ตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตสำหรับพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

Wavelet Regression Model and Wavelet Artificial Neural Network Model for Predicting Runoff in Songkhla Lake Basin

สร้อยกนก ศรีสวัสดิ์

Soikanok Srisawat

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาสถิติ
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Master of Science in Statistics
Prince of Songkla University
2563

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

ตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตสำหรับพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

Wavelet Regression Model and Wavelet Artificial Neural Network Model for Predicting Runoff in Songkhla Lake Basin

สร้อยกนก ศรีสวัสดิ์
Soikanok Srisawat

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาสถิติ
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์
A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Master of Science in Statistics
Prince of Songkla University
2563

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

ชื่อวิทยานิพนธ์ ตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตสำหรับพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

ผู้เขียน นางสาวสร้อยกนก ศรีสวัสดิ์

สาขาวิชา สถิติ

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

.....

(ดร.กรกช วิจิตรสงวน เจ็ดวรรณะ)

คณะกรรมการสอบ

.....ประธานกรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.พาชิตชนัต ศิริพานิช)

.....กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุธิตา ชูสว่าง)

.....กรรมการ

(ดร.กรกช วิจิตรสงวน เจ็ดวรรณะ)

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาสถิติ

.....

(ศาสตราจารย์ ดร.ดำรงศักดิ์ ฟ้ารุ่งสาง)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้มาจากการศึกษาวิจัยของนักศึกษาเอง และได้แสดงความขอบคุณบุคคลที่มีส่วนช่วยเหลือแล้ว

ลงชื่อ.....
(ดร.กรกช วิจิตรสงวน เจ็ดวรรณะ)
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

ลงชื่อ.....
(นางสาวสร้อยกนก ศรีสวัสดิ์)
นักศึกษา

ข้าพเจ้าขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้ไม่เคยเป็นส่วนหนึ่งในการอนุมัติปริญญาในระดับใดมาก่อน และไม่ได้ถูกใช้ในการยื่นขออนุมัติปริญญาในขณะนี้

ลงชื่อ.....
(นางสาวสร้อยกนก ศรีสวัสดิ์)
นักศึกษา

ชื่อวิทยานิพนธ์ ตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตสำหรับพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา
ผู้เขียน นางสาวสร้อยกนก ศรีสวัสดิ์
สาขาวิชา สถิติ
ปีการศึกษา 2562

บทคัดย่อ

การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาโดยตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต โดยใช้ข้อมูลปริมาณน้ำฝนและน้ำท่ารายวันตั้งแต่วันที่ 1 มิถุนายน พ.ศ.2560 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม พ.ศ.2561 โดยแบ่งข้อมูลปริมาณน้ำฝนและน้ำท่ารายวันออกเป็น 2 ส่วน คือ 1) ข้อมูลปริมาณน้ำฝนและน้ำท่ารายวันจำนวนร้อยละ 70 ของข้อมูลทั้งหมดโดยการสุ่ม เพื่อใช้ในการหาตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่า (Calibration) 2) ข้อมูลปริมาณน้ำฝนและน้ำท่ารายวันตั้งแต่วันที่ 26 ธันวาคม พ.ศ.2561 ถึงวันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ. 2562 เพื่อใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าของตัวแบบ (Validation) โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (Coefficient of Determination : R^2) ค่าสัมประสิทธิ์ประสิทธิผลของ Nash และ Sutcliffe (Nash-Sutcliffe Efficiency: (E_{NS})) และรากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error : $(RMSE)$) เป็นตัวชี้วัด

ผลการศึกษา พบว่า ตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตสามารถอธิบายความผันแปรของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาได้ร้อยละ 99.99 เท่ากัน แต่เมื่อเปรียบเทียบจากค่าสัมประสิทธิ์ประสิทธิผลของ Nash และ Sutcliffe (Nash-Sutcliffe Efficiency: (E_{NS})) และรากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error : $(RMSE)$) จะได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตมีประสิทธิภาพดีกว่าตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต

Thesis Title Wavelet Regression Model and Wavelet Artificial Neural Network Model for Predicting Runoff in Songkhla Lake Basin
Author Soikanok Srisawat
Major Program Statistics
Academic Year 2019

ABSTRACT

This study aimed to compare the forecasting efficiency of daily runoff in Songkhla Lake Basin by Wavelet Regression Model and Wavelet Neural Network Model. 70% of daily rainfall and runoff were randomly selected for calibration of models. Data from December 26th, 2018 to October 31st, 2019 were used for validation of models. The performance of the models was evaluated based on these statistics; Coefficient of Determination (R^2), Nash-Sutcliffe Efficiency Coefficient (E_{NS}) and Root Mean Square Error (RMSE).

The results showed that Wavelet Regression Model and Wavelet Neural Network Model were able to explain the variation in Songkhla Lake Basin's runoff equally at 99.99%. The value of Nash-Sutcliffe Efficiency Coefficient (E_{NS}) and Root Mean Square Error (RMSE) of Wavelet Neural Network Model was better. Hence Wavelet Neural Network Model was performed more efficient than Wavelet Regression Model.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี เนื่องจากได้รับความกรุณาอย่างยิ่งจาก ดร.กรกช วิจิตรสงวน เจ็ดวรรณะ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำ ตรวจแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ของการศึกษาครั้งนี้ ตลอดจนวิธีการแก้ไขปัญหา แนวคิดทฤษฎีที่เป็นประโยชน์ต่อการวิจัยเป็นอย่างยิ่ง อีกทั้งให้แรงบันดาลใจ และติดตามสอบถามเกี่ยวกับการศึกษาด้วยความห่วงใย แก่ผู้วิจัยอย่างดีมาโดยตลอด ผู้วิจัยจึงขอกราบขอบพระคุณอย่างสูงมา ณ โอกาสนี้

ขอกราบพระคุณ “ทุนผลการเรียนดีเด่นเข้าศึกษาระดับบัณฑิตศึกษา ประจำปีการศึกษา 2561” ที่กรุณามอบโอกาสให้เข้าศึกษาในระดับบัณฑิตศึกษา พร้อมทั้งมอบเงินทุนการศึกษาให้แก่ข้าพเจ้า

ขอกราบพระคุณ “ทุนการศึกษาแก่นิสิตนักศึกษาเพื่อใช้ในการค้นคว้าวิจัย ประจำปี 2562” ซึ่งจัดสรรโดยมูลนิธิพระบรมราชานุสรณ์พระบาทสมเด็จพระปกเกล้าเจ้าอยู่หัวและสมเด็จพระนางเจ้ารำไพพรรณี ซึ่งกรุณามอบเงินทุนสนับสนุนเพื่อใช้ในการค้นคว้าวิจัยในหลักสูตรปริญญาโท

ขอกราบขอบพระคุณ ศูนย์ป้องกันวิกฤตน้ำ กรมทรัพยากรน้ำ ที่กรุณาให้ความอนุเคราะห์ข้อมูลปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาย้อนหลังตั้งแต่ วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562 จากระบบบันทึกระดับน้ำ

ขอกราบขอบพระคุณ ระบบบริการสารสนเทศ กรมอุตุนิยมวิทยา ที่กรุณาให้ความอนุเคราะห์ข้อมูลปริมาณน้ำฝนในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาย้อนหลังตั้งแต่ วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562

ขอกราบขอบพระคุณ ดร.กิติพล นวลทอง อาจารย์ภาควิชาคณิตศาสตร์และสถิติ สาขาคณิตศาสตร์ ผู้ที่กรุณาให้คำปรึกษา และแนวทางการวิจัยแก่ผู้วิจัยเป็นอย่างดีมาโดยตลอด

ขอกราบขอบพระคุณ คณาจารย์ภาควิชาคณิตศาสตร์และสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตหาดใหญ่ ที่ได้อบรม สั่งสอน ประสิทธิ์ประสาทความรู้ทางด้านสถิติ เพื่อให้ผู้วิจัยได้มีทักษะ ความรู้ความสามารถ และสามารถนำไปประยุกต์ใช้ให้เกิดประโยชน์สูงสุด

ความสำเร็จทุกประการและคุณค่าของงานวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยขอมอบให้แก่บิดาและมารดาของผู้วิจัย ขอกราบขอบพระคุณอย่างยิ่งที่มอบกำลังใจให้ผู้วิจัยเสมอมา พร้อมทั้งสนับสนุน ให้คำปรึกษา เป็นที่ยึดเหนี่ยวจิตใจ และให้ความช่วยเหลือในทุก ๆ ด้านด้วยดีโดยตลอดจนประสบความสำเร็จ ขอขอบคุณพี่ น้อง เพื่อน ๆ และผู้ที่เกี่ยวข้องกับผู้วิจัยทุกท่านที่มิได้ระบุนาม ที่เป็นกำลังใจ เสนอแนะแนวทางการแก้ไขปัญหา พร้อมทั้งแก้ไขข้อบกพร่องของตัวผู้วิจัยและวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ด้วยดีเสมอมา

สร้อยกนก ศรีสวัสดิ์

สารบัญ

บทคัดย่อ (5)

ABSTRACT (6)

กิตติกรรมประกาศ (7)

สารบัญ (8)

รายการตาราง (11)

รายการภาพประกอบ (12)

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ 1

1.2 วัตถุประสงค์ 2

1.3 ขอบเขตการวิจัย 2

1.3.1 ขอบเขตพื้นที่การศึกษา 2

1.3.2 ขอบเขตข้อมูลที่ศึกษา 2

1.3.2 ขอบเขตวิธีการในการศึกษา 3

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 3

บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 4

2.1 การแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Transform) 4

2.1.1 การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (Continuous Wavelet Transform: CWT) 5

2.1.2 การแปลงเวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete Wavelet Transform: DWT) 6

2.2 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression) 7

2.2.1 การทดสอบพารามิเตอร์การถดถอย 7

2.2.2 การตรวจสอบตัวแบบการถดถอย (Regression Model Checking) 9

2.3 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) 11

2.4 การวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ของตัวแบบ 14

2.4.1 ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด 14

2.4.2 สัมประสิทธิ์ประสิทธิผลของ Nash และ Sutcliffe 15

2.4.3 รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย 15

2.5 พื้นที่ในการศึกษา (Study Area) 16

สารบัญ (ต่อ)

2.5.1 ข้อมูลทั่วไปของลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา 16

2.5.2 สภาพปัญหาด้านน้ำท่วมในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา 18

2.5.3 ปริมาณน้ำฝนในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา 18

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 19

2.7 กรอบแนวคิด 21

บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย 22

3.1 ขอบเขตข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา 22

3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูลและจัดการข้อมูล 23

3.3 ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา 23

3.3.1 ตัวแปรตาม 24

3.3.2 ตัวแปรอิสระ 24

3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล 24

3.5 การวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ 25

3.5.1 การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยสถิติพรรณนา (Descriptive Statistics) 25

3.5.2 การแปลงข้อมูลด้วยการแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Transform) 25

3.5.3 การวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) 26

3.5.4 การวิเคราะห์ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Analysis) 26

3..5 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา 26

3.6 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล 27

บทที่ 4 ผลการศึกษา 28

4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นของทั้งตัวแปรที่คาดว่าจะส่งผลต่อปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาและตัวแปรปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ณ เวลาปัจจุบัน 28

4.1.1 ข้อมูลในภาพรวมของตัวแปรปริมาณน้ำท่าในแต่ละสถานีในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาโดยใช้กราฟเส้น 28

4.1.2 ลักษณะของตัวแปรตามและตัวแปรอิสระที่คาดว่าจะส่งผลต่อปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา 32

สารบัญ (ต่อ)

4.1.3 ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระที่คาดว่าจะส่งผลต่อปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา 33
4.2 ผลการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น โดยใช้ข้อมูลที่ไม่ผ่านการแปลง (Regression Analysis) 34
4.3 ผลการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) 40
4.4 ผลการเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างข้อมูลเดิมและข้อมูลที่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต 42
4.5 ผลการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Regression Analysis) 45
4.6 ผลการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Neural Network) 49
4.7 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาระหว่างตัวแบบพยากรณ์ 51
บทที่ 5 สรุปและอภิปรายผลการศึกษา 54
5.1 ผลการศึกษา 54
5.2 อภิปรายผล 56
5.3 ข้อเสนอแนะ 57
บรรณานุกรม 58
ภาคผนวก 62
ประวัติผู้เขียน 71

รายการตาราง

ตาราง 1.1 รายชื่อ ที่ตั้งและพิกัดของสถานีวัดปริมาณน้ำท่าที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ 3
ตาราง 2.1 ความหมายของค่า Coefficient of Determination R^2 ในรูปของร้อยละ 15
ตาราง 2.2 รายละเอียดของจังหวัดในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา 17
ตาราง 4.1 สถิติเชิงพรรณนาของตัวแปรปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝน 33
ตาราง 4.2 ผลการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation Analysis) ระหว่างตัวแปรอิสระที่เป็นส่วนของปริมาณน้ำฝนและปริมาณน้ำท่า 34
ตาราง 4.3 ผลการทดสอบความมีนัยสำคัญของสมการถดถอย (4.3) โดย ANOVA 38
ตาราง 4.4 ผลการทดสอบค่าพารามิเตอร์ของสมการถดถอย (4.3) 38
ตาราง 4.5 ค่าน้ำหนักระหว่าง Hidden node และ Output node 40
ตาราง 4.6 ค่าน้ำหนักระหว่าง Input Layer และ Hidden Layer 41
ตาราง 4.7 ผลการทดสอบความมีนัยสำคัญของสมการถดถอย (4.6) โดย ANOVA 47
ตาราง 4.8 ผลการทดสอบค่าพารามิเตอร์ของสมการถดถอย (4.6) 48
ตาราง 4.9 ค่าน้ำหนักระหว่าง Hidden node และ Output node 49
ตาราง 4.10 ค่าน้ำหนักระหว่าง Input Layer และ Hidden Layer 50
ตาราง 4.11 ค่าสถิติที่ใช้สำหรับเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ 51

รายการภาพประกอบ

รูป 2.1 คุณสมบัติการปรับสเกลของฟังก์ชันเวฟเล็ต 4
รูป 2.2 การแปลงแบบเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย 6
รูป 2.3 โครงสร้างระบบประสาทของมนุษย์ 12
รูป 2.4 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม 13
รูป 2.5 โครงสร้างของชนิดโครงข่ายประสาทเทียม 13
รูป 2.6 ขอบเขตลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา 17
รูป 2.7 ปริมาณน้ำฝนรายเดือนเฉลี่ยในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา 19
รูป 2.8 กรอบแนวคิดการวิจัย 21
รูป 3.1 รูปร่างของเวฟเล็ตแม่ชนิด Daubechies3 25
รูป 3.2 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล 27
รูป 4.1 ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านคลองลำ 29
รูป 4.2 ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำหน้าวัดภูผาพิมุข 29
รูป 4.3 ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านคลองหวะ 30
รูป 4.4 ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านม่วงก็อง 30
รูป 4.5 ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านบางศาลา 31
รูป 4.6 ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านหาดใหญ่ใน 31
รูป 4.7 ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา 32
รูป 4.8 Normal Q-Q Plot และแผนภาพการกระจายของส่วนตกค้าง (Residuals) ของตัวแบบ (4.2) 36
รูป 4.9 การแปลงข้อมูลด้วยบอกซ์-คอกซ์ (Box-Cox transformation) ของตัวแบบ (4.2) 36
รูป 4.10 Normal Q-Q Plot และแผนภาพการกระจายของส่วนตกค้าง (Residuals) ของตัวแบบ (4.3) 37
รูป 4.11 โครงสร้างของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมในการศึกษาครั้งนี้ 40
รูป 4.12 องค์ประกอบของข้อมูลปริมาณน้ำท่าโดยการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย 42
รูป 4.13 ลำดับการแยกองค์ประกอบของข้อมูลปริมาณน้ำท่าโดยการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย 43
รูป 4.14 ข้อมูลค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา เปรียบเทียบกับข้อมูลที่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต 44
รูป 4.15 Normal Q-Q Plot และแผนภาพการกระจายของส่วนตกค้าง (Residuals) ของตัวแบบ (4.5) 46
รูป 4.16 Normal Q-Q Plot และแผนภาพการกระจายของส่วนตกค้าง (Residuals) ของตัวแบบ (4.6) 47
รูป 4.17 โครงสร้างของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมในการศึกษาครั้งนี้ 49
รูป 4.18 ค่าพยากรณ์เทียบกับค่าสังเกตปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ของตัวแบบการถดถอย 52

รายการภาพประกอบ (ต่อ)

รูป 4.19 ค่าพยากรณ์เทียบกับค่าสังเกตปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม 53

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ

อุทกภัยเป็นปัญหาที่ประเทศไทยประสบเป็นประจำทุกปี ส่งผลให้เกิดความเสียหายต่อชีวิตและทรัพย์สินของประชาชนเป็นจำนวนมาก ย้อนหลังไปเมื่อปี พ.ศ. 2554 ได้เกิดมหาอุทกภัย ซึ่งนับเป็นเหตุการณ์น้ำท่วมที่รุนแรงที่สุดของประเทศไทยในรอบกว่ากึ่งศตวรรษ เหตุการณ์น้ำท่วมดังกล่าวครอบคลุมพื้นที่กว่า 1 ใน 3 ของจังหวัดในประเทศไทย และก่อให้เกิดความเสียหายทางเศรษฐกิจสูงถึงร้อยละ 14 ของผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) พื้นที่เกษตรกรรมโดยเฉพาะอย่างยิ่งข้าวนาปีที่ได้รับผลกระทบอย่างหนัก ส่งผลกระทบต่อครัวเรือนภาคเกษตรที่ส่วนใหญ่มีฐานะยากจนอย่างหลีกเลี่ยงไม่ได้ (อ้างอิงใน กฤษฎ์เลิศ สัมพันธารักษ์ และโสมรัศมิ์ จันทรัตน์, 2558)

ลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาเป็นที่ราบลุ่มขนาดใหญ่ ตั้งอยู่ภาคใต้ฝั่งตะวันออกของประเทศไทย ได้รับอิทธิพลจากลมมรสุมตะวันออกเฉียงเหนือที่พัดผ่านทะเลจีนใต้และอ่าวไทย เป็นผลให้ลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลารับเอาไอน้ำเข้ามาทำให้มีฝนตกชุกและมีปริมาณน้ำฝนค่อนข้างสูงในช่วงเดือนตุลาคมถึงธันวาคมของทุกปี หากเกิดฝนตกหนักติดต่อกันด้วยปริมาณน้ำฝนที่ตกตั้งแต่ 90.1 มิลลิเมตรขึ้นไปภายใน 24 ชั่วโมง หรือปริมาณน้ำฝนที่ตกตั้งแต่ 50.1 มิลลิเมตรขึ้นไปภายใน 1 ชั่วโมง มักทำให้เกิดน้ำป่าไหลหลากขึ้นได้ จากการแปลผลวิเคราะห์ข้อมูลดาวเทียม THEOS และดาวเทียม LANDSAT-5 TM เมื่อปี พ.ศ.2552 พบว่าพื้นที่ที่มีโอกาสเกิดน้ำท่วมส่วนใหญ่จะเป็นบริเวณพื้นที่ราบลุ่ม โดยเฉพาะพื้นที่ราบลุ่มรอบลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (อ้างอิงใน โครงการการพัฒนาฐานข้อมูลสารสนเทศภูมิศาสตร์ลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา, 2560)

จากเอกสาร การดำเนินการด้านการรวบรวมข้อมูลและวิเคราะห์ข้อมูลโครงการพัฒนาระบบคลังข้อมูล 25 ลุ่มน้ำและแบบจำลองน้ำท่วมน้ำแล้ง รายงานว่า ปริมาณน้ำฝนและปริมาณน้ำท่ารายปีเฉลี่ยของลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา คือ 1,992 มิลลิเมตรและ 4,808 ล้านลูกบาศก์เมตร ตามลำดับ ซึ่งปริมาณน้ำฝนและน้ำท่าส่วนใหญ่จะเกิดขึ้นในช่วงเดือนตุลาคมถึงเดือนธันวาคม ซึ่งเป็นช่วงเดียวกับช่วงที่พื้นที่ในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาประสบปัญหาอุทกภัย [อ้างอิงใน สถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำและการเกษตร (องค์การมหาชน), 2555]

งานวิจัยหลาย ๆ ฉบับ ได้กล่าวถึงความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณน้ำฝนและปริมาณน้ำท่า ซึ่งเป็นความสัมพันธ์ที่ค่อนข้างซับซ้อน จึงมีการสร้างตัวแบบขึ้นหลายชนิด โดยจะมีทั้งตัวแบบที่เป็นตัวแบบทางสถิติ (Statistical Model) และตัวแบบทางอุทกวิทยา (Hydrological Model) ซึ่งตัวแบบทางอุทกวิทยาสามารถแบ่งออกเป็น 2 ชนิด คือ ตัวแบบแบบกระจายพื้นที่ (Distributed Model) และตัวแบบเหมารวม (Lumped Model) จากการศึกษา พบว่า ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เป็นตัวแบบเหมารวมที่สามารถแก้ไขปัญหาความสัมพันธ์ที่ซับซ้อน (Non-Linear Relationship) ระหว่างปริมาณน้ำฝนและปริมาณน้ำท่าได้ (อ้างอิงใน Pratibha Kumari, Pravendra Kumar and P.V. Singh, 2018)

การศึกษาในต่างประเทศหลาย ๆ งาน พบว่าตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่า (Rainfall-Runoff Model) ส่วนใหญ่จะเป็นตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) (อ้างอิงใน P.S. Kumar, T.V.Praveen and M.A. Prasad, 2016) ซึ่งตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเป็นตัวแบบทาง Machine Learning ที่เลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์เพื่อใช้วิเคราะห์ข้อมูลและแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนค่อนข้างสูง

ผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะนำตัวแบบทางสถิติมาใช้เป็นเครื่องมือในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่า แต่เนื่องจากความสัมพันธ์ของข้อมูลปริมาณน้ำฝนและปริมาณน้ำท่าไม่เป็นความสัมพันธ์แบบเส้นตรง จึงต้องมีการแปลงข้อมูล (Data Transformation) เพื่อปรับลักษณะความสัมพันธ์ของข้อมูลให้ดีขึ้น โดยผู้วิจัยสนใจการแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Transform) ซึ่งเป็นกระบวนการทางคณิตศาสตร์ที่ใช้อธิบายโครงสร้างของระบบสัญญาณที่ประกอบด้วยสัญญาณเฉพาะหลาย ๆ สัญญาณมารวมกัน การแปลงแบบเวฟเล็ตช่วยแปลงข้อมูลที่มีความซับซ้อน เช่น ข้อมูลปริมาณน้ำฝนและข้อมูลสภาพอากาศอื่น ๆ ให้มีความซับซ้อนน้อยลง ทำให้ความสัมพันธ์ของข้อมูลมีลักษณะเป็นเส้นตรงมากขึ้น อีกทั้งเป็นผลให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้พฤติกรรมที่มีความซับซ้อนนั้นได้ง่ายขึ้นเมื่อเทียบกับการนำเอาข้อมูลดิบมาใช้เลย (อ้างอิงใน วรรษมน ภู่สกุลขจร, 2552)

ดังนั้นในการศึกษาครั้งนี้ จะเป็นการศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาของตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต โดยทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ผ่านค่าสถิติ ได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (Coefficient of Determination : R^2) สัมประสิทธิ์ประสิทธิผลของ Nash และ Sutcliffe (Nash-Sutcliffe Efficiency: E_{NS}) และรากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error : $RMSE$)

1.2 วัตถุประสงค์

เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาระหว่างตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต

1.3 ขอบเขตการวิจัย

ผู้วิจัยได้กำหนดขอบเขตของการศึกษาครั้งนี้ดังนี้

1.3.1 ขอบเขตพื้นที่การศึกษา

ลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาเป็นลุ่มน้ำทางตอนใต้ของประเทศไทย ตั้งอยู่ระหว่างเส้นละติจูด $6^{\circ}45'$ ถึง $8^{\circ}00'$ เหนือและเส้นลองติจูด $99^{\circ}30'$ ถึง $100^{\circ}45'$ ตะวันออก มีพื้นที่ประมาณ 8,484.35 ตารางกิโลเมตร

1.3.2 ขอบเขตข้อมูลที่ศึกษา

การศึกษาครั้งนี้จะมุ่งศึกษาถึงประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าของทั้งตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ข้อมูลปริมาณน้ำท่า (Runoff) ในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ซึ่งเป็นข้อมูลทุติยภูมิจากระบบบันทึกระดับน้ำ ของศูนย์ป้องกันวิกฤตน้ำ กรมทรัพยากรน้ำ และข้อมูลปริมาณน้ำฝนในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ซึ่งเป็นข้อมูลทุติยภูมิ

จากระบบบริการสารสนเทศ กรมอุตุนิยมวิทยา จากการจัดการข้อมูลทำให้ได้ข้อมูลปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนรายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาจำนวน 1,031 วัน ตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562 โดยแบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วน ดังนี้

1. ข้อมูลปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนรายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 25 ธันวาคม พ.ศ.2561 จำนวน 721 วัน เพื่อใช้ในการหาตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่า (Calibration)
2. ข้อมูลปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนรายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ตั้งแต่วันที่ 26 ธันวาคม พ.ศ.2561 ถึงวันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562 จำนวน 310 วัน เพื่อใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าของตัวแบบ (Validation)

ตาราง 1.1 รายชื่อ ที่ตั้งและพิกัดของสถานีวัดปริมาณน้ำท่าที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้

ลำดับ	รหัสสถานี	ชื่อสถานี	ที่ตั้งสถานี	ละติจูด	ลองติจูด
1	X.170	บ้านคลองลำ	อ.ศรีนครินทร์ จ.พัทลุง	$07^{\circ}33'33.1''$	$99^{\circ}59'14.6''$
2	X.265	หน้าวัดภูผาพิมุข	อ.เมือง จ.พัทลุง	$07^{\circ}11'33.3''$	$100^{\circ}05'50.0''$
3	X.174	บ้านคลองหวะ	อ.หาดใหญ่ จ.สงขลา	$06^{\circ}59'11''$	$100^{\circ}28'55.4''$
4	X.173A	บ้านม่วงก็อง	อ.สะเดา จ.สงขลา	$06^{\circ}49'23.6''$	$100^{\circ}26'17.2''$
5	X.90	บ้านบางศาลา	อ.คลองหอยโข่ง จ.สงขลา	$06^{\circ}55'52.6''$	$100^{\circ}26'23.9''$
6	X.44	บ้านหาดใหญ่ใน	อ.หาดใหญ่ จ.สงขลา	$07^{\circ}00'07.9''$	$100^{\circ}27'22''$

1.3.2 ขอบเขตวิธีการในการศึกษา

การศึกษาครั้งนี้จะมุ่งศึกษาถึงประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าของทั้งตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ข้อมูลปริมาณน้ำท่า (Runoff) ในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา โดยการศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาของตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต และทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ผ่านค่าสถิติ ได้แก่ สัมประสิทธิ์ประสิทธิผลของ Nash และ Sutcliffe (Nash-Sutcliffe Efficiency: $\mathbf{E_{NS}}$) ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (Correlation Coefficient : $\mathbf{R^2}$) และรากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error : $\mathbf{RMSE}$)

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

(1) สามารถใช้เป็นแนวทางสำหรับผู้ที่สนใจศึกษาตัวแบบอื่น ๆ ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่า เพื่อเปรียบเทียบหาตัวแบบพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด

(2) สามารถใช้เป็นแนวทางสำหรับหน่วยงานที่เกี่ยวข้องกับการบริหารจัดการทรัพยากรน้ำ ในการพัฒนาตัวแบบพยากรณ์ปริมาณน้ำท่า เพื่อลดปัญหาที่เกิดขึ้นจากการจัดการทรัพยากรน้ำ เช่น อุทกภัยและภัยแล้ง เป็นต้น

บทที่ 2
เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาระหว่างตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต โดยผู้วิจัยได้ทบทวนเอกสาร และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อมาสนับสนุนงานวิจัย ดังนี้

2.1 การแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Transform)

2.3 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression)

2.4 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

2.5 การวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ของตัวแบบ

2.6 พื้นที่ในการศึกษา (Study Area)

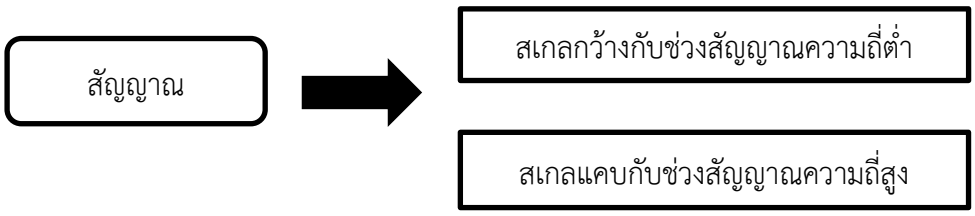
2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.8 กรอบแนวคิด

2.1 การแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Transform)

โดยทั่วไปข้อมูลที่ไม่คงที่ กล่าวคือเป็นข้อมูลที่มีความถี่ของข้อมูลเปลี่ยนแปลงตามเวลา ดังนั้นถ้าทราบว่าความถี่นั้นเกิด ณ เวลาใด อาจจะทำให้เข้าใจถึงข้อมูลมากขึ้น ด้วยเหตุนี้ การแสดงข้อมูลในรูปของความถี่และเวลา จะทำให้การนำข้อมูลไปวิเคราะห์มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

การวิเคราะห์เวฟเล็ต คือกระบวนการทางคณิตศาสตร์ ที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณหรือข้อมูลที่ประกอบด้วยสัญญาณหลาย ๆ สัญญาณ โดยมีหลักการคือ แปลงสัญญาณจากโดเมนเวลา (Time Domain) เป็นโดเมนความถี่ (Frequency Domain)



รูป 2.1 คุณสมบัติการปรับสเกลของฟังก์ชันเวฟเล็ต

การวิเคราะห์เวฟเล็ต เป็นวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้อิทธิพลมาจากการแปลงฟูริเยร์ (Fourier Transform) การแปลงแบบเวฟเล็ตจะทำให้ขยายช่วงข้อมูลช่วงที่มีความถี่ต่ำ และลดช่วงข้อมูลที่มีความถี่สูง เพื่อให้ข้อมูลที่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ตมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้นสำหรับการวิเคราะห์ถัดไป (อ้างอิงใน มานะ โต๊ะถม, 2552)

การแปลงเวฟเล็ต จะเปลี่ยนแปลงรูปร่างของข้อมูลโดยใช้เวฟเล็ตที่มีโครงสร้างที่คล้ายกันเป็นตัวอธิบาย ซึ่งฟังก์ชันนี้จะเป็นฟังก์ชันต้นกำเนิดที่เรียกว่าเวฟเล็ตแม่ (Mother

Function: ψ) โดยที่คลื่นเวฟเล็ตแต่ละอันในกลุ่มจะเกิดจากการปรับสเกล (Scale : a) หรือการแสดงการยืดหรือย่อตัวของเวฟเล็ตแม่ ส่วนการเลื่อนตำแหน่ง (Translation or Shifting : b) จะเป็นการแสดงตำแหน่งบนแกนเวลา โดยสามารถเขียนสมการของเวฟเล็ต ได้ดังนี้

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$

โดย

ψ คือ ฟังก์ชันของเวฟเล็ตแม่ที่มีการปรับสเกล

a คือ พารามิเตอร์ของการปรับสเกล (Scaling)

b คือ พารามิเตอร์การเลื่อนตำแหน่ง (Shifting)

จากสมการจะมีการปรับค่าเพื่อให้สัญญาณที่ได้หลังจากการปรับสเกลแล้วมีค่าเท่ากับเวฟเล็ตแม่เสมอด้วย $\frac{1}{\sqrt{a}}$ (อ้างอิงใน สิริวัฒน์ หญีตสอน, 2554)

โดยทั่วไปการแปลงแบบเวฟเล็ตนั้นสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 แบบ คือ การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (Continuous Wavelet Transform : CWT) และการแปลงเวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete Wavelet Transform : DWT) (อ้างอิงใน สิริวัฒน์ หญีตสอน, 2554)

2.1.1 การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (Continuous Wavelet Transform: CWT)

การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (Continuous Wavelet Transform, CWT) พัฒนาขึ้นมาเพื่อแก้ไขปัญหาของการแปลงฟูเรียร์ (Fourier Transform) ในช่วงเวลาอันสั้น มีความคล้ายคลึงกันในส่วนของสัญญาณเดิมคูณด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ต ซึ่งการแปลงฟูเรียร์ในช่วงเวลาอันสั้นจะถูกคูณด้วยฟังก์ชันหน้าต่าง โดยความกว้างของหน้าต่างในการแปลงเวฟเล็ตจะเปลี่ยนแปลงไปเรื่อย ๆ ตลอดการวิเคราะห์สัญญาณในทุก ๆ ค่าของความถี่ สามารถเขียนสมการได้ดังนี้

$$\mathrm{CWT}(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}}\int_{-\infty}^{\infty} f(t)\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)dt$$

โดย

ψ คือ ฟังก์ชันของเวฟเล็ตแม่ที่มีการปรับสเกล

a คือ พารามิเตอร์ของการปรับสเกล (Scaling)

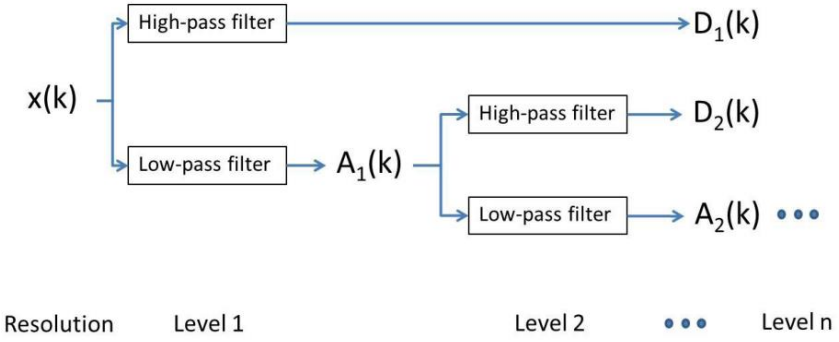
b คือ พารามิเตอร์การเลื่อนตำแหน่ง (Shifting)

การปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ a และ b ทำให้ช่วงที่มีความถี่สูงมีช่วงเวลาในการวิเคราะห์ที่แคบและในช่วงที่มีความถี่ต่ำมีช่วงเวลาที่กว้าง โดยเป็นผลรวมการคูณเชิงเส้นกันระหว่างสัญญาณในเชิงเวลากับฟังก์ชันเวฟเล็ตที่มีการปรับระดับสเกลและระดับการเลื่อนต่าง ๆ โดยเริ่มจากจุดเริ่มต้นของสัญญาณไปทีละส่วนจนครบ แล้วไล่จากสเกลต่ำสุดจนไปถึงการเพิ่มระดับสเกลขึ้นไปเรื่อย ๆ จนครบทุกระดับสเกลที่ต้องการ ทำให้ได้ค่าความถี่ที่แตกต่างออกไปในแต่ละระดับสเกล โดยผลจากการวิเคราะห์ที่ได้จะอยู่ในรูปของสัมประสิทธิ์เวฟเล็ต (Wavelet Coefficient) แม้วิธีการนี้ให้

ค่าความแม่นยำสูงทางด้านเวลาและความถี่ แต่ยังคงมีข้อจำกัดด้านเวลาที่ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณค่อนข้างมากและมีความซับซ้อนเกินความจำเป็น (อ้างอิงใน ศรัญญา ชัยวิสูตร, 2556)

2.1.2 การแปลงเวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete Wavelet Transform: DWT)

การแปลงเวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่องถูกพัฒนาเพื่อแก้ไขปัญหาของการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง โดยมีรูปแบบการปรับสเกลและการเลื่อนตำแหน่งในลักษณะเป็นช่วง ๆ ที่ไม่ต่อเนื่องกัน



รูป 2.2 การแปลงแบบเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย
ที่มา: วรรษมน ภู่สกุลขจร, 2552

รูป 2.4 แสดงการแปลงเวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่องซึ่งเป็นการนำสัญญาณมาผ่านตัวกรองความถี่ต่ำ (Low Pass Filter) และความถี่สูง (High Pass Filter) เพื่อแยกองค์ประกอบสัญญาณออกเป็นส่วนที่มีความถี่ต่ำ [Approximation: $A_j(k)$] และส่วนที่มีความถี่สูง [Detail: $D_j(k)$] (อ้างอิงใน วรรษมน ภู่สกุลขจร, 2552)

การแปลงเวฟเล็ตของสัญญาณจะแสดงในรูปของผลรวมสัญญาณองค์ประกอบความถี่ต่ำ (Approximated version, A_j) และองค์ประกอบความถี่สูง (Detailed version, D_j) ในระดับต่าง ๆ โดยจะมีค่าสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตทำหน้าที่เป็นค่าน้ำหนักขององค์ประกอบความถี่แต่ละระดับ ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์ขององค์ประกอบความถี่ต่ำ และความถี่สูงสามารถหาได้จากการใช้ตัวกรองประเภท low-pass และ high-pass ตามลำดับ ด้วยการแปลงเวฟมีคุณสมบัติที่ให้ค่าสัญญาณที่มีความยาวเท่าเดิมซึ่งต่างจากการแปลงเวฟเล็ตในแบบอื่น ๆ ที่มักจะตัดความยาวเหลือเพียงครึ่งหนึ่งของสัญญาณเดิม จะได้ว่าค่าสัมประสิทธิ์ขององค์ประกอบความถี่ต่ำและความถี่สูงสามารถหาได้ดังนี้ ถ้ามีสัญญาณที่ขึ้นกับเวลา $x(t)$ สัญญาณองค์ประกอบความถี่ต่ำ ที่ค่า resolution ระดับ j ณ ตำแหน่ง k

$A_j(k)$ สามารถคำนวณได้โดยสมการต่อไปนี้

$$A_j(k) = \sum_{l=0}^{n} h(l) A_{j-1}(k + 2^j l)$$

โดย

$h(l)$ คือ ตัวกรองความถี่ต่ำ (Low-Pass Filter)

สัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงที่ค่า resolution ระดับ j ณ ตำแหน่ง k คือ $D_j(k)$ และสามารถคำนวณได้จากผลต่างระหว่างสัญญาณองค์ประกอบความถี่ต่ำสองระดับที่อยู่ติดกัน ดังสมการต่อไปนี้

$$D_j(k) = A_{j-1}(k) - A_j(k)$$

ดังนั้นจะได้ว่าสัญญาณ $x(k)$ ที่ต้องการสามารถสร้างได้จากสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงและสัญญาณองค์ประกอบความถี่ต่ำ ดังนี้

$$x(k) = A_{n(k)} + \sum_{j=1}^{n} D_j(k)$$

โดย

n คือระดับ resolution (อ้างอิงในวรรษมน ภู่สกุลขจร, 2552)

2.2 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression)

การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Analysis) เป็นการวิเคราะห์เชิงสถิติเกี่ยวข้องกับตัวแปรตามที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอิสระมากกว่า 1 ตัว ถ้าความสัมพันธ์ดังกล่าวมีลักษณะเชิงเส้นในพารามิเตอร์แล้ว เราจะเรียกการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณนั้นว่า การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression) (อ้างอิงในนราทิพย์ จั่นสกุล และทัศนา วิกยานนท์, 2560)

กำหนดให้ตัวแบบการถดถอยเกี่ยวข้องกับตัวแปรสุ่มตัวที่ i (Y_i) และ $x_{i1}, x_{i2}, \ldots, x_{ip}$ เป็นชุดของตัวแปรอิสระที่สอดคล้องกับ Y_i ดังนั้น ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ คือ

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \ldots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i \;\; ; \;\; i = 1, 2, \ldots, N$$

โดยที่

Y_i	คือ ตัวแปรสุ่ม
$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_p$	คือ สัมประสิทธิ์การถดถอยซึ่งเป็นพารามิเตอร์ของตัวแบบ
$x_{i1}, x_{i2}, \ldots, x_{ip}$	คือ ตัวแปรที่เป็นอิสระต่อกัน และมีค่าคงตัว
ε_i	คือ พจน์ค่าคลาดเคลื่อนสุ่ม

2.2.1 การทดสอบพารามิเตอร์การถดถอย

2.2.1.1 การทดสอบเกี่ยวกับ β_0

ในกรณีที่ต้องการทดสอบว่าเส้นถดถอยจริงจะผ่านจุดกำเนิดหรือไม่นั้น สมมติฐานที่ใช้ในการทดสอบ คือ

$$H_0 : \beta_0 = 0$$
$$H_1 : \begin{cases} \beta_0 > 0 \\ \beta_0 < 0 \\ \beta_0 \neq 0 \end{cases}$$

ค่าของสถิติที่ใช้ในการทดสอบภายใต้ H_0 จริง คือ

$$t_{STAT} = \frac{b_0}{S_{b_0}}$$

ที่มี degree of freedom $(df) = n - 2$
จะปฏิเสธสมมติฐานว่าง H_0 ก็ต่อเมื่อ

$$t_{STAT} \geq t_{\alpha,n-2} \quad \text{สำหรับ } H_1 : \beta_0 > 0$$
$$t_{STAT} \leq t_{\alpha,n-2} \quad \text{สำหรับ } H_1 : \beta_0 < 0$$
$$|t_{STAT}| \geq t_{\frac{\alpha}{2},n-2} \quad \text{สำหรับ } H_1 : \beta_0 \neq 0$$

หรือจะปฏิเสธ H_0 ก็ต่อเมื่อค่าพี (p-value) น้อยกว่าหรือเท่ากับ α (อ้างอิงในนราทิพย์ จั่นสกุล และทัศนา วิกยานนท์, 2560)

2.2.1.2 การทดสอบเกี่ยวกับ β_j

ในกรณีที่สงสัยว่าตัวแปรอิสระตัวใดตัวหนึ่งควรอยู่ในตัวแบบการถดถอยหรือมีความสำคัญต่อตัวแปรตามหรือไม่ โดยกำหนดว่าตัวแปรอิสระอื่น ๆ ยังคงอยู่ในตัวแบบ สมมติว่าเป็นตัวแปรอิสระที่ต้องการทดสอบ คือ x_j ดังนั้นจะต้องทดสอบว่า สัมประสิทธิ์การถดถอย β_j มีค่าเป็น 0 หรือไม่

สมมติฐานที่ใช้ในการทดสอบ คือ

$$H_0 : \beta_j = 0$$
$$H_1 : \begin{cases} \beta_j > 0 \\ \beta_j < 0 \\ \beta_j \neq 0 \end{cases}$$

ค่าของสถิติที่ใช้ในการทดสอบภายใต้ H_0 จริง คือ

$$t_{STAT} = \frac{b_j}{S_{b_j}}$$

ที่มี $df = n - p - 1$

จะปฏิเสธสมมติฐานว่าง H_0 ก็ต่อเมื่อ

$$t_{STAT} \geq t_{\alpha,n-p-1} \text{ สำหรับ } H_1 : \beta_j > 0$$
$$t_{STAT} \leq t_{\alpha,n-p-1} \text{ สำหรับ } H_1 : \beta_j < 0$$
$$|t_{STAT}| \geq t_{\frac{\alpha}{2},n-p-1} \text{ สำหรับ } H_1 : \beta_j \neq 0$$

หรือจะปฏิเสธ H_0 ก็ต่อเมื่อค่าพี (p-value) น้อยกว่าหรือเท่ากับ α (อ้างอิงในนราทิพย์ จั่นสกุล และทัศนา วิกยานนท์, 2560)

2.2.1.3 การทดสอบความมีนัยสำคัญของการถดถอย

การทดสอบความมีนัยสำคัญของการถดถอย เป็นการทดสอบว่าตัวแปรอิสระทั้งหมดในตัวแบบการถดถอยนั้นมีอิทธิพลต่อตัวแปรตามหรือไม่ สมมติว่าตัวแบบการถดถอยคือ

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \ldots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i$$

สมมติฐานที่ใช้ในการทดสอบ คือ

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \ldots = \beta_p$$
$$H_1 : \beta_j \neq 0 \text{ สำหรับบาง } j = 1, 2, \ldots, p$$

ค่าของสถิติที่ใช้ในการทดสอบ คือ

$$F_{STAT} = \frac{MSR}{MSE};$$

โดยที่

$$MSR = \frac{SSR}{p}$$

และ

$$MSE = \frac{SSE}{n-p-1}$$

ตารางการวิเคราะห์ความแปรปรวนสำหรับการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ เป็นไปดัง จะปฏิเสธสมมติฐานว่าง H_0 ถ้า $F_{STAT} \geq F_{\alpha,p,n-p-1}$ หรือค่าพี (p-value) น้อยกว่าหรือเท่ากับ α (อ้างอิงในนราทิพย์ จั่นสกุล และทัศนา วิกยานนท์, 2560)

2.2.2 การตรวจสอบตัวแบบการถดถอย (Regression Model Checking)

การตรวจสอบตัวแบบการถดถอยเป็นเทคนิคหนึ่งที่ใช้สำหรับตรวจสอบ (Checking) ปัญหาที่เกิดขึ้นในการวิเคราะห์การถดถอย เนื่องจากเราไม่สามารถมั่นใจว่าตัวแบบการถดถอยที่ได้นั้น

เหมาะสมกับข้อมูลหรือไม่ ดังนั้นจึงมีความจำเป็นต้องมีการตรวจสอบซึ่งจะตรวจสอบข้อสมมติของตัวแบบ (Model Assumption) เป็นข้อสมมติเกี่ยวกับค่าคลาดเคลื่อนสุ่ม (Random Error) และการตรวจสอบค่าผิดปรกติ (Outliers) มี 4 ข้อดังนี้

1. ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0; $E(\varepsilon_i) = 0$
2. ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มมีการแจกแจงปรกติ $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$
3. ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มมีความแปรปรวนคงตัว $Var(\varepsilon_i) = \sigma^2$
4. ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มต้องเป็นอิสระต่อกัน

การตรวจสอบข้อสมมติฐานของค่าคลาดเคลื่อนสุ่มโดยใช้สถิติทดสอบ

- การตรวจสอบสำหรับความแปรปรวนคงตัวของค่าคลาดเคลื่อนสุ่มโดยใช้การทดสอบบาร์ตเลตต์ (Bartlett's test)

การทดสอบบาร์ตเลตต์สามารถทำได้โดยการแบ่งกลุ่มของค่าคลาดเคลื่อนสุ่มที่เรียงตามลำดับตามค่าของ $\mathbf{x}$ ออกเป็น $\mathbf{k}$ กลุ่ม โดยสมมติฐานของการทดสอบคือ

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \ldots = \sigma_k^2$$
$$H_1 : \sigma_i^2 \neq \sigma_j^2; i \neq j$$

การทดสอบบาร์ตเลตต์ แทนสถิติที่ใช้ทดสอบด้วย $\mathbf{B}$ โดยที่

$$B = 2.3026 \frac{q}{m}$$

เมื่อ

$$q = (n-k)\log_{10} S^2_{pooled} - \sum_{j=1}^{k}(n_j - 1)\log_{10} S_j^2 \;;\; S^2_{pooled} = \frac{\sum_{j=1}^{k}(n_j-1)S_j^2}{n-k}$$

และ

$$m = 1 + \frac{1}{3(k-1)}\left(\sum_{j=1}^{k}(n_j-1)^{-1} - (n-k)^{-1} \right)$$

โดยที่

S_j^2 คือ ความแปรปรวนของค่าสังเกตจากกลุ่มที่ j

S^2_{pooled} คือ ความแปรปรวนร่วม

ที่ระดับความมีนัยสำคัญ ปฏิเสธ $H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \ldots = \sigma_k^2$ ถ้า $B \geq \chi^2_{\alpha,k-1}$ หรือค่าพี (p-value) มีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญ α (อ้างอิงในนราทิพย์ จั่นสกุล และทัศนา วิกยานนท์, 2560)

- การตรวจสอบสำหรับการแจกแจงปรกติของค่าคลาดเคลื่อนสุ่มโดยใช้การทดสอบสมมติฐาน

การตรวจสอบข้อสมมติการแจกแจงของค่าคลาดเคลื่อนสุ่ม โดยการทดสอบชาพิโร-วิลค์ (Shapiro-Wilk Test) และมีสมมติฐานการทดสอบ คือ

H_0 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มมีการแจกแจงปรกติที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0

H_1 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มมีการแจกแจงเป็นแบบอื่น

แบบทดสอบชาพิโร-วิลค์ มีสูตรการคำนวณ ดังนี้

$$W = \frac{c^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}$$

โดยที่

$$c = \sum_{i=1}^{k} a_{n-i+1}\left(y_{n-(i)+1} - y_{(i)}\right)$$

และ

a_{n-i+1} คือ สัมประสิทธิ์ของการทดสอบชาพิโร-วิลค์ ในการทดสอบการแจกแจงปรกติ

และ $k = \frac{n}{2}$ เมื่อ n เป็นเลขคู่ และ $k = \frac{n-1}{2}$ เมื่อ n เป็นเลขคี่

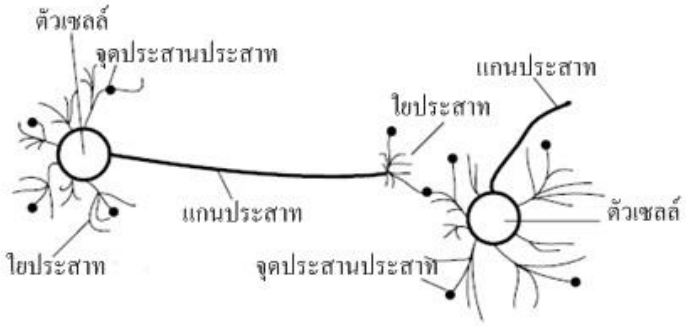
ปฏิเสธ H_0 ถ้าค่าพีมีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญ (α) ที่กำหนด (นราทิพย์ จั่นสกุล และทัศนา วิกยานนท์, 2560)

2.3 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เป็นตัวแบบทางคณิตศาสตร์เพื่อใช้สำหรับประมวลผลข้อมูลผ่านการจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเป็นเครื่องมือที่มีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) และการสร้างความรู้ใหม่ (Knowledge Extraction) เช่นเดียวกับการทำงานของสมองมนุษย์ กล่าวคือ คอมพิวเตอร์ที่สามารถเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ได้ด้วยการประมวลผลข้อมูลและองค์ความรู้ได้จำนวนมาก นอกจากนี้ ยังสามารถรับและจดจำสารสนเทศในรูปแบบที่เป็นประสบการณ์ได้ ทำให้สามารถเชื่อมโยงข้อเท็จจริงทั้งหลายเข้าด้วยกัน เพื่อหาข้อสรุป และใช้ประสบการณ์ที่จัดเก็บไว้มาเรียนรู้และทำความเข้าใจว่า ข้อเท็จจริงใหม่ที่ได้รับเข้ามามีความเกี่ยวข้องกันอย่างไร เพื่อทำการปรับปรุงองค์ความรู้ให้มีความทันสมัยเพื่อประโยชน์ในอนาคต

โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณสมบัติเทียบเท่ากับสมองมนุษย์ในด้านการเรียนรู้และจดจำ โดยหลักการทำงานของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมสามารถอธิบายได้ ดังนี้ เมื่อตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้บางสิ่งหลาย ๆ ครั้ง ก็จะทำให้เกิดการจดจำ แต่ถ้าตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมถูกป้อนข้อมูลที่ไม่เคยได้รับการเรียนรู้มาก่อน ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้ความรู้ที่ได้รับการเรียนรู้มาก่อนหน้า เพื่ออนุมานว่าสิ่งนั้นคืออะไร

โครงข่ายประสาทเทียมถูกพัฒนาขึ้นโดยอาศัยหลักการทำงานของสมองมนุษย์ ซึ่งสมองประกอบด้วยหน่วยประมวลผลพื้นฐานที่เรียกว่า นิวรอน (เซลล์ประสาท หรือ Neuron) ภายในสมองประกอบด้วยนิวรอนจำนวนมหาศาล และมีจุดต่อจำนวนโครงข่ายประสาทประกอบขึ้นด้วยส่วนสำคัญ 3 ส่วน คือ ใยประสาท (Dendrite) ตัวเซลล์ (Soma) และแกนประสาท (Axon) ในแต่ละโครงข่ายประสาทจะเชื่อมต่อกันโดยจุดประสานประสาท (Synapse) ซึ่งสามารถเปลี่ยนค่าความต้านทานได้ตามสัญญาณที่ส่งระหว่างกันของเซลล์ประสาท แสดงในรูป 2.5



รูป 2.3 โครงสร้างระบบประสาทของมนุษย์
ที่มา: อำภา สาระศิริ, 2559

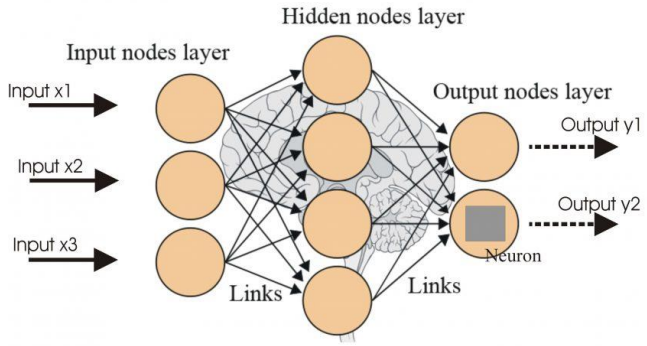
ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเป็นที่ยอมรับกันอย่างแพร่หลาย ในด้านการเป็นเครื่องมือที่ใช้แก้ปัญหาที่ซับซ้อนและปัญหาที่มีความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นซึ่งกันและกัน

หลักการทำงานโดยสังเขปของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม คือจะเป็นการป้อนข้อมูลที่มีอยู่แล้วเข้าไปในตัวแบบ พร้อมกับข้อมูลผลลัพธ์หรือข้อมูล Output ที่ต้องการให้ตัวแบบแสดงผลออกมา โดยตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการปรับค่าน้ำหนักจนกว่าข้อมูลผลลัพธ์ที่ได้มาอยู่ในเกณฑ์ที่กำหนดไว้

การประมวลผลต่าง ๆ เกิดขึ้นในหน่วยประมวลผลย่อย เรียกว่า โหนด (Node) ซึ่งโหนดเป็นการจำลองลักษณะการทำงานมาจากเซลล์การส่งสัญญาณ ระหว่างโหนดที่เชื่อมต่อกันจำลองมาจากการเชื่อมต่อของใยประสาท และแกนประสาทในระบบประสาทของสมองมนุษย์ ภายในโหนดจะมีฟังก์ชันกำหนดสัญญาณส่งออกที่เรียกว่า ฟังก์ชันการแปลง (Transfer Function) ซึ่งทำหน้าที่เปรียบเสมือนกระบวนการทำงานในเซลล์ โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 4 องค์ประกอบ ดังนี้

1. ข้อมูลอินพุต (Input) เป็นข้อมูลที่เป็นตัวเลข หากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพ ต้องแปลงให้อยู่ในรูปเชิงปริมาณที่โครงข่ายประสาทเทียมยอมรับได้
2. ข้อมูลเอาต์พุต (Output) คือ ผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจริง จากกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

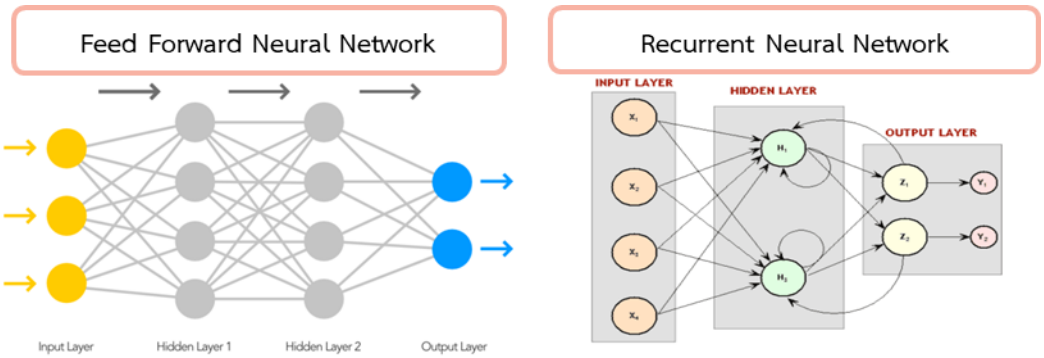
3. ชั้นซ่อน (Hidden Layer): ในโครงข่ายจะมีหรือไม่มีชั้นนี้ก็ได้
4. ค่าน้ำหนัก (Weights) คือ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า ค่าความรู้ (Knowledge) ค่านี้จะถูกเก็บเป็นทักษะเพื่อใช้ในการจดจำข้อมูลอื่นที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน (อำภา สาระศิริ, 2559)



รูป 2.4 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม
ที่มา: Syed Danish Ali และ Rahul Ahuja, 2016

โครงข่ายประสาทเทียมแบ่งออกเป็น 2 รูปแบบหลัก ๆ ดังนี้

1. Feed Forward Neural Network: จะแบ่ง Neuron ออกเป็นกลุ่มๆ โดยแต่ละกลุ่มจะเรียกเป็น Layer โดยข้อมูลที่เข้ามาจะไหลไปในทิศทางเดียว ไม่ไหลย้อนกลับ จาก Layer หนึ่งสู่อีก Layer หนึ่ง
2. Recurrent Neural Network: การเอาผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณย้อนกลับมาใช้เป็นข้อมูลขาเข้าอีกครั้ง ซึ่งมีประโยชน์อย่างมากในข้อมูลที่มีความต่อเนื่อง เช่น time series ข้อมูลเสียง ข้อความ



รูป 2.5 โครงสร้างของชนิดโครงข่ายประสาทเทียม
ที่มา: Anonymous, 2017 และ Andrey Kurenkov, 2015

โครงข่ายประสาทเทียมมีรูปแบบการเรียนรู้แบ่งออกเป็น 2 ประเภทใหญ่ ๆ ดังนี้

1. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) การเรียนรูปแบบนี้จะสอนโครงข่ายโดยการนำข้อมูลป้อนเข้าอย่างต่อเนื่องเพียงอย่างเดียว ไม่มีการส่งค่าผลลัพธ์เป้าหมายให้กับข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัว ซึ่งมีระบบการเรียนรู้ใกล้เคียงกับมนุษย์มากที่สุด
2. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ข้อมูลจะประกอบด้วยตัวอย่างข้อมูลที่ต้องการสอน และผลลัพธ์ที่ต้องการให้โครงข่ายสร้าง เมื่อมีการนำข้อมูลในลักษณะเดียวกันมาเป็นข้อมูลป้อนเข้า โครงข่ายจะกำหนดค่าผลลัพธ์ ที่เป็นเป้าหมายให้กับข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัว โครงข่ายจะนำค่าผิดพลาดระหว่างค่าเป้าหมายกับค่าผลลัพธ์ที่ได้ มาใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อให้ค่าผลลัพธ์ใกล้เคียงกับเป้าหมายมาก เช่น การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation Algorithm) และเพอเซบตรอน (Perceptron)

2.4 การวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ของตัวแบบ

จากงานวิจัยเรื่อง Artificial Neural Network Model for Rainfall-Runoff-A Case Study ศึกษาโดย P.Sundara Kumar และคณะ ซึ่งเป็นการศึกษาเกี่ยวกับการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าโดยใช้ปริมาณน้ำฝนในลุ่มน้ำ Sarada ประเทศอินเดีย โดยงานวิจัยชิ้นนี้ใช้ค่า Nash-Sutcliffe Coefficient Efficiency (E_{NS}) รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: $RMSE$) ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (Coefficient of Determination: R^2) ความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE) และค่า Difference in Peak (DP) วัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ของตัวแบบปริมาณน้ำท่า ดังนั้นทางผู้วิจัยจึงเลือกใช้ค่า Nash-Sutcliffe Coefficient Efficiency (E_{NS}) ค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: $RMSE$) และค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (Coefficient of Determination: R^2) มาใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่า โดยค่าดังกล่าวมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.4.1 ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด

คือค่าความผันแปรของตัวแปรตอบสนองที่สามารถอธิบายได้มีอยู่ในตัวแบบเชิงเส้นนี้ได้ร้อยละเท่าไร โดยมีสูตรคำนวณดังนี้

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i - \bar{Y}\right)\left(\hat{Y}_i - \bar{\hat{Y}}\right)\right]^2}{\left[\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i - \bar{Y}\right)^2\right]\left[\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{Y}_i - \bar{\hat{Y}}\right)^2\right]}$$

เมื่อ Y_i แทนค่าสังเกต (Observed Value) ที่ i เมื่อ i มีค่าอยู่ระหว่าง 1 ถึง n

$\hat{Y}_i$ แทนค่าพยากรณ์จากตัวแบบของค่า Y_i

$\bar{Y}$ แทนค่าเฉลี่ยของ Y_i

$\overline{Y}$ แทนค่าเฉลี่ยของ $\hat{Y}_i$

โดยค่า R^2 จะมีค่าอยู่ในช่วง $0 \le R^2 \le 1$ โดยส่วนมากจะนำ 100% มาคูณกับค่า R^2 ที่ได้ เพื่อจะได้ค่าร้อยละของสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ และสามารถแปลผลได้ดังตาราง 2.1

ตาราง 2.1 ความหมายของค่า Coefficient of Determination R^2 ในรูปของร้อยละ

ค่า R^2	ความหมายของค่า R^2
0%	ตัวแบบที่ได้มานั้นไม่สามารถอธิบายความผันแปรของค่าตัวแปรตอบสนอง
R%	ตัวแบบที่ได้มานั้นไม่สามารถอธิบายความผันแปรของค่าตัวแปรตอบสนองได้ร้อยละ R
100%	ตัวแบบที่ได้มานั้นสามารถอธิบายความผันแปรของค่าตัวแปรตอบสนองได้เป็นอย่างดี

2.4.2 สัมประสิทธิ์ประสิทธิผลของ Nash และ Sutcliffe (E_{NS})

คือดัชนีที่นิยมใช้ในการบอกค่าความแม่นยำของตัวแบบอุทกวิทยา (Model Accuracy) หรือประสิทธิภาพของตัวแบบ (Model Performance) ในการพยากรณ์ค่าที่ต้องการ สูตรการคำนวณหาค่า E_{NS} เป็นดังนี้

$$E_{NS} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y})^2}$$

เมื่อ Y_i แทนค่าสังเกต (Observed Value) ที่ i เมื่อ i มีค่าอยู่ระหว่าง 1 ถึง n

$\hat{Y}_i$ แทนค่าพยากรณ์จากตัวแบบของค่า Y_i

$\overline{Y}$ แทนค่าเฉลี่ยของ Y_i

2.4.3 รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

คือ รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย มีสมการดังนี้

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \hat{Y}_i)^2}$$

เมื่อ Y_i แทนค่าสังเกต (Observed Value) ที่ i เมื่อ i มีค่าอยู่ระหว่าง 1 ถึง n

$\hat{Y}_i$ แทนค่าพยากรณ์จากตัวแบบของค่า Y_i

ค่า $RMSE$ หากยิ่ง มีค่าเข้าใกล้ 0 หมายถึงจะมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

2.5 พื้นที่ในการศึกษา (Study Area)

2.5.1 ข้อมูลทั่วไปของลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

ลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาเป็นลุ่มน้ำที่มีระบบทะเลสาบแบบลากูน (Lagoon) ขนาดใหญ่ เป็นแอ่งรองรับน้ำจืด โดยมีน้ำเค็มจากน้ำทะเลไหลเข้ามาผสม ตั้งอยู่ระหว่างเส้นละติจูด $6^{\circ}45'$ ถึง $8^{\circ}00'$ เหนือและเส้นลองติจูด $99^{\circ}30'$ ถึง $100^{\circ}45'$ ตะวันออก มีอาณาเขตดังต่อไปนี้

ทิศเหนือ	ติดลุ่มน้ำภาคใต้ฝั่งตะวันออก
ทิศใต้	ติดกับลุ่มน้ำภาคใต้ฝั่งตะวันออกและลุ่มน้ำตาปี
ทิศตะวันตก	ติดกับลุ่มน้ำภาคใต้ฝั่งตะวันตก
ทิศตะวันออก	ติดกับทะเลอ่าวไทย

พื้นที่ประมาณ 8,484.35 ตารางกิโลเมตร แบ่งเป็นแผ่นดินประมาณ 7,652.81 ตารางกิโลเมตร และเป็นพื้นที่ทะเลสาบประมาณ 831.54 ตารางกิโลเมตร พื้นที่ของลุ่มน้ำครอบคลุม 3 จังหวัด ได้แก่ จังหวัดนครศรีธรรมราช (อำเภอชะอวดและอำเภอหัวไทรบางส่วน) จังหวัดพัทลุงและจังหวัดสงขลา (ยกเว้นพื้นที่อำเภอนาทวี อำเภอจะนะ อำเภอเทพาและอำเภอสะบ้าย้อย) รวม 147 ตำบล 26 อำเภอ

สภาพภูมิประเทศของลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาทางตอนเหนือ จะเป็นพื้นที่ชุ่มน้ำขนาดใหญ่ มีพื้นที่ประมาณ 125 ตารางกิโลเมตร (รวมทะเลน้อย) ในพื้นที่นี้มีทะเลสาบน้ำจืดขนาดเล็กเรียกว่า “ทะเลน้อย” ขนาดประมาณ 27 ตารางกิโลเมตร ส่วนทางตะวันออกจะติดกับอ่าวไทย ทิศตะวันตกของลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาเป็นเทือกเขาบรรทัดเป็นสันปันน้ำ ความสูงเฉลี่ยประมาณ 1,200 เมตรจากระดับน้ำทะเลปานกลาง (Mean sea level) โดยระบบทะเลสาบสงขลาจะแบ่งออกเป็น 4 ส่วน ดังรูป 2.8 มีรายละเอียดดังนี้

1. ทะเลน้อย ตั้งอยู่ทางตอนบนสุดของทะเลสาบสงขลาในเขตจังหวัดพัทลุง มีพื้นที่ประมาณ 27 ตารางกิโลเมตร เป็นทะเลน้ำจืดลึกเฉลี่ยประมาณ 1.2 เมตร มีคลองเชื่อมต่อกับทะเลสาบตอนบน คือ คลองนางเรียม คลองบ้านกลาง และคลองยวน

2. ทะเลสาบตอนบน (ทะเลหลวง) อยู่ถัดจากทะเลน้อยไปถึงอำเภอกระแสสินธุ์ จังหวัดสงขลา ทางฝั่งตะวันออกของทะเลสาบ และอำเภอเขาชัยสน จังหวัดพัทลุง ทางฝั่งตะวันตกของทะเลสาบ มีพื้นที่ประมาณ 473 ตารางกิโลเมตร ความลึกเฉลี่ยประมาณ 2 เมตร มีคลองท่าแนะ คลองนาท่อม และคลองท่ามะเดื่อ ระบายลงสู่ทะเลสาบตอนบน

3. ทะเลสาบตอนกลาง (ทะเลสาบ) อยู่ถัดลงไปจากอำเภอกระแสสินธุ์ จังหวัดสงขลา ลงไปถึงบริเวณอำเภอสิงหนคร จังหวัดสงขลา มีพื้นที่ประมาณ 360 ตารางกิโลเมตร ความลึกเฉลี่ยประมาณ 2 เมตร มีเกาะต่าง ๆ หลายเกาะ ได้แก่ เกาะสี่-เกาะห้า เกาะหมาก เกาะนางค้า ทะเลสาบตอนกลางเชื่อมต่อทะเลสาบตอนล่างโดยคลองหลวง

4. ทะเลสาบตอนล่าง (ทะเลสาบสงขลา) เริ่มจากอำเภอสิงหนคร จังหวัดสงขลา ไปจนถึงจุดที่เชื่อมต่อกับอ่าวไทยที่ปากร่องน้ำทะเลสาบสงขลา มีพื้นที่ประมาณ 182 ตารางกิโลเมตร มีