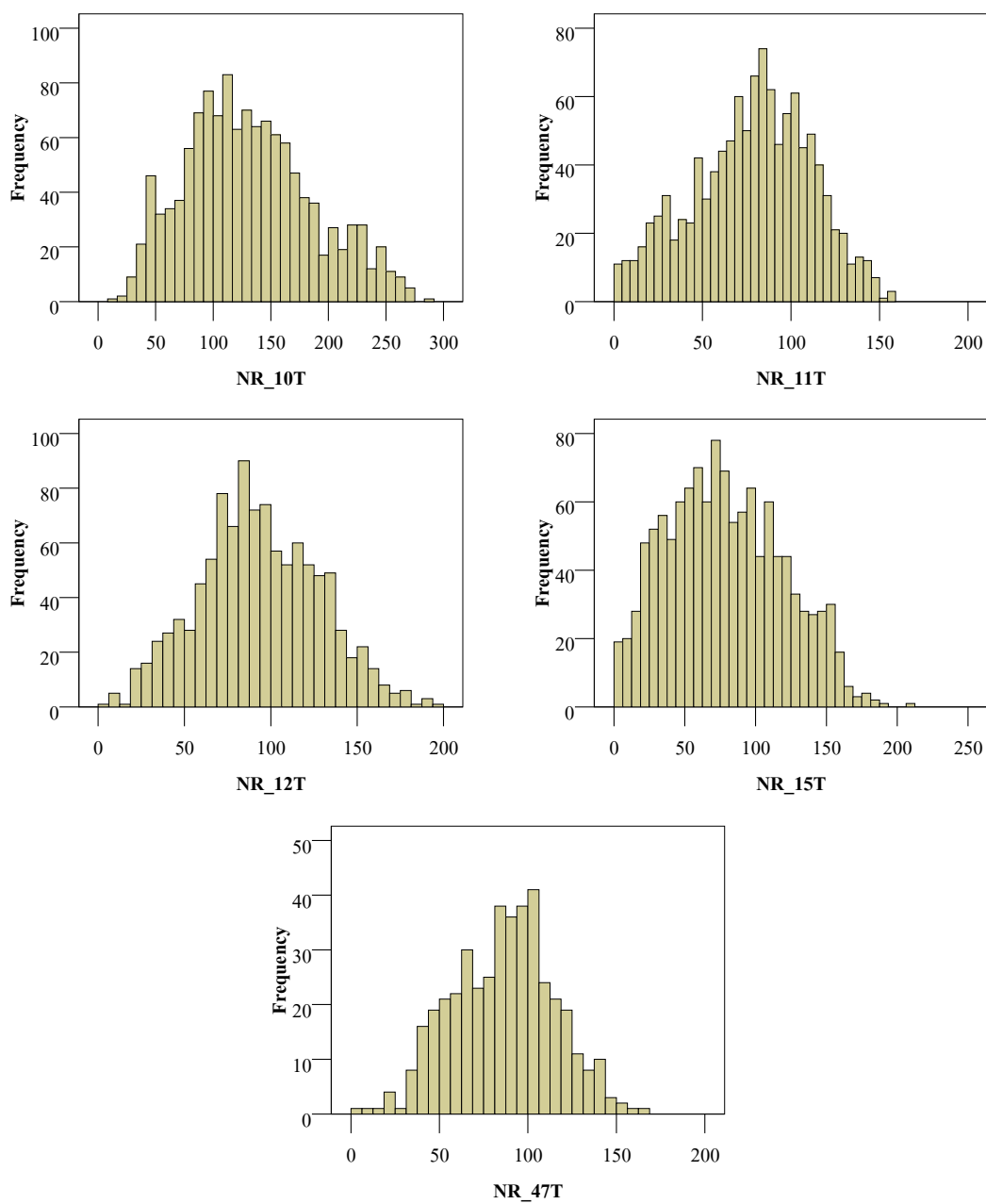
รูปที่ 4 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูล O₃



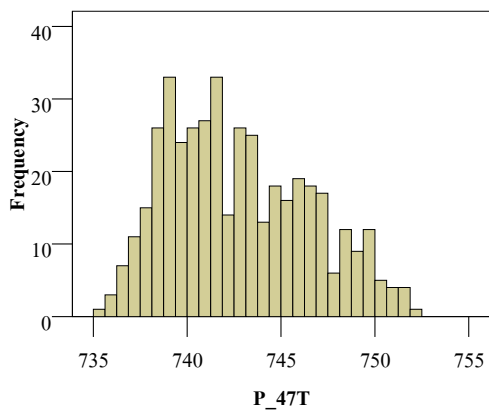
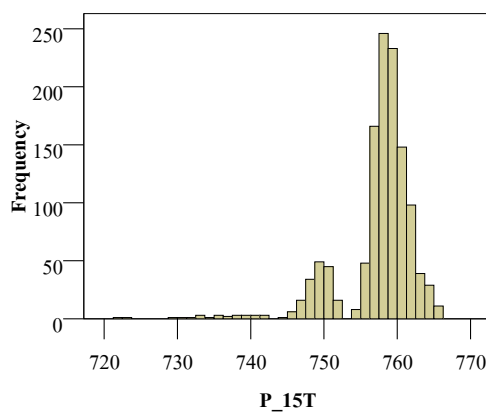
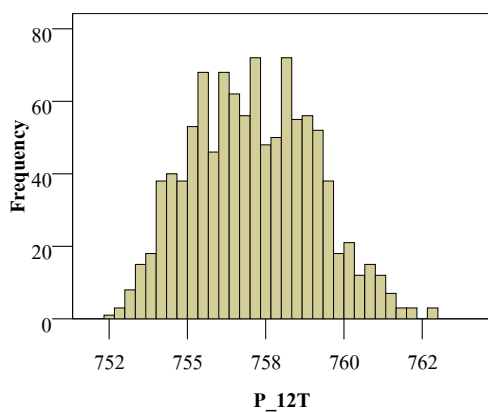
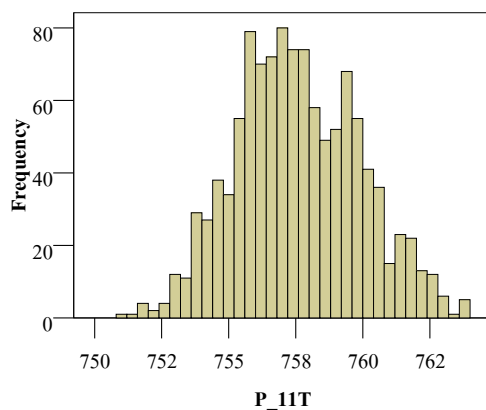
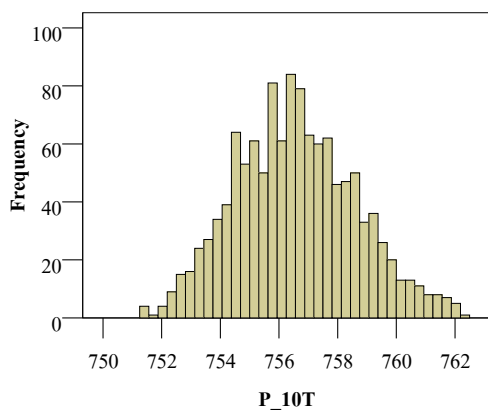
รูปที่ ก5 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูล PM₁₀



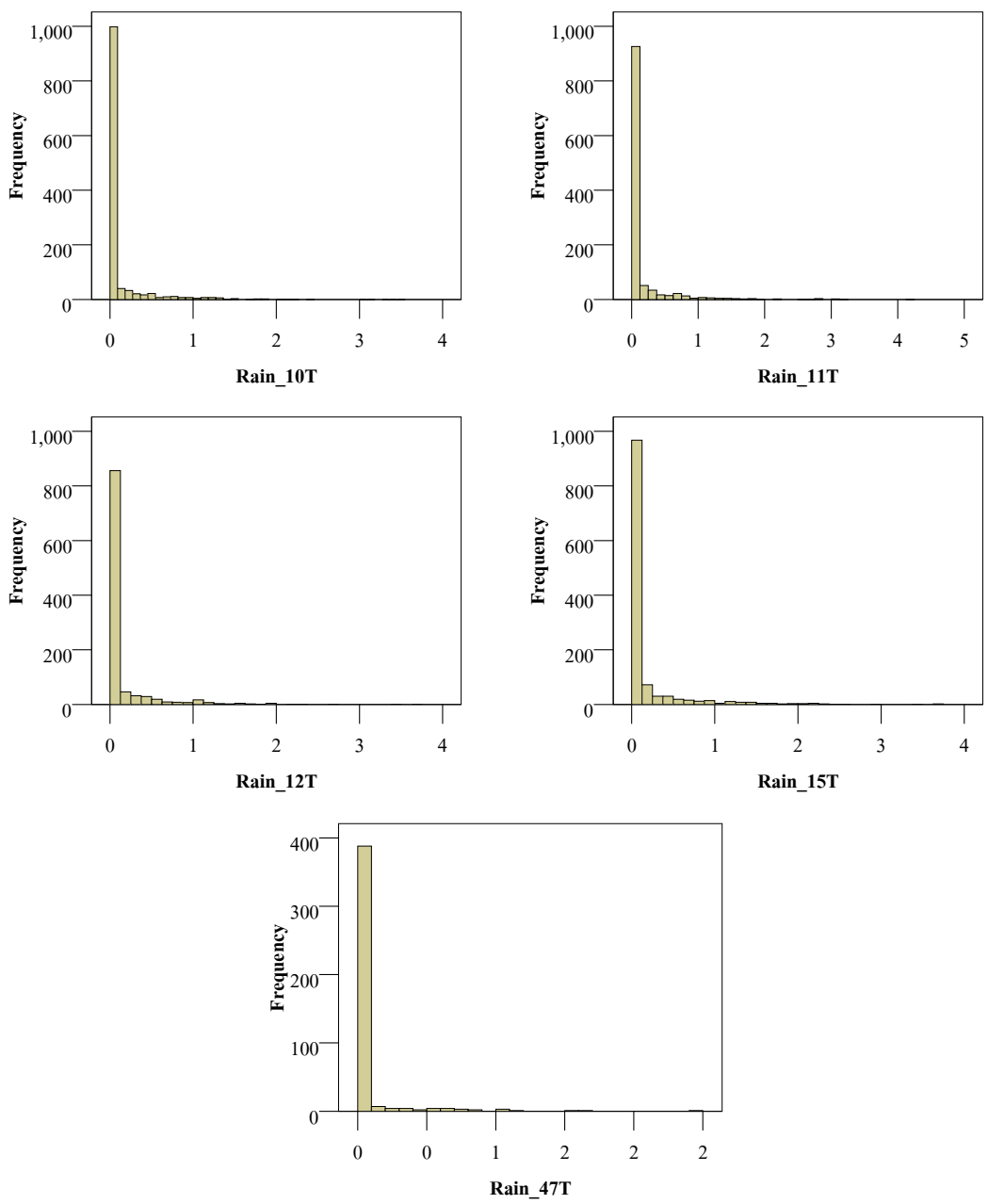
รูปที่ 6 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลรังสีดวงอาทิตย์



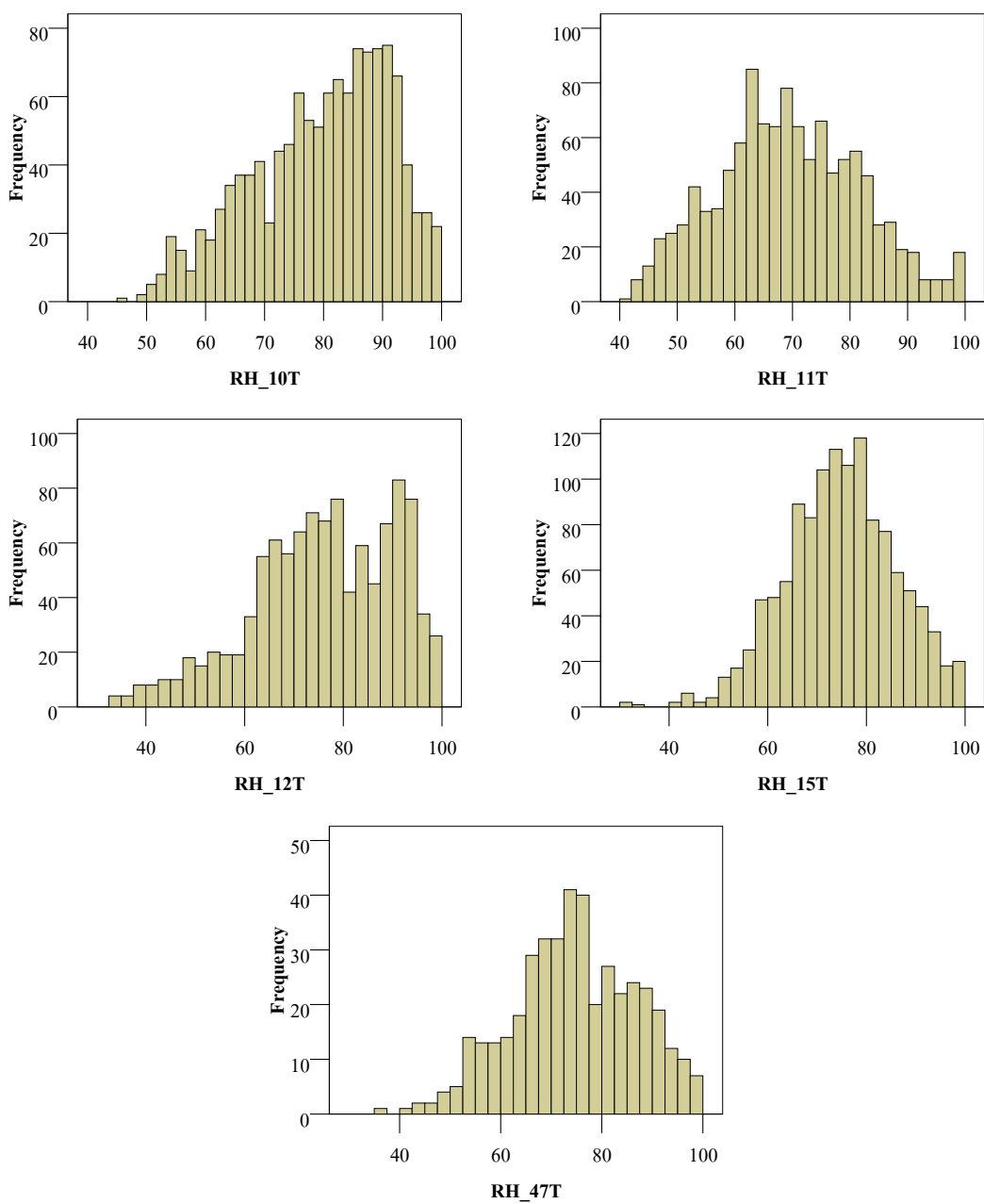
รูปที่ ๓7 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลรังสีสุททิ



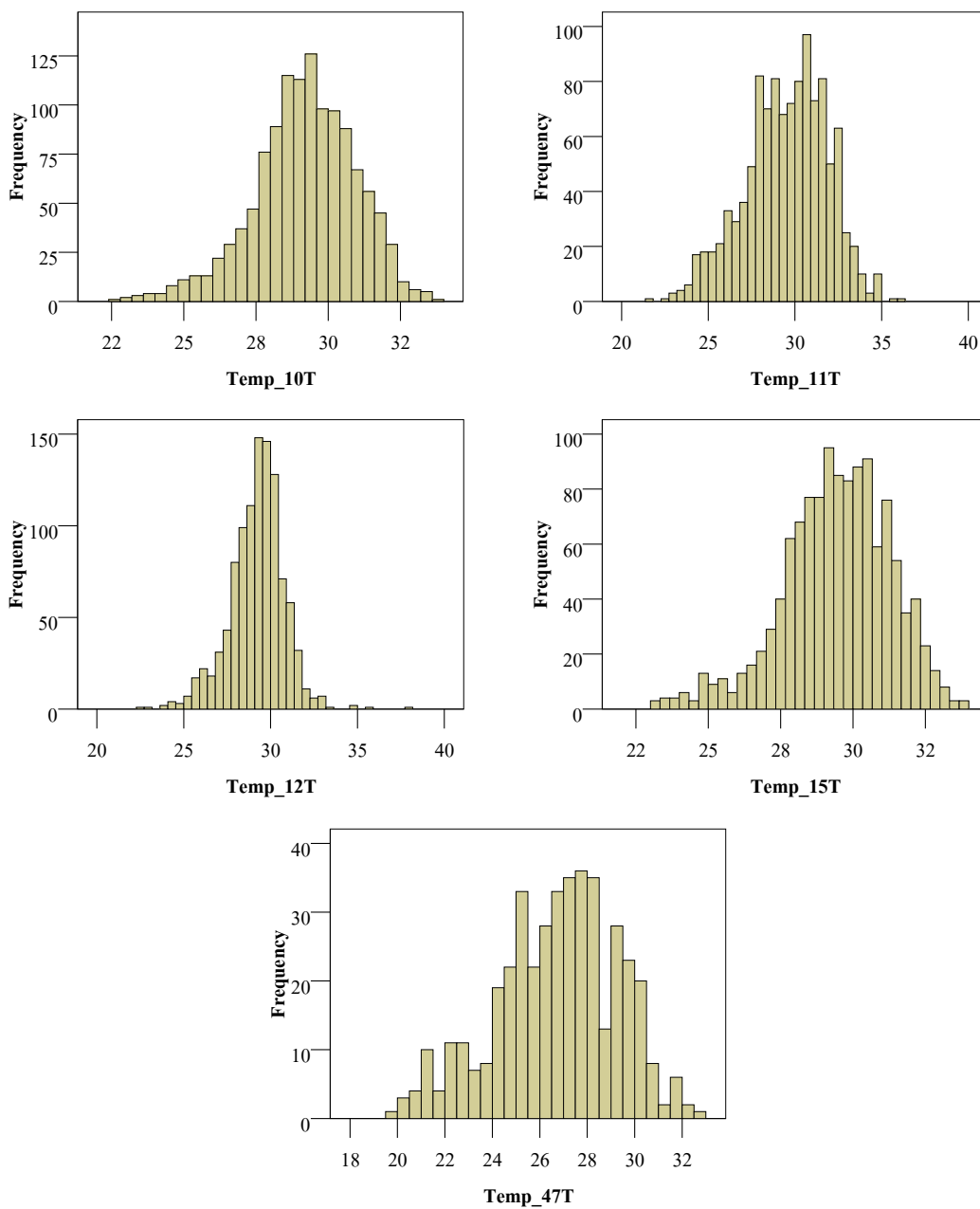
รูปที่ ก8 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลความกดอากาศ



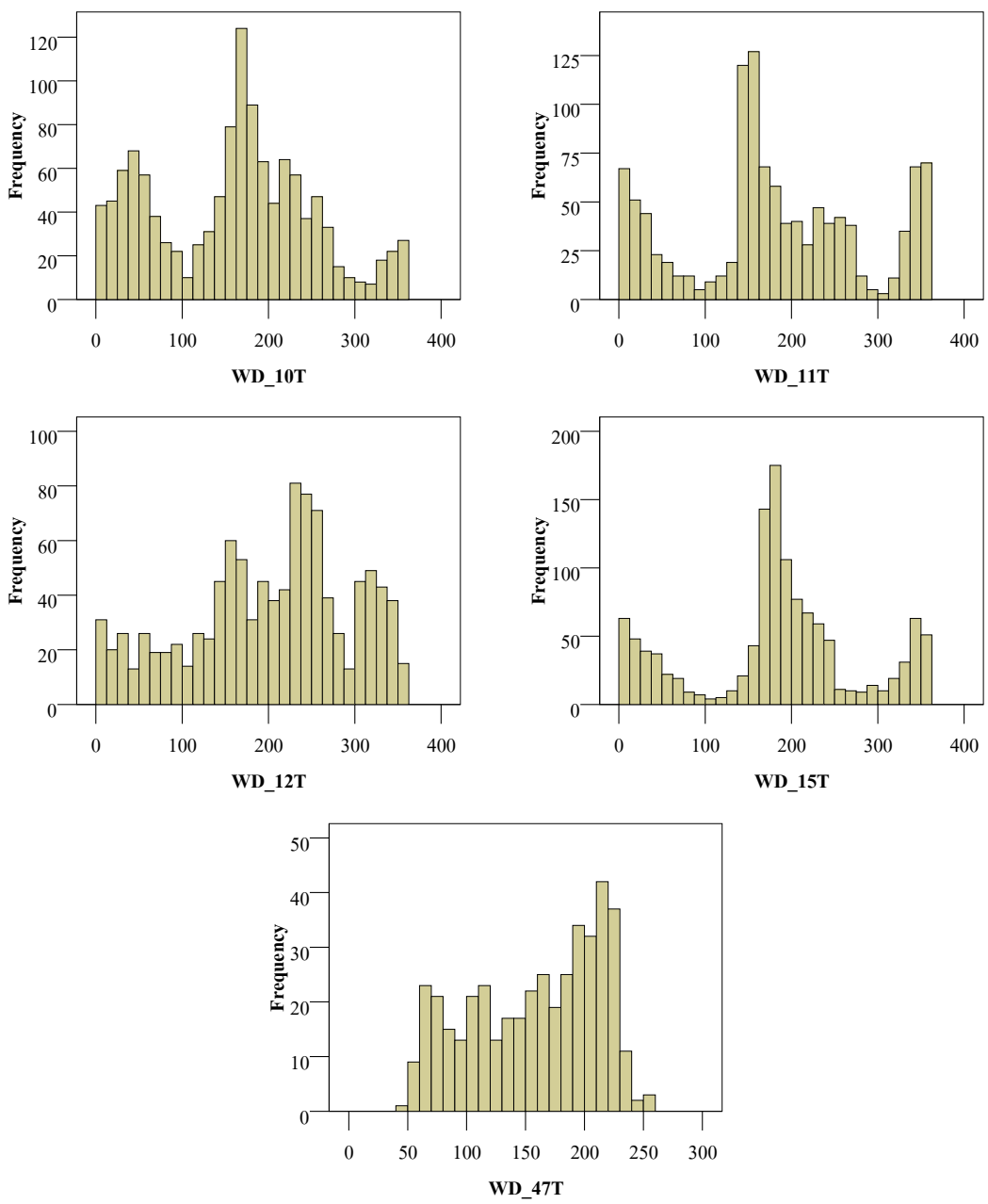
รูปที่ ๑๑ ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลปริมาณน้ำฝน



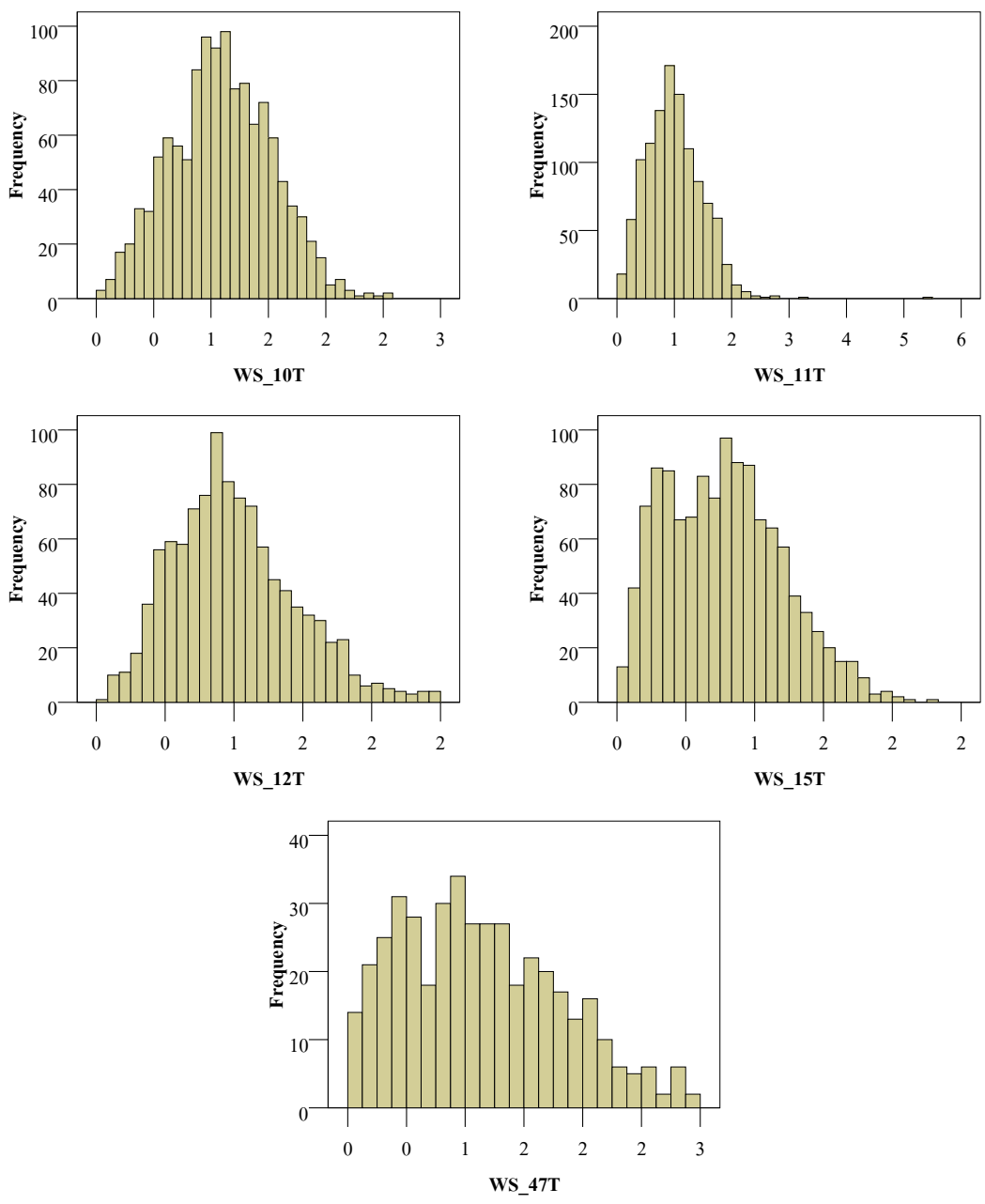
รูปที่ 10 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์



รูปที่ ก11 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลอุณหภูมิ



รูปที่ ก12 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลทิศทางลม



รูปที่ ก13 ลักษณะการแจกแจงของข้อมูลความเร็วลม

ภาคผนวก ข

การคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับแบบจำลอง
โครงข่ายประสาทประดิษฐ์

ตารางที่ ข1 ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละ
กรณีศึกษา ณ สถานี 10T

จำนวนชั้น	จำนวนโหนด ในชั้นซ่อน	ค่าเฉลี่ยลำดับที่			
		Normal-Normal	Log-Normal	Normal-Log	Log-Log
3 Layers	-20	11.31	11.89	8.79	8.31
	-10	6.65	4.14	7.44	5.15
	ค่าเริ่มต้น	7.81	10.79	11.42	5.39
	+10	5.56	7.24	10.57	9.14
	+20	5.07	9.19	10.44	10.10
4 Layers	-20	10.22	9.63	8.40	9.42
	-10	5.44	3.14	7.05	5.72
	ค่าเริ่มต้น	11.74	10.53	9.15	8.92
	+10	7.54	8.75	7.49	9.03
	+20	8.84	6.29	9.67	4.80
5 Layers	-20	7.63	8.49	7.76	6.57
	-10	9.98	<u>2.63</u>	<u>2.10</u>	8.09
	ค่าเริ่มต้น	8.66	8.85	5.36	14.83
	+10	<u>3.52</u>	7.65	5.43	9.86
	+20	10.03	10.81	8.94	<u>4.67</u>
สถิติทดสอบ (Friedman Test)		$\chi^2 = 197.88$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 273.45$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 191.67$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 248.43$ Sig. = 0.000

ตารางที่ ข2 ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมจากกรณีศึกษา
4 กรณี ณ สถานี 10T

แบบจำลอง (Input nodes-Hidden nodes-Output node)	ค่าเฉลี่ยลำดับที่	สถิติทดสอบ (Friedman Test)
33-54-54-54-1 (Normal-Normal)	3.86	$\chi^2 = 137.54$ Asymp. Sig. = 0.000
31-33-33-33-1 (Log-Normal)	3.14	
32-33-33-33-1 (Normal-Log)	2.00	
32-63-63-63-1 (Log-Log)	<u>1.00</u>	

ตารางที่ ข3 ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละ
กรณีศึกษา ณ สถานี 11T

จำนวนชั้น	จำนวนโหนด ในชั้นซ่อน	ค่าเฉลี่ยลำดับที่			
		Normal-Normal	Log-Normal	Normal-Log	Log-Log
3 Layers	-20	7.49	10.74	7.90	8.25
	-10	6.14	9.90	10.18	11.20
	ค่าเริ่มต้น	7.72	11.29	8.36	7.25
	+10	5.61	11.90	9.14	10.58
	+20	<u>4.52</u>	12.22	10.78	11.93
4 Layers	-20	10.83	5.51	6.43	<u>4.49</u>
	-10	7.96	<u>5.04</u>	5.34	7.80
	ค่าเริ่มต้น	9.74	6.71	9.17	7.34
	+10	7.50	6.38	8.70	8.04
	+20	8.11	7.11	11.09	8.50
5 Layers	-20	7.48	7.18	8.92	7.45
	-10	10.88	7.50	4.06	8.09
	ค่าเริ่มต้น	10.86	7.50	<u>2.70</u>	5.63
	+10	6.07	5.22	8.54	6.36
	+20	9.08	5.81	8.70	7.08
สถิติทดสอบ (Friedman Test)		$\chi^2 = 130.98$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 220.35$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 192.29$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 134.86$ Sig. = 0.000

ตารางที่ ข4 ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมจากกรณีศึกษา
4 กรณี ณ สถานี 11T

แบบจำลอง (Input nodes-Hidden nodes-Output node)	ค่าเฉลี่ยลำดับที่	สถิติทดสอบ (Friedman Test)
31-62-1 (Normal-Normal)	3.90	$\chi^2 = 87.81$ Asymp. Sig. = 0.000
30-31-31-1 (Log-Normal)	2.45	
31-42-42-42-1 (Normal-Log)	2.14	
31-22-22-1 (Log-Log)	<u>1.52</u>	

ตารางที่ ข5 ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละ
กรณีศึกษา ณ สถานี 12T

จำนวนชั้น	จำนวนโหนด ในชั้นซ่อน	ค่าเฉลี่ยลำดับที่			
		Normal-Normal	Log-Normal	Normal-Log	Log-Log
3 Layers	-20	7.84	10.00	7.55	6.21
	-10	9.89	<u>2.85</u>	12.47	10.77
	ค่าเริ่มต้น	10.38	7.40	5.73	9.90
	+10	6.95	7.36	5.85	8.46
	+20	8.23	10.42	9.30	7.63
4 Layers	-20	10.96	10.85	9.13	6.46
	-10	10.00	7.66	9.35	7.19
	ค่าเริ่มต้น	7.64	6.64	<u>5.41</u>	7.49
	+10	<u>3.43</u>	8.51	8.76	10.54
	+20	5.59	7.69	8.76	6.56
5 Layers	-20	10.72	9.84	5.48	5.52
	-10	11.53	8.06	5.94	9.22
	ค่าเริ่มต้น	5.65	8.50	8.45	6.77
	+10	6.22	9.99	10.20	12.03
	+20	4.99	4.23	7.63	<u>5.26</u>
สถิติทดสอบ (Friedman Test)		$\chi^2 = 210.50$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 166.99$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 140.42$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 142.95$ Sig. = 0.000

ตารางที่ ข6 ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมจากกรณีศึกษา
4 กรณี ณ สถานี 12T

แบบจำลอง (Input nodes-Hidden nodes-Output node)	ค่าเฉลี่ยลำดับที่	สถิติทดสอบ (Friedman Test)
35-53-53-1 (Normal-Normal)	3.34	$\chi^2 = 34.20$ Asymp. Sig. = 0.000
35-33-1 (Log-Normal)	2.61	
36-43-43-1 (Normal-Log)	<u>2.00</u>	
35-63-63-63-1 (Log-Log)	2.04	

ตารางที่ ข7 ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละ
กรณีศึกษา ณ สถานี 15T

จำนวนชั้น	จำนวนโหนด ในชั้นซ่อน	ค่าเฉลี่ยลำดับที่			
		Normal-Normal	Log-Normal	Normal-Log	Log-Log
3 Layers	-20	5.32	10.74	12.03	9.20
	-10	4.84	9.90	10.85	10.52
	ค่าเริ่มต้น	11.17	11.29	11.48	8.39
	+10	7.33	11.90	9.63	12.04
	+20	8.08	12.22	12.02	6.72
4 Layers	-20	7.03	5.51	9.21	5.84
	-10	7.77	5.04	5.18	8.90
	ค่าเริ่มต้น	9.96	6.71	7.22	5.85
	+10	6.07	6.38	4.17	11.35
	+20	6.71	7.11	7.84	7.25
5 Layers	-20	10.26	7.18	6.70	5.08
	-10	8.72	7.50	5.28	5.38
	ค่าเริ่มต้น	7.63	7.50	7.34	6.25
	+10	9.75	5.22	5.00	10.01
	+20	9.35	5.81	6.05	7.22
สถิติทดสอบ (Friedman Test)		$\chi^2 = 116.39$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 220.32$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 245.77$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 170.23$ Sig. = 0.000

ตารางที่ ข8 ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมจากกรณีศึกษา
4 กรณี ณ สถานี 15T

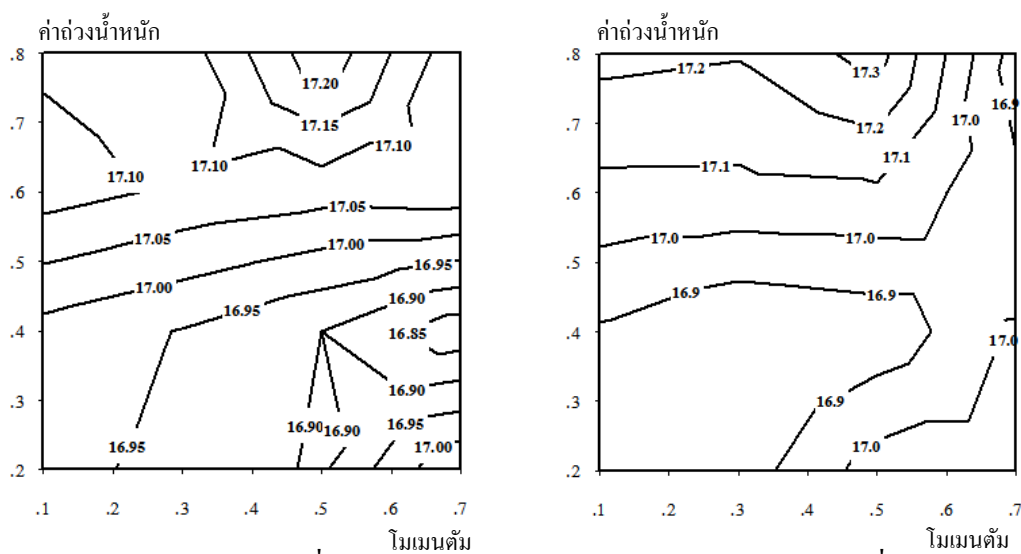
แบบจำลอง (Input nodes-Hidden nodes-Output node)	ค่าเฉลี่ยลำดับที่	สถิติทดสอบ (Friedman Test)
37-36-1 (Normal-Normal)	3.65	$\chi^2 = 123.73$ Asymp. Sig. = 0.000
37-36-36-10 (Log-Normal)	3.33	
36-55-55-1 (Normal-Log)	1.92	
38-26-26-26-1 (Log-Log)	1.10	

ตารางที่ ข9 ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดของแต่ละ
กรณีศึกษา ณ สถานี 47T

จำนวนชั้น	จำนวนโหนด ในชั้นซ่อน	ค่าเฉลี่ยลำดับที่			
		Normal-Normal	Log-Normal	Normal-Log	Log-Log
3 Layers	-20	9.42	7.73	8.52	8.43
	-10	11.16	8.75	11.71	10.98
	ค่าเริ่มต้น	9.46	12.39	9.94	8.56
	+10	<u>4.71</u>	9.15	7.53	5.88
	+20	6	10.56	9.34	7.39
4 Layers	-20	5.88	7.21	5.53	<u>4.60</u>
	-10	12.94	9.48	12.33	10.19
	ค่าเริ่มต้น	9.81	5.88	8.00	6.90
	+10	5.16	<u>2.58</u>	3.33	4.69
	+20	6.25	7.16	6.24	10.73
5 Layers	-20	5.98	8.18	11.36	9.29
	-10	9.44	11.04	9.05	10.10
	ค่าเริ่มต้น	10.94	8.19	7.00	9.71
	+10	5.19	4.47	<u>2.75</u>	5.06
	+20	7.69	7.25	7.35	10.73
สถิติทดสอบ (Friedman Test)		$\chi^2 = 228.12$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 209.98$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 266.43$ Sig. = 0.000	$\chi^2 = 163.50$ Sig. = 0.000

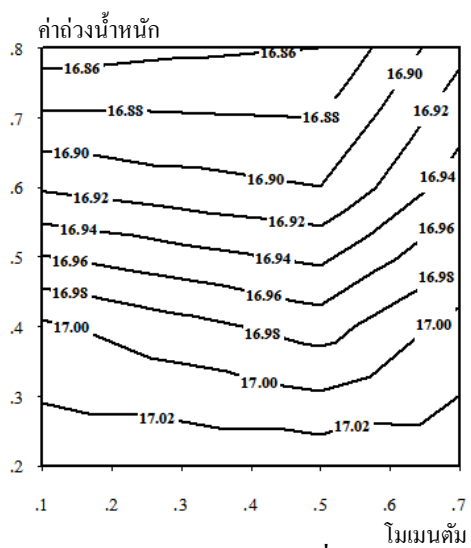
ตารางที่ ข10 ค่าสถิติทดสอบ Friedman Test ในการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมจากกรณีศึกษา
4 กรณี ณ สถานี 47T

แบบจำลอง (Input nodes-Hidden nodes-Output node)	ค่าเฉลี่ยลำดับที่	สถิติทดสอบ (Friedman Test)
29-41-1 (Normal-Normal)	3.88	$\chi^2 = 125.33$ Asymp. Sig. = 0.000
29-41-41-1 (Log-Normal)	1.69	
29-41-41-41-1 (Normal-Log)	3.13	
29-11-11-1 (Log-Log)	<u>1.31</u>	



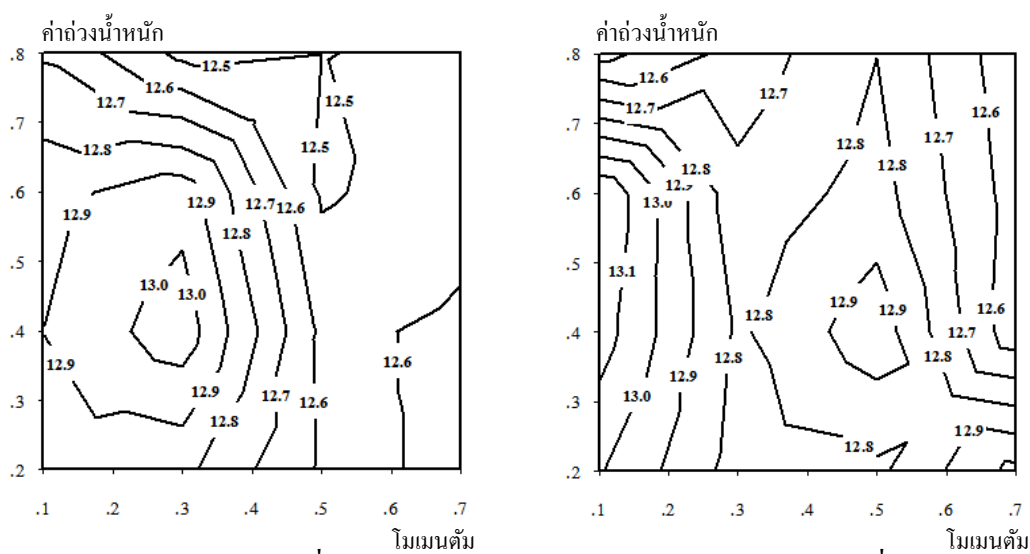
ก) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.05

ข) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.1



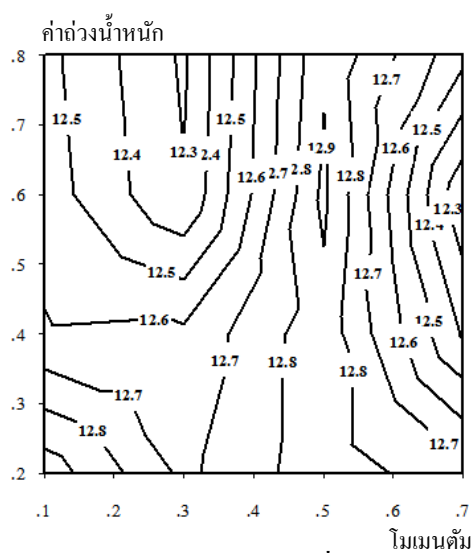
ค) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.3

รูปที่ ข1 เส้นระดับชั้นของค่า MAPE สำหรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย ณ สถานี 10T



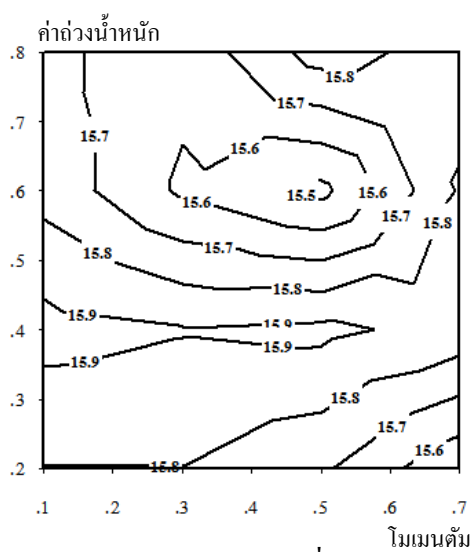
ก) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.05

ข) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.1

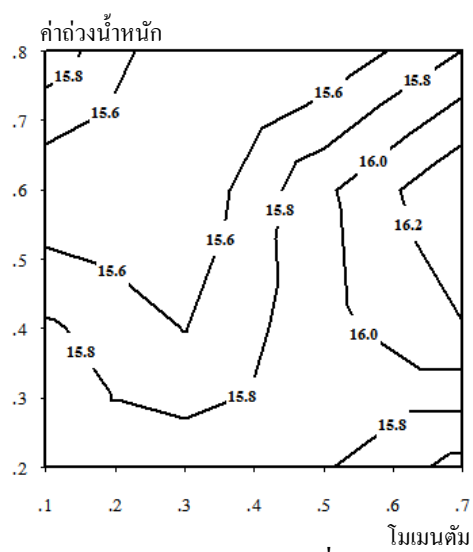


ค) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.3

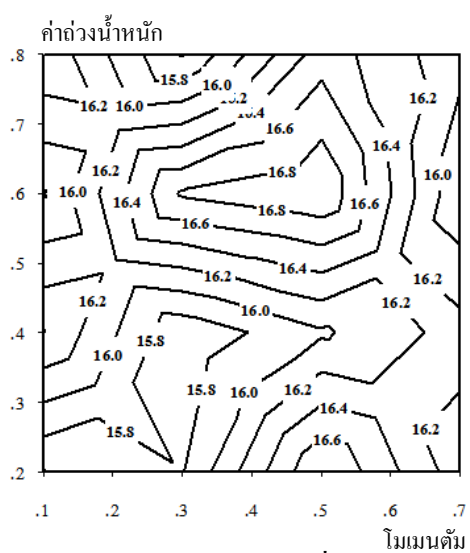
รูปที่ ข2 เส้นระดับชั้นของค่า MAPE สำหรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย ณ สถานี 11T



ก) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.05

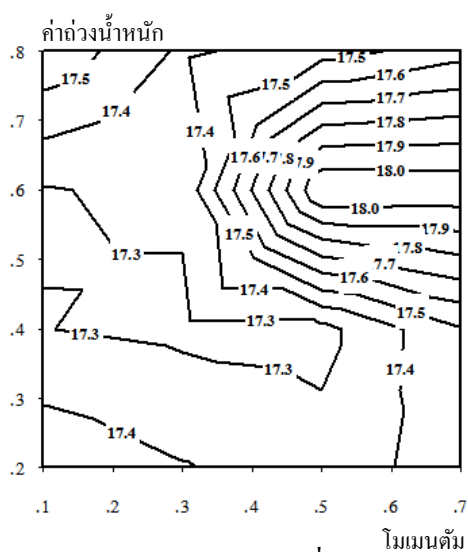


ข) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.1

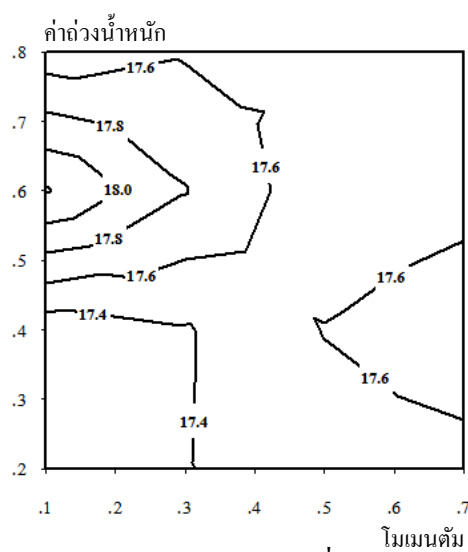


ค) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.3

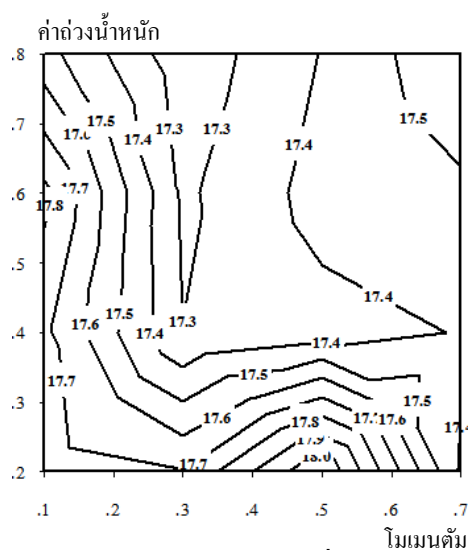
รูปที่ ข3 เส้นระดับชั้นของค่า MAPE สำหรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย ๓ ชั้น 12T



ก) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.05

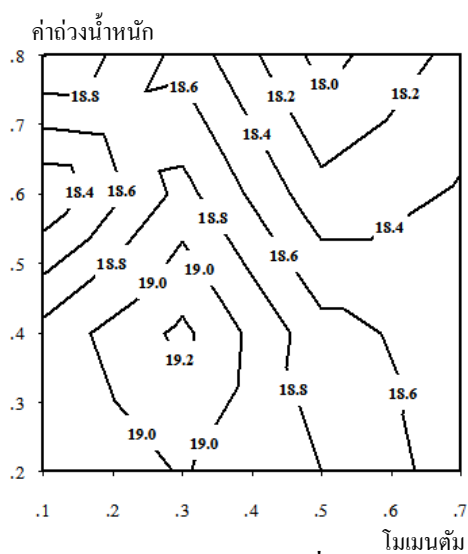


ข) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.1

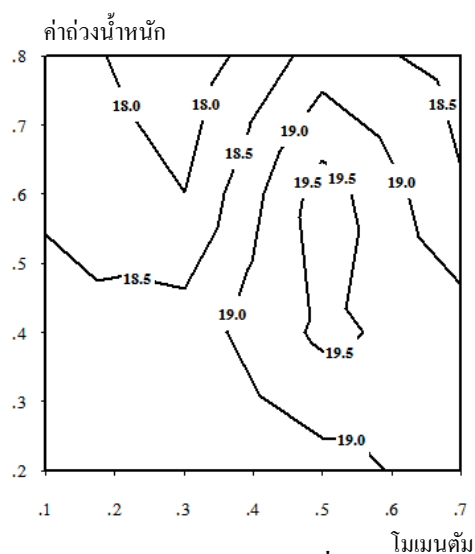


ค) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.3

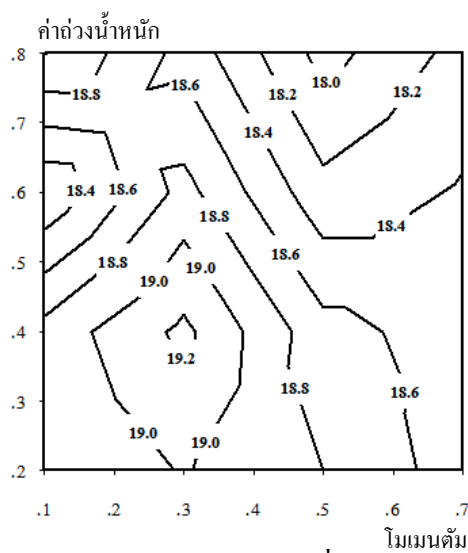
รูปที่ ข4 เส้นระดับชั้นของค่า MAPE สำหรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย ณ สถานี 15T



ก) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.05

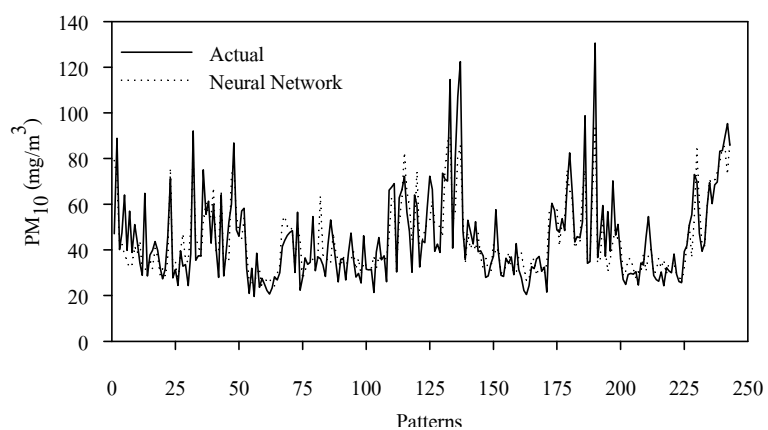


ข) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.1

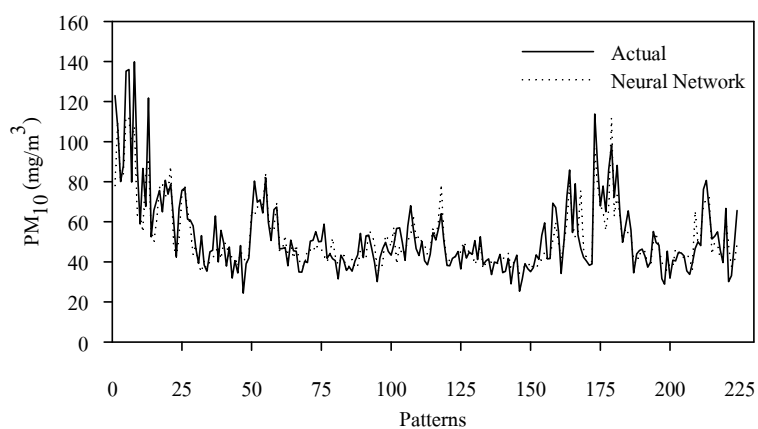


ค) อัตราการเรียนรู้ที่ 0.3

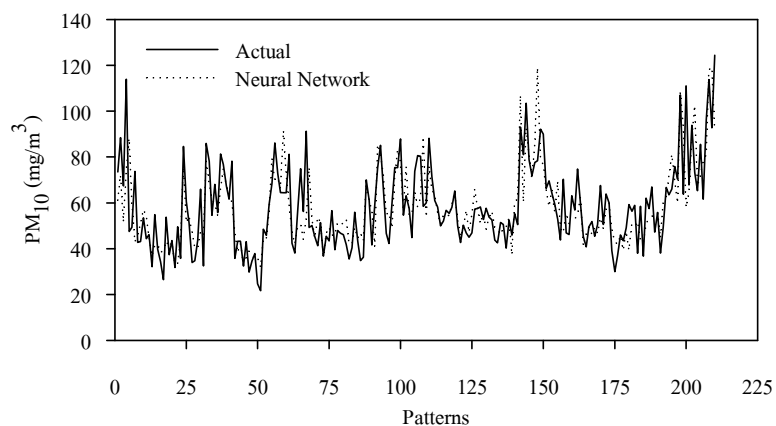
รูปที่ ข5 เส้นระดับชั้นของค่า MAPE สำหรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย ณ สถานี 47T



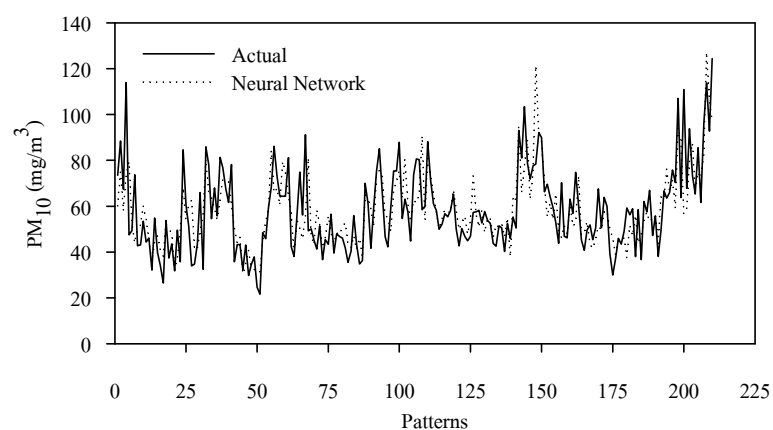
รูปที่ ข6 แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี 10T
(โครงข่าย 32-63-63-1, $\eta = 0.1$, $\alpha = 0.3$, $w = 0.4$)



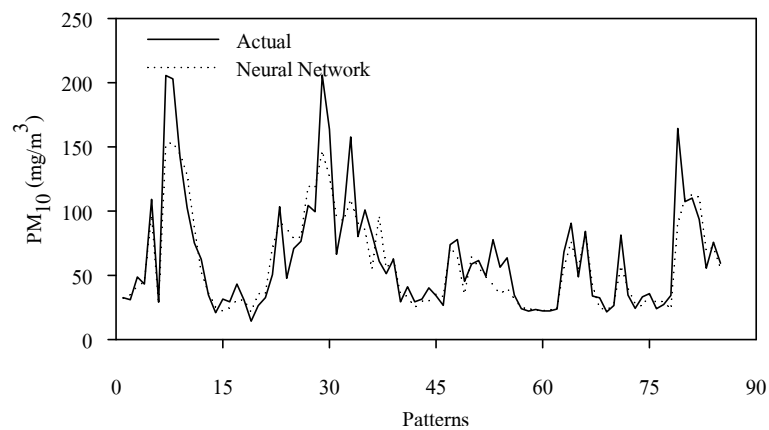
รูปที่ ข7 แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี 11T
(โครงข่าย 31-22-22-1, $\eta = 0.3$, $\alpha = 0.7$, $w = 0.6$)



รูปที่ ข8 แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี 12T
(โครงข่าย 36-43-43-1, $\eta = 0.1$, $\alpha = 0.3$, $w = 0.8$)



รูปที่ ข9 แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับทำนาย PM_{10} ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี 15T
(โครงข่าย 38-26-26-26-1, $\eta = 0.3$, $\alpha = 0.3$, $w = 0.8$)



รูปที่ ข10 แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับทำนาย PM₁₀ ในวันรุ่งขึ้น ณ สถานี 47T
(โครงข่าย 29-11-11-1, $\eta = 0.3$, $\alpha = 0.5$, $w = 0.8$)

ภาคผนวก ค

แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ Stepwise

ตารางที่ ค1 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ stepwise ณ สถานี 10T

Normal - Normal						Log - Normal					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-3.706	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-
SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-0.334	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-
NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	0.232	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	3.051
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	2.312
PM ₁₀	0.059	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.565	PM ₁₀	3.085	PM ₁₀	-	PM ₁₀	25.890
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	-	P	0.672	P	-	P	-	P	371.940
R	-	R	-	R	-	R	-	R	-	R	-
RH	0.212	RH	-	RH	-0.351	RH	15.947	RH	-	RH	-28.899
T	-	T	-	T	-1.963	T	-	T	-	T	-71.070
WD	-	WD	-	WD	-0.013	WD	-	WD	-	WD	-
WS	-	WS	2.017	WS	-	WS	2.518	WS	-	WS	-
β_0	-423.514					β_0	-3,743.768				
Adj.R ²	0.719					Adj.R ²	0.702				
Normal - Log						Log - Log					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-0.057	CO	-	CO	-	CO	-0.041	CO	-
SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-
NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	0.003	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	0.060
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	0.002	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	0.041
PM ₁₀	-	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.012	PM ₁₀	0.079	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.565
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	-	P	0.025	P	-	P	-	P	11.478
R	-	R	-	R	-	R	-	R	-	R	-
RH	-	RH	0.006	RH	-0.009	RH	0.288	RH	-	RH	-0.436
T	-	T	0.032	T	-0.057	T	-	T	-	T	-1.022
WD	-	WD	0.000	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-0.015
WS	-	WS	0.039	WS	-	WS	0.056	WS	-	WS	-
β_0	-10.112					β_0	-117.209				
Adj.R ²	0.675					Adj.R ²	0.696				

ตารางที่ ค2 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ stepwise ณ สถานี 11T

Normal - Normal						Log - Normal					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-
SO ₂	0.532	SO ₂	-	SO ₂	-0.605	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-2.515
NO ₂	-	NO ₂	-0.245	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-9.899	NO ₂	-
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-
PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.098	PM ₁₀	0.823	PM ₁₀	4.754	PM ₁₀	5.498	PM ₁₀	46.046
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	0.463	P	-	P	-	P	-	P	-
R	-	R	-1.767	R	-	R	-	R	-	R	-
RH	-	RH	-	RH	-	RH	-	RH	-	RH	-
T	-	T	-	T	-0.723	T	-	T	-	T	-24.892
WD	-	WD	-0.011	WD	0.008	WD	-	WD	-0.774	WD	-
WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-
β_0	-315.725					β_0	-125.088				
Adj.R ²	0.766					Adj.R ²	0.738				
Normal - Log						Log - Log					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-
SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-0.032
NO ₂	-	NO ₂	-0.003	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-0.131	NO ₂	-
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-
PM ₁₀	0.002	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.013	PM ₁₀	0.120	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.808
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	0.007	P	-	P	-	P	-	P	-
R	-	R	-0.048	R	-	R	-	R	-0.009	R	-
RH	0.003	RH	-	RH	-0.004	RH	-	RH	-	RH	-
T	0.019	T	-	T	-0.028	T	-	T	-	T	-0.391
WD	-	WD	-0.00016	WD	-	WD	-	WD	-0.014	WD	-
WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-
β_0	3.212					β_0	5.144				
Adj.R ²	0.733					Adj.R ²	0.750				

ตารางที่ ค3 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ stepwise ณ สถานี 12T

Normal - Normal						Log - Normal					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-
SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-
NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-4.020	NO ₂	6.632
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	0.191	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	2.533
PM ₁₀	-	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.642	PM ₁₀	-	PM ₁₀	-	PM ₁₀	33.531
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	1.006	P	-	P	646.040	P	-	P	-
R	-	R	-	R	-	R	-	R	-	R	-0.765
RH	-	RH	-	RH	-0.210	RH	-8.772	RH	-	RH	-8.438
T	-	T	-	T	-1.209	T	-	T	-	T	-35.709
WD	-	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-
WS	-	WS	-	WS	-2.993	WS	-	WS	-	WS	-
β_0	-689.047					β_0	-7088.318				
Adj.R ²	0.709					Adj.R ²	0.696				
Normal - Log						Log - Log					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-
SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-
NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-
PM ₁₀	-	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.010	PM ₁₀	-	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.665
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-0.001	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	-	P	0.016	P	-	P	-	P	6.562
R	-	R	-	R	-0.043	R	-	R	-0.012	R	-0.016
RH	-	RH	-	RH	-0.004	RH	-	RH	-	RH	-0.199
T	-	T	-	T	-0.013	T	-	T	-	T	-0.725
WD	-	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-
WS	-	WS	-	WS	-0.063	WS	-	WS	-	WS	-0.044
β_0	-3.294					β_0	-63.068				
Adj.R ²	0.696					Adj.R ²	0.716				

ตารางที่ ค4 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ stepwise ณ สถานี 15T

Normal - Normal						Log - Normal					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-4.981	CO	-	CO	-4.498	CO	-
SO ₂	-0.460	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-
NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	0.363	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	4.265
PM ₁₀	0.153	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.566	PM ₁₀	8.994	PM ₁₀	-	PM ₁₀	31.989
GR	-	GR	-	GR	-0.022	GR	-	GR	-	GR	-5.867
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	-	P	-	P	-	P	-	P	-
R	-	R	-	R	-	R	-	R	-	R	-
RH	0.266	RH	-	RH	-0.455	RH	-	RH	-	RH	-31.456
T	1.700	T	-	T	-2.360	T	-	T	-	T	-45.245
WD	-	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-0.940
WS	-	WS	8.416	WS	-6.696	WS	3.111	WS	-	WS	-2.960
β_0	50.746					β_0	399.495				
Adj.R ²	0.735					Adj.R ²	0.704				
Normal - Log						Log - Log					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-0.060	CO	-	CO	-	CO	-0.056	CO	-
SO ₂	-0.013	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-0.046	SO ₂	-
NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	0.005	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-
PM ₁₀	0.003	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.008	PM ₁₀	0.150	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.590
GR	-	GR	-0.002	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-0.108
NR	-	NR	0.001	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	-0.004	P	-	P	-	P	-	P	-
R	-	R	-	R	-	R	-0.011	R	-	R	-
RH	0.005	RH	-	RH	-0.008	RH	0.288	RH	-	RH	-0.586
T	0.034	T	-	T	-0.036	T	-	T	-	T	-0.583
WD	-	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-
WS	-	WS	0.145	WS	-0.169	WS	0.048	WS	-	WS	-0.057
β_0	11.488					β_0	11.126				
Adj.R ²	0.709					Adj.R ²	0.719				

ตารางที่ ค5 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ stepwise ณ สถานี 47T

Normal - Normal						Log - Normal					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-
SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-
NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	0.641	NO ₂	-	NO ₂	-9.517	NO ₂	16.627
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-9.538	O ₃	-	O ₃	14.549
PM ₁₀	-	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.676	PM ₁₀	12.084	PM ₁₀	-	PM ₁₀	36.880
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	1.120	P	-	P	-	P	4249.710	P	- 3525.069
R	-	R	-	R	-	R	-	R	2.133	R	-
RH	-	RH	-	RH	-0.374	RH	-	RH	-	RH	-
T	-	T	-	T	-1.094	T	-	T	-	T	-
WD	-	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-
WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-
β_0	-764.398					β_0	-8574.148				
Adj.R ²	0.759					Adj.R ²	0.692				
Normal - Log						Log - Log					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	0.070
SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-
NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	0.005	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	0.096
PM ₁₀	0.002	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.008	PM ₁₀	0.169	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.604
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	0.017	P	-	P	-	P	-	P	-
R	-	R	-	R	-	R	-	R	-	R	-
RH	-	RH	-	RH	-0.008	RH	-	RH	-	RH	-0.325
T	-	T	-	T	-0.023	T	-	T	-	T	-0.392
WD	-	WD	-0.001	WD	-	WD	-	WD	-0.134	WD	-
WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-
β_0	-3.545					β_0	8.175				
Adj.R ²	0.735					Adj.R ²	0.766				

ภาคผนวก ง

แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ Backward

ตารางที่ ง1 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ backward ณ สถานี 10T

Normal - Normal						Log - Normal					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-2.154	CO	-3.093	CO	3.307	CO	-	CO	-2.394	CO	1.662
SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-0.314	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-
NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	0.192	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	3.016
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	0.088	O ₃	-	O ₃	-2.394	O ₃	4.046
PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.089	PM ₁₀	0.514	PM ₁₀	-	PM ₁₀	5.472	PM ₁₀	23.521
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	0.016	NR	-	NR	-	NR	2.902	NR	-
P	-	P	-	P	0.467	P	-	P	-	P	-
R	-1.869	R	-	R	-	R	-0.578	R	-	R	-0.466
RH	0.152	RH	0.179	RH	-0.434	RH	15.810	RH	-	RH	-27.145
T	-	T	-	T	-2.369	T	-	T	-	T	-86.565
WD	0.007	WD	-0.010	WD	-0.011	WD	-	WD	-1.067	WD	-
WS	-	WS	2.036	WS	-	WS	1.546	WS	-	WS	-
β_0	-262.153					β_0	542.949				
Adj.R ²	0.722					Adj.R ²	0.707				
Normal - Log						Log - Log					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-0.92	CO	-	CO	-	CO	-0.039	CO	-	CO	-
SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-
NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	0.003	NO ₂	0.079	NO ₂	-0.103	NO ₂	0.090
O ₃	-	O ₃	-0.002	O ₃	0.004	O ₃	-	O ₃	-0.050	O ₃	0.070
PM ₁₀	0.002	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.011	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.106	PM ₁₀	0.547
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	0.00037	NR	-0.00046	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	-	P	0.024	P	-	P	-	P	12.068
R	-	R	-	R	-	R	-	R	-	R	-
RH	0.003	RH	0.005	RH	-0.009	RH	0.178	RH	0.223	RH	-0.566
T	-	T	0.027	T	-0.050	T	-	T	0.649	T	-1.542
WD	0.00017	WD	-0.0002	WD	-0.00013	WD	-	WD	-0.015	WD	-
WS	0.043	WS	-	WS	-	WS	0.053	WS	-	WS	-
β_0	-9.342					β_0	-124.668				
Adj.R ²	0.680					Adj.R ²	0.699				

ตารางที่ ง2 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ backward ณ สถานี 11T

Normal - Normal						Log - Normal					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	1.306
SO ₂	0.423	SO ₂	-	SO ₂	-0.526	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-2.529
NO ₂	-	NO ₂	-0.286	NO ₂	0.106	NO ₂	-	NO ₂	-12.186	NO ₂	4.271
O ₃	-	O ₃	-0.105	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-
PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.170	PM ₁₀	0.758	PM ₁₀	4.954	PM ₁₀	9.342	PM ₁₀	41.759
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	1.159	P	-0.847	P	-	P	1033.7	P	-956.79
R	-	R	-2.537	R	-	R	0.296	R	-	R	-
RH	0.150	RH	0.129	RH	-0.293	RH	14.625	RH	-	RH	-15.478
T	1.061	T	-	T	-1.651	T	23.312	T	-	T	-43.951
WD	-	WD	-0.009	WD	0.010	WD	-	WD	-0.649	WD	0.738
WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-
β_0	-205.718					β_0	-1043.706				
Adj.R ²	0.774					Adj.R ²	0.749				
Normal - Log						Log - Log					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	-	CO	0.003
SO ₂	0.006	SO ₂	-	SO ₂	-0.007	SO ₂	-	SO ₂	0.025	SO ₂	-0.045
NO ₂	-	NO ₂	-0.005	NO ₂	0.002	NO ₂	-	NO ₂	-0.212	NO ₂	0.101
O ₃	-	O ₃	-0.002	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	-0.022	O ₃	-0.001
PM ₁₀	0.001	PM ₁₀	0.002	PM ₁₀	0.012	PM ₁₀	0.103	PM ₁₀	0.107	PM ₁₀	0.722
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	0.008	P	-	P	-	P	-	P	10.993	P	-8.151
R	-	R	-0.060	R	-	R	0.007	R	-0.010	R	-0.005
RH	-	RH	0.002	RH	-0.005	RH	0.183	RH	-	RH	-0.294
T	0.018	T	-	T	-0.026	T	0.468	T	-	T	-0.907
WD	-	WD	-0.00015	WD	-	WD	-	WD	-0.009	WD	0.007
WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-0.007
β_0	2.352					β_0	-25.189				
Adj.R ²	0.738					Adj.R ²	0.760				

ตารางที่ 33 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ backward ณ สถานี 12T

Normal - Normal						Log - Normal					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-2.153	CO	-	CO	-	CO	-1.377	CO	-	CO	-
SO ₂	0.057	SO ₂	0.332	SO ₂	-3.23	SO ₂	-	SO ₂	2.074	SO ₂	-1.543
NO ₂	-	NO ₂	-0.280	NO ₂	0.343	NO ₂	-	NO ₂	-5.717	NO ₂	7.477
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	0.196	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	2.789
PM ₁₀	-	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.580	PM ₁₀	2.824	PM ₁₀	-	PM ₁₀	32.193
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	0.871	P	-	P	-	P	1139.8	P	-575.11	P	-
R	-1.994	R	-	R	-	R	-	R	-0.499	R	-0.831
RH	-	RH	-	RH	-0.205	RH	-6.898	RH	-	RH	-9.345
T	-	T	-	T	-1.225	T	-	T	-	T	-43.841
WD	-	WD	-0.006	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-
WS	-	WS	-	WS	-2.596	WS	-	WS	-	WS	-1.882
β_0	-586.296					β_0	-6114.909				
Adj.R ²	0.718					Adj.R ²	0.700				
Normal - Log						Log - Log					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-0.047	CO	-	CO	-	CO	-0.023	CO	-	CO	-
SO ₂	-	SO ₂	0.006	SO ₂	-0.005	SO ₂	-	SO ₂	0.023	SO ₂	-0.035
NO ₂	-	NO ₂	-0.004	NO ₂	0.005	NO ₂	-	NO ₂	-0.097	NO ₂	0.100
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	0.002	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	0.026
PM ₁₀	0.001	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.009	PM ₁₀	0.071	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.607
GR	-0.001	GR	-	GR	0.001	GR	-	GR	-	GR	-
NR	0.001	NR	-	NR	-0.001	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	-	P	0.013	P	12.814	P	-16.998	P	11.497
R	-0.053	R	-	R	-	R	-0.007	R	-0.009	R	-0.014
RH	-	RH	-	RH	-0.004	RH	-	RH	-	RH	-0.167
T	-0.014	T	-	T	-	T	-	T	-	T	-0.673
WD	-	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-
WS	-	WS	-	WS	-0.069	WS	-	WS	-	WS	-0.043
β_0	-1.355					β_0	-72.336				
Adj.R ²	0.703					Adj.R ²	0.722				

ตารางที่ 4 แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ backward ณ สถานี 15T

Normal - Normal						Log - Normal					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-4.553	CO	-	CO	-4.115	CO	-
SO ₂	-0.495	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-
NO ₂	-	NO ₂	-0.241	NO ₂	0.558	NO ₂	-	NO ₂	-5.353	NO ₂	5.017
O ₃	-0.118	O ₃	-	O ₃	0.181	O ₃	-	O ₃	-	O ₃	3.131
PM ₁₀	0.210	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.505	PM ₁₀	8.972	PM ₁₀	4.262	PM ₁₀	28.332
GR	-0.066	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-3.716
NR	0.095	NR	-0.042	NR	-	NR	-	NR	-1.664	NR	-
P	0.817	P	-0.844	P	-	P	921.167	P	-821.154	P	-
R	-1.598	R	-	R	-	R	-0.489	R	-	R	-
RH	0.214	RH	-	RH	-0.413	RH	10.012	RH	-	RH	-35.238
T	1.433	T	-	T	-2.285	T	-	T	-	T	-46.246
WD	-	WD	-	WD	-	WD	-1.043	WD	-	WD	-
WS	3.090	WS	5.166	WS	-6.264	WS	3.226	WS	-	WS	-3.222
β_0	79.181					β_0	-771.026				
Adj.R ²	0.739					Adj.R ²	0.707				
Normal - Log						Log - Log					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	-0.062	CO	-	CO	-	CO	-0.050
SO ₂	-0.012	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-0.053	SO ₂	-
NO ₂	-	NO ₂	-0.004	NO ₂	0.008	NO ₂	0.057	NO ₂	-0.200	NO ₂	0.133
O ₃	-0.002	O ₃	-	O ₃	0.003	O ₃	-	O ₃	-0.055	O ₃	0.046
PM ₁₀	0.004	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.008	PM ₁₀	0.085	PM ₁₀	0.180	PM ₁₀	0.491
GR	-0.002	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-0.119
NR	0.003	NR	-0.001	NR	-0.001	NR	0.043	NR	-0.036	NR	-
P	-	P	-0.022	P	0.017	P	-	P	-1.687	P	-
R	-	R	-	R	-	R	-0.010	R	-	R	-
RH	0.004	RH	-	RH	-0.007	RH	0.280	RH	-	RH	-0.567
T	0.027	T	-	T	-0.030	T	-	T	-	T	-0.534
WD	-	WD	-	WD	-	WD	-0.013	WD	-	WD	-
WS	0.057	WS	0.084	WS	-0.158	WS	0.047	WS	-	WS	-0.055
β_0	11.860					β_0	29.766				
Adj.R ²	0.715					Adj.R ²	0.727				

ตารางที่ ๕ แบบจำลองความถดถอยเชิงพหุแบบ backward ณ สถานี 47T

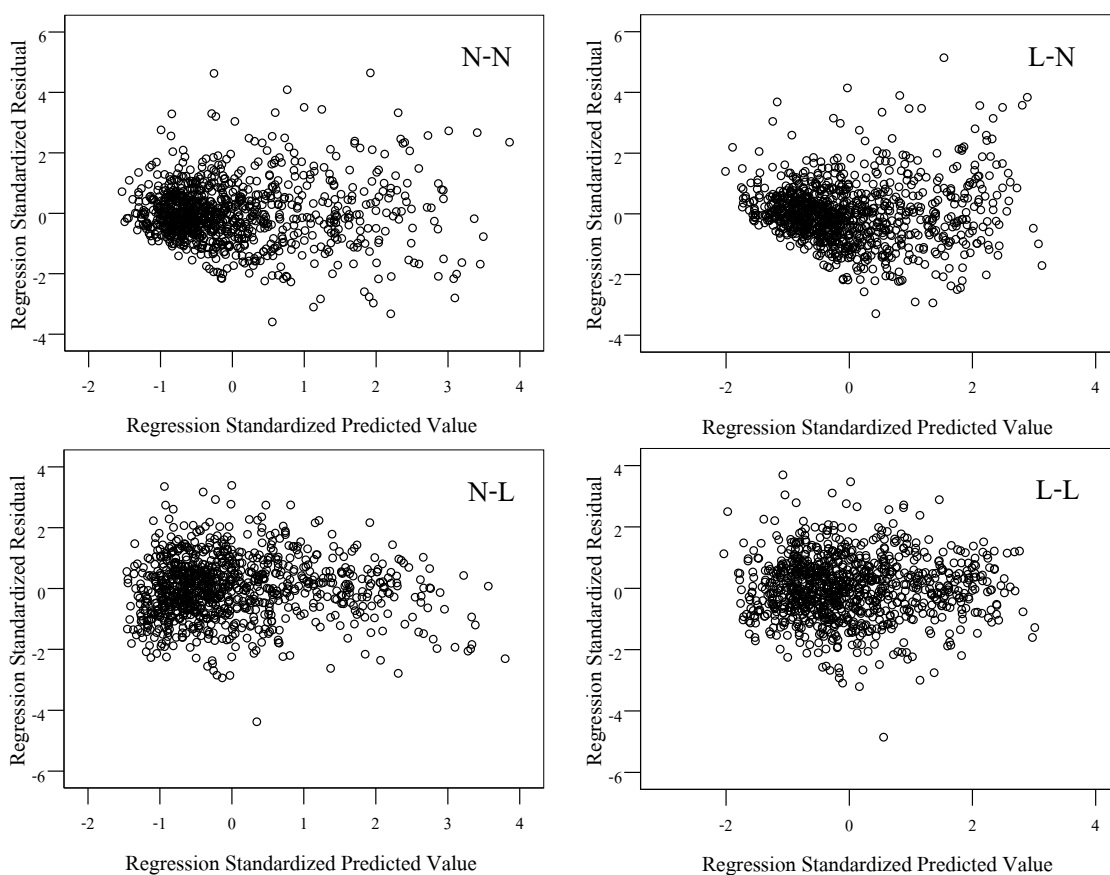
Normal - Normal						Log - Normal					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-9.920	CO	-	CO	6.620	CO	-6.117	CO	-	CO	6.966
SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-
NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	0.891	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	5.922
O ₃	-	O ₃	-0.378	O ₃	0.511	O ₃	- 10,584	O ₃	-	O ₃	12.283
PM ₁₀	0.141	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.593	PM ₁₀	11.685	PM ₁₀	-	PM ₁₀	34.140
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	3.667	P	-2.727	P	-	P	3528.821	P	-2754.46
R	-	R	6.895	R	-	R	-	R	2.461	R	-
RH	-	RH	-	RH	-0.314	RH	-	RH	-	RH	-19.859
T	-	T	1.282	T	-2.116	T	-	T	-	T	-18.866
WD	-	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-	WD	-
WS	-	WS	4.130	WS	-	WS	-	WS	4.299	WS	-4.654
β_0	-653.857					β_0	-8748.50				
Adj.R ²	0.770					Adj.R ²	0.700				
Normal - Log						Log - Log					
ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน		ย้อนหลัง 2 วัน		ย้อนหลัง 1 วัน		วันปัจจุบัน	
CO	-	CO	-	CO	0.058	CO	-0.059	CO	-	CO	0.080
SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-	SO ₂	-
NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-	NO ₂	-
O ₃	-	O ₃	-	O ₃	0.006	O ₃	-0.099	O ₃	-	O ₃	0.147
PM ₁₀	0.002	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.008	PM ₁₀	0.188	PM ₁₀	-	PM ₁₀	0.591
GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-	GR	-
NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-	NR	-
P	-	P	0.015	P	-	P	-	P	7.707	P	-
R	-	R	-	R	-	R	-	R	0.022	R	-
RH	-	RH	-	RH	-0.008	RH	-	RH	-	RH	-0.376
T	-	T	-	T	-0.022	T	-	T	-	T	-0.424
WD	-	WD	-0.001	WD	-	WD	-0.112	WD	-	WD	-
WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-	WS	-
β_0	-1.965					β_0	-77.263				
Adj.R ²	0.736					Adj.R ²	0.770				

ภาคผนวก จ

ผลการวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อน

ตารางที่ ๑1 ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Stepwise ณ สถานี 10T

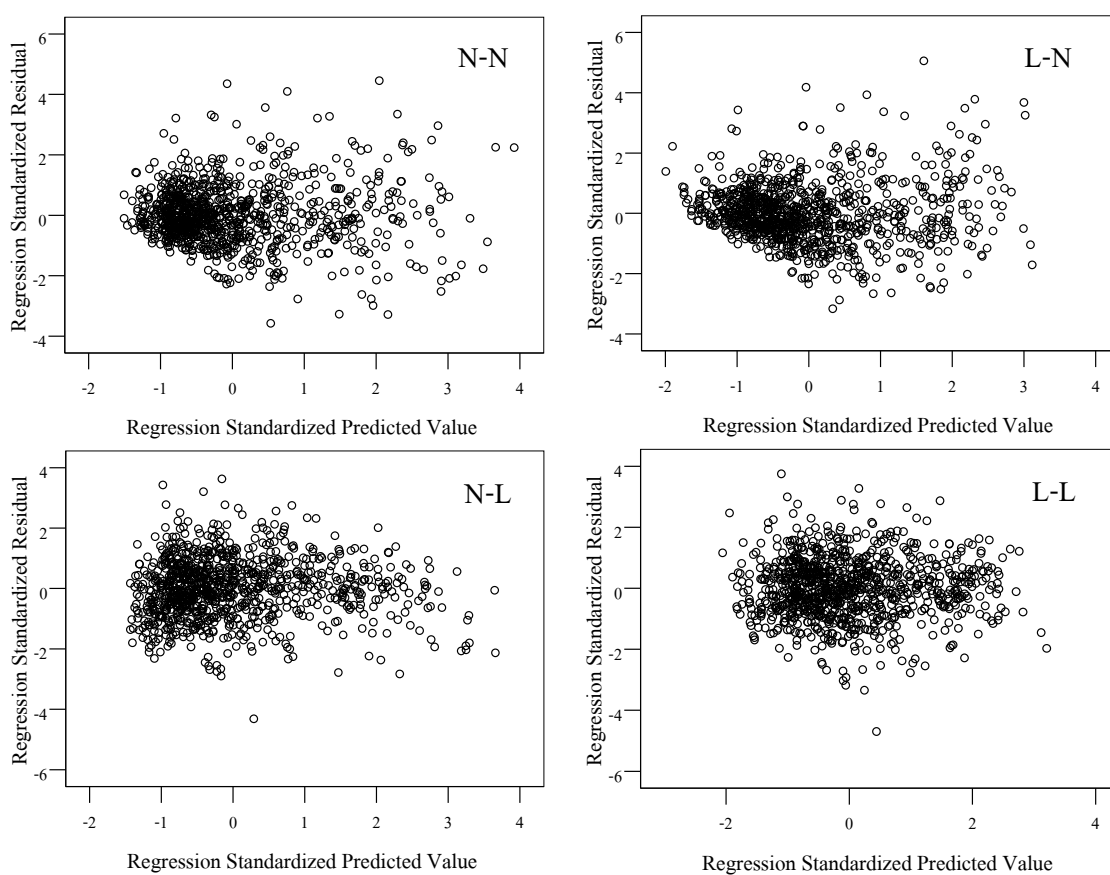
สถานี	กรณี	Kolmogorov-Smirnov		Durbin-Watson		ความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน	
10T	Normal - Normal	0.000	×	1.954	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Normal	0.000	×	1.809	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Normal - Log	0.059	✓	1.782	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Log	0.200	✓	1.906	✓	กระจายรอบๆศูนย์	✓



รูปที่ ๑1 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูปมาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี stepwise ณ สถานี 10T

ตารางที่ จ2 ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Backward ณ สถานี 10T

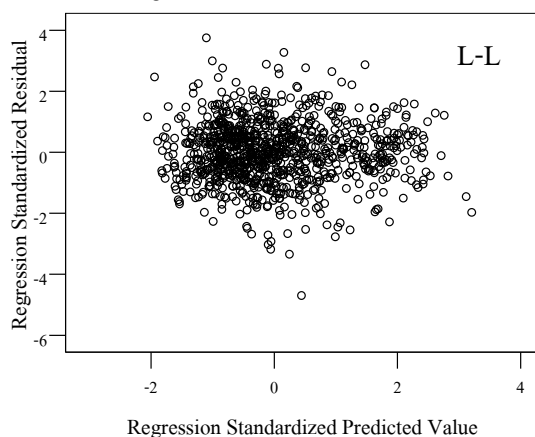
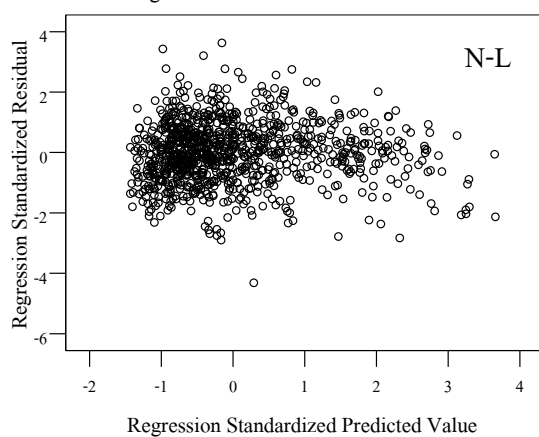
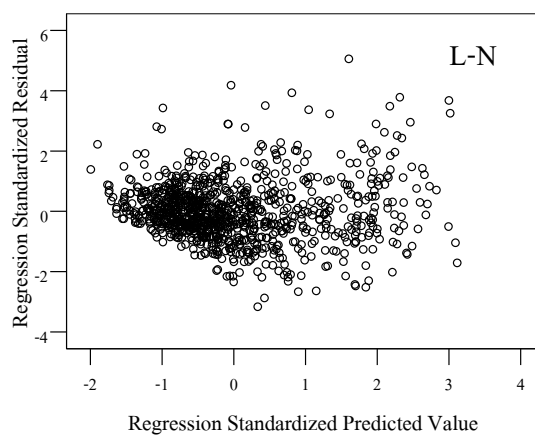
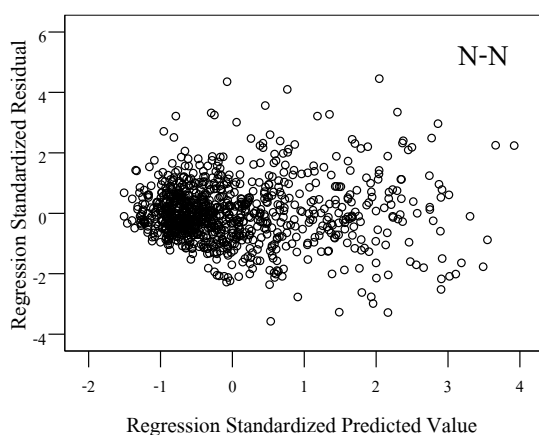
สถานี	กรณี	Kolmogorov-Smirnov		Durbin-Watson		ความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน	
10T	Normal - Normal	0.000	×	1.960	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Normal	0.000	×	1.834	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Normal - Log	0.200	✓	1.738	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Log	0.069	✓	1.913	✓	กระจายรอบๆศูนย์	✓



รูปที่ จ2 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูปมาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี backward ณ สถานี 10T

ตารางที่ ๑3 ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Stepwise ณ สถานี 11T

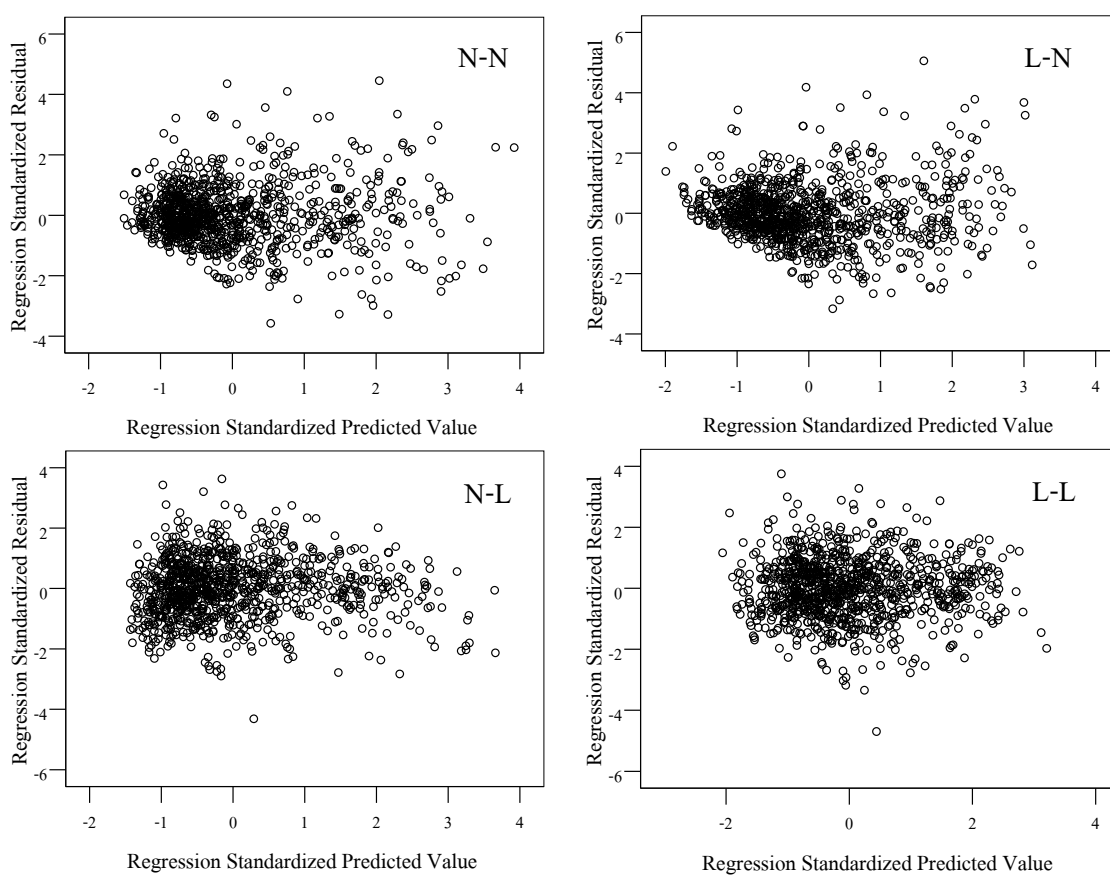
สถานี	กรณี	Kolmogorov-Smirnov		Durbin-Watson		ความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน	
11T	Normal - Normal	0.000	×	1.891	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Normal	0.000	×	1.746	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Normal - Log	0.093	✓	1.777	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Log	0.190	✓	1.965	✓	กระจายรอบๆ ศูนย์	✓



รูปที่ ๑3 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูปมาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี stepwise ณ สถานี 11T

ตารางที่ จ4 ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Backward ณ สถานี 11T

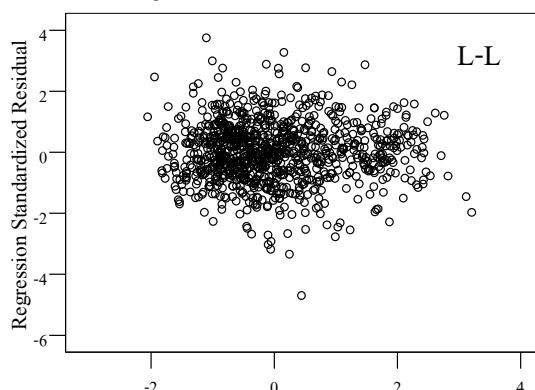
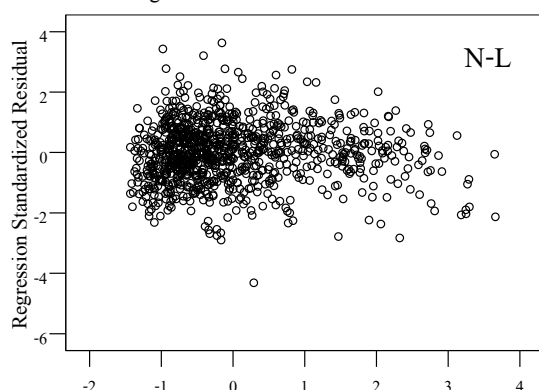
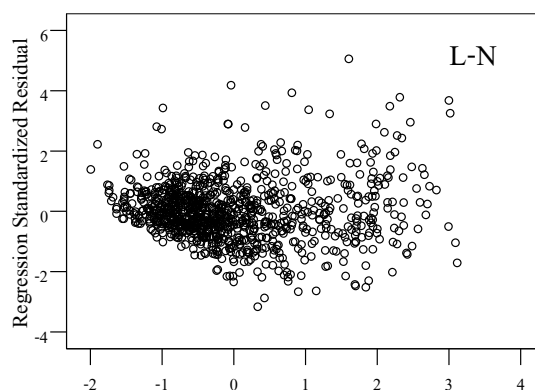
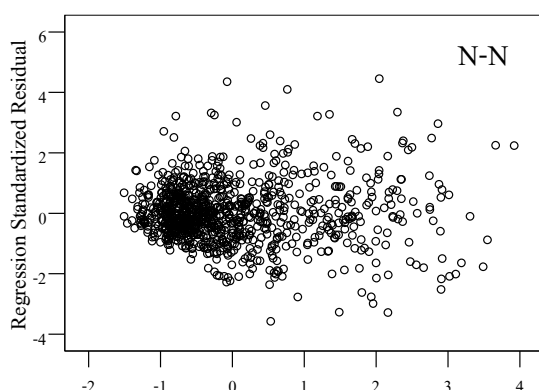
สถานี	กรณี	Kolmogorov-Smirnov		Durbin-Watson		ความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน	
11T	Normal - Normal	0.000	×	1.898	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Normal	0.000	×	1.755	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Normal - Log	0.093	✓	1.720	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Log	0.045	✓	1.969	✓	กระจายรอบๆศูนย์	✓



รูปที่ จ4 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูปมาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี backward ณ สถานี 11T

ตารางที่ จ5 ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Stepwise ณ สถานี 12T

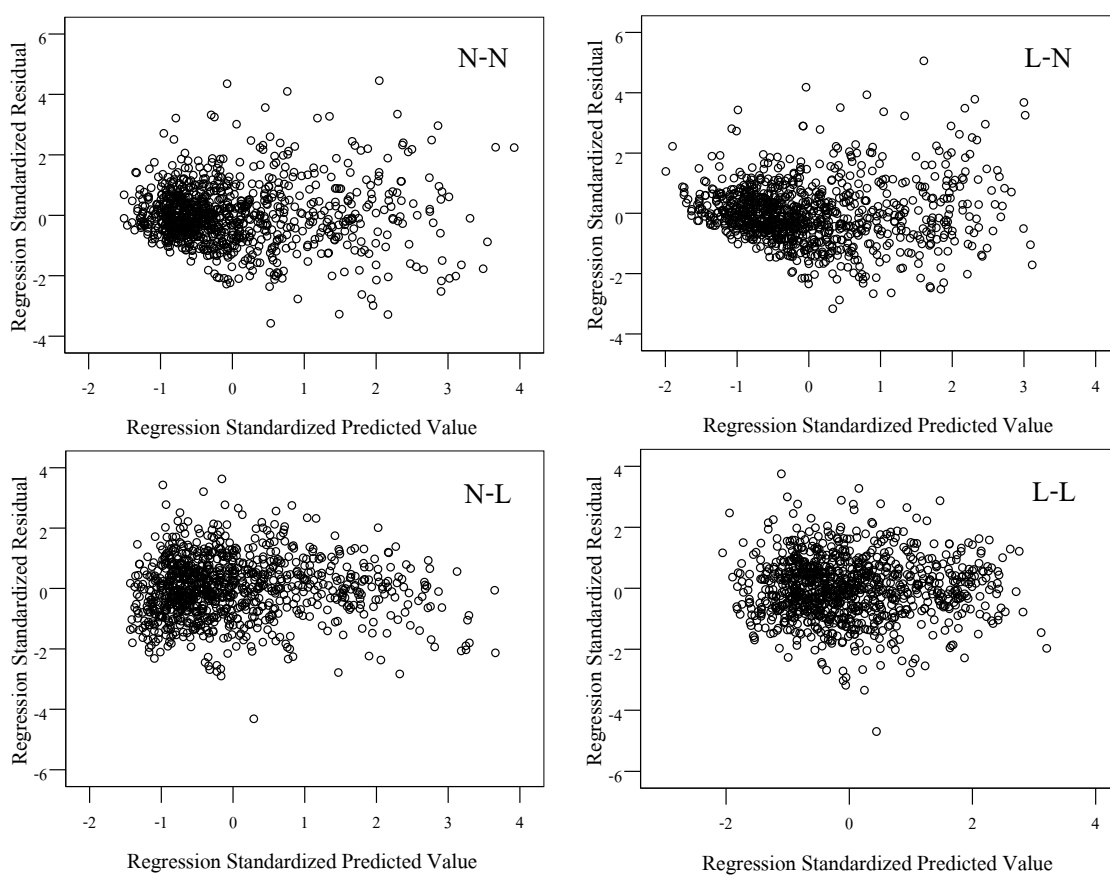
สถานี	กรณี	Kolmogorov-Smirnov		Durbin-Watson		ความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน	
12T	Normal - Normal	0.000	×	1.993	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Normal	0.000	×	1.868	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Normal - Log	0.200	✓	1.810	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Log	0.089	✓	2.019	✓	กระจายรอบๆศูนย์	✓



รูปที่ จ5 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูปมาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี stepwise ณ สถานี 12T

ตารางที่ ๖ ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Backward ณ สถานี 12T

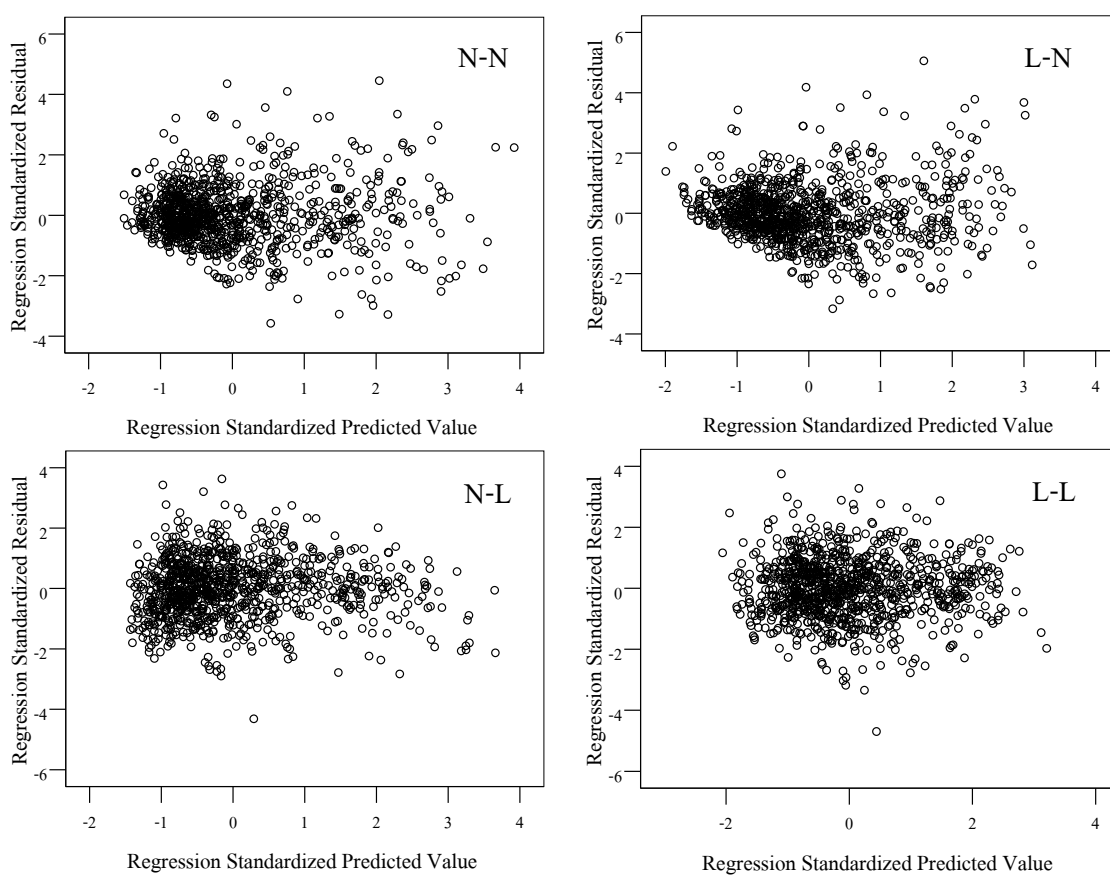
สถานี	กรณี	Kolmogorov-Smirnov		Durbin-Watson		ความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน	
12T	Normal - Normal	0.000	×	2.008	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Normal	0.000	×	1.861	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Normal - Log	0.032	✓	1.826	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Log	0.038	✓	2.003	✓	กระจายรอบๆ ศูนย์	✓



รูปที่ ๖ แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูปมาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี backward ณ สถานี 12T

ตารางที่ จ7 ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Stepwise ณ สถานี 15T

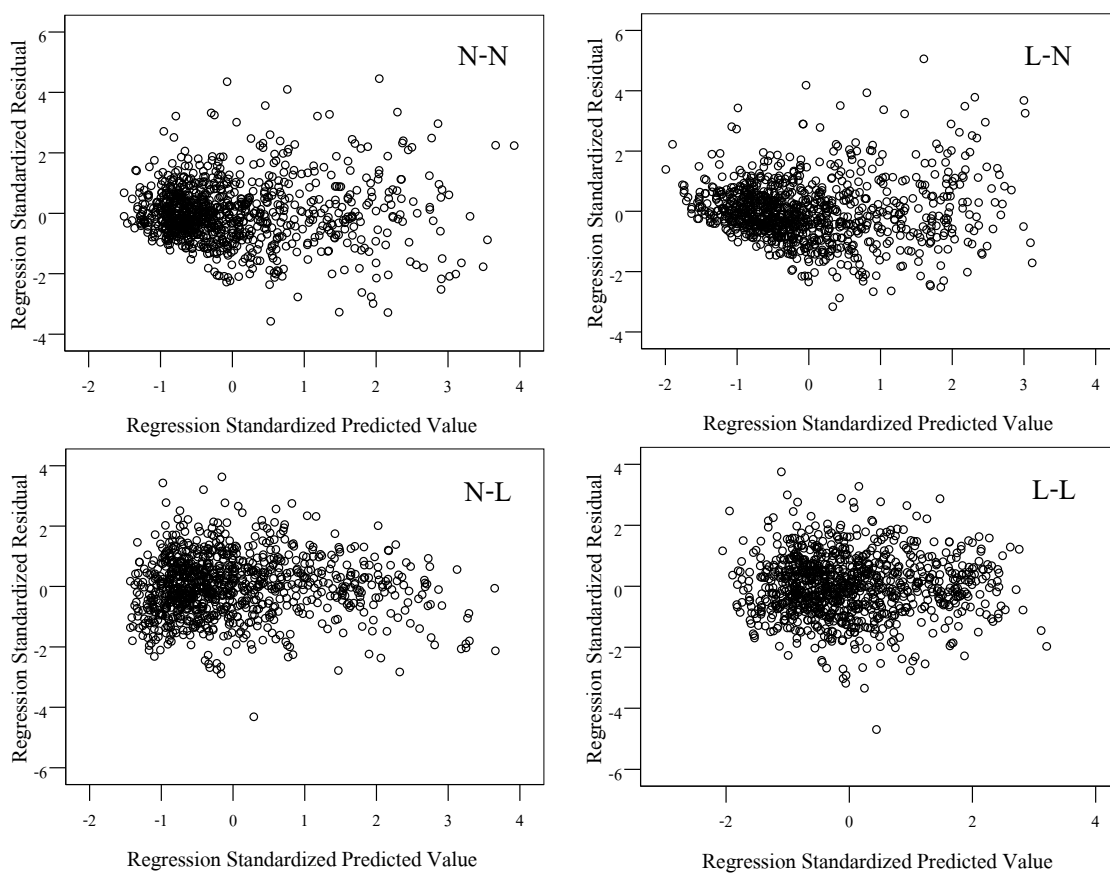
สถานี	กรณี	Kolmogorov-Smirnov		Durbin-Watson		ความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน	
15T	Normal - Normal	0.000	×	1.961	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Normal	0.000	×	1.743	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Normal - Log	0.000	×	1.829	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Log	0.011	✓	1.996	✓	กระจายรอบๆศูนย์	✓



รูปที่ จ7 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูปมาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี stepwise ณ สถานี 15T

ตารางที่ ๖8 ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Backward ณ สถานี 15T

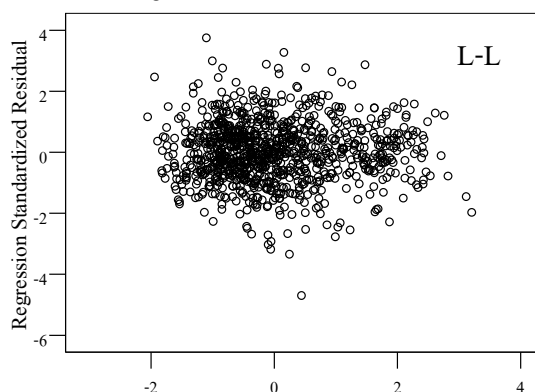
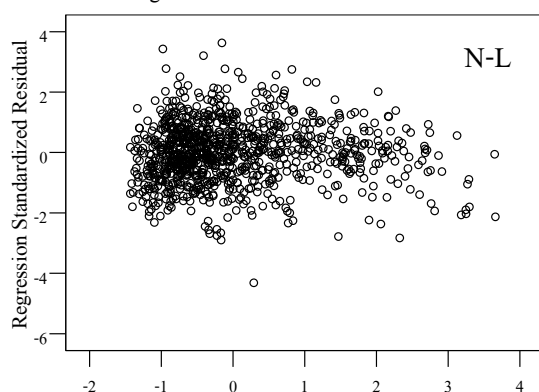
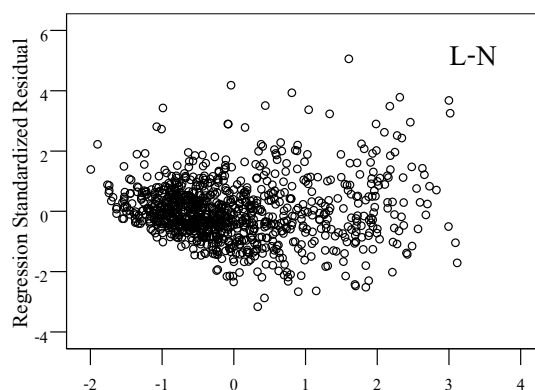
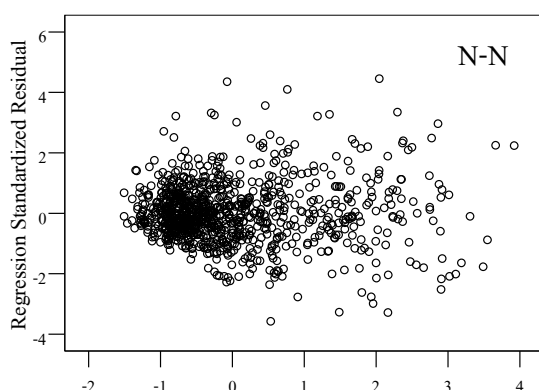
สถานี	กรณี	Kolmogorov-Smirnov		Durbin-Watson		ความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน	
15T	Normal - Normal	0.000	×	1.964	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Normal	0.000	×	1.753	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Normal - Log	0.004	×	1.814	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Log	0.019	✓	1.959	✓	กระจายรอบๆศูนย์	✓



รูปที่ ๖8 แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูปมาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี backward ณ สถานี 15T

ตารางที่ ๑๙ ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Stepwise ณ สถานี 47T

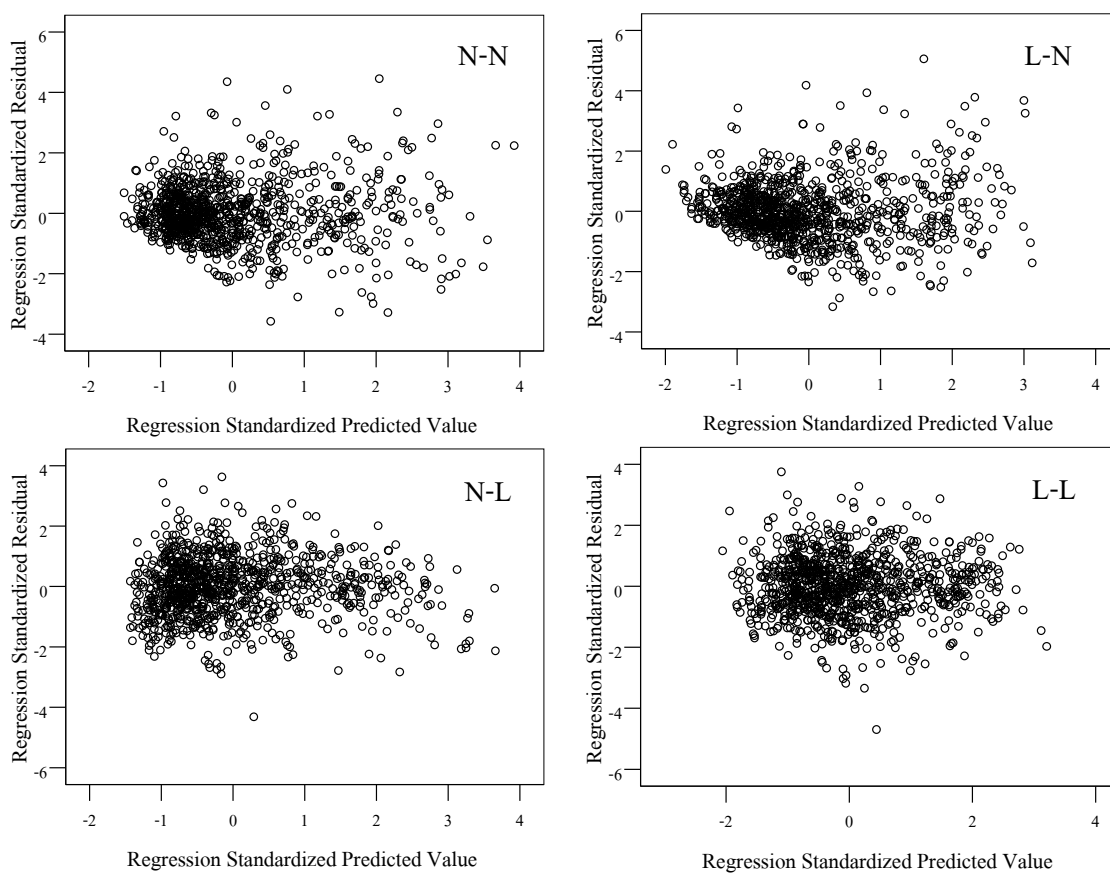
สถานี	กรณี	Kolmogorov-Smirnov		Durbin-Watson		ความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน	
47T	Normal - Normal	0.000	×	2.062	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Normal	0.000	×	1.658	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Normal - Log	0.200	✓	1.676	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Log	0.200	✓	2.019	✓	กระจายรอบๆ ศูนย์	✓



รูปที่ ๑๙ แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูปมาตรฐาน สำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี stepwise ณ สถานี 47T

ตารางที่ ๑๐ ผลการทดสอบค่าคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Backward ณ สถานี 47T

สถานี	กรณี	Kolmogorov-Smirnov		Durbin-Watson		ความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน	
47T	Normal - Normal	0.000	×	2.042	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Normal	0.000	×	1.654	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Normal - Log	0.200	✓	1.676	✓	มีค่าไม่คงที่	×
	Log - Log	0.200	✓	2.012	✓	กระจายรอบๆ ศูนย์	✓



รูปที่ ๑๐ แผนภาพการกระจายระหว่างค่าคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าประมาณ Y ในรูปแบบมาตรฐานสำหรับการสร้างแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุด้วยวิธี backward ณ สถานี 47T

ภาคผนวก ฉ

รายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างการศึกษา

ประวัติผู้เขียน

นายศรัลย์ ปานศรีพงษ์ เกิดเมื่อวันที่ 12 มีนาคม พ.ศ. 2523 เริ่มศึกษาชั้นประถมศึกษาปีที่ 1-4 ที่โรงเรียนอนุบาลมหาสารคาม ชั้นประถมศึกษาปีที่ 5-6 ที่โรงเรียนประชารัฐสามัคคี จ.นครราชสีมา ชั้นมัธยมศึกษาตอนต้นที่โรงเรียนเพ็ญสมิทธิ์ และชั้นมัธยมศึกษาตอนปลายที่โรงเรียนนวมินทราชินูทิศ สตรีวิทยา พุทธมณฑล กรุงเทพมหานคร และสำเร็จการศึกษาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมเกษตร) สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา เมื่อปี พ.ศ. 2546 โดยหลังจากสำเร็จการศึกษาได้เริ่มทำงานในตำแหน่งวิศวกรที่หน่วยปฏิบัติการวิศวกรรมพลังงานและสิ่งแวดล้อม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในปี พ.ศ. 2547 ได้เข้าศึกษาต่อในระดับวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมสิ่งแวดล้อม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี โดยในขณะที่ศึกษาได้เป็นผู้ช่วยวิจัยโครงการวิจัยจำนวน 8 โครงการ (1) โครงการการประเมินวัดคุณภาพและเทคโนโลยีการผลิตถ่านชีวมวล (2) โครงการออกแบบเตาผลิตก๊าซชีวมวลแบบสองทางออกสำหรับการผลิตกระแสไฟฟ้าและการอบแห้ง (3) โครงการทดสอบประสิทธิภาพเครื่องยนต์ที่ใช้ น้ำมันไบโอดีเซล (4) โครงการจัดทำกรอบแผนยุทธศาสตร์พลังงานแบบบูรณาการระดับจังหวัด (5) โครงการบูรณาการงานด้านพลังงานกับแผนยุทธศาสตร์จังหวัด (6) โครงการส่งเสริมการผลิตก๊าซชีวภาพในฟาร์มเลี้ยงสัตว์ขนาดกลาง (7) โครงการการศึกษาต้นแบบโรงไฟฟ้าชีวมวลขนาดเล็กสำหรับชุมชน และ (8) โครงการการพัฒนากระบวนการผลิตปุ๋ยชีวภาพและปุ๋ยอินทรีย์ชีวภาพในเชิงธุรกิจ และมีผลงานวิจัยโดยได้เสนอบทความเข้าร่วมในการประชุมวิชาการระดับนานาชาติ The 12th International Conference on Integrated Diffuse Pollution Management (DIPCON 2008) เรื่อง **Prediction of PM₁₀ concentration 24h in advance using neural networks in Bangkok, Thailand.**

รายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างการศึกษา

ศรัลย์ ปานศรีพงษ์, สราวุฒิ ปานทน และ วีรชัย อัจหาญ. (2549). Chassis dynamometer emission test of Diesel engine using various % blend of biodiesel. ใน เอกสารการประชุมวิชาการวิศวกรรมเกษตรแห่งประเทศไทย ครั้งที่ 7 (หน้า 155 – 160). มหาสารคาม : มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

นิวัฒน์ คงกะพี้, ศรัลย์ ปานศรีพงษ์ และ วีรชัย อัจหาญ. (2549). Performance characteristics of the diesel engine using various % blend of biodiesel. ใน เอกสารการประชุมวิชาการวิศวกรรมเกษตรแห่งประเทศไทย ครั้งที่ 7 (หน้า 161 – 166). มหาสารคาม : มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

Pansripong, S., Karuchit, S., and Kongjan, T. (2008). Prediction of PM_{10} concentration 24h in advance using neural networks in Bangkok, Thailand. **12th International Conference on Integrated Diffuse Pollution Management (IWA DIPCON 2008)**. Khon Kaen, Thailand : Khon Kaen University.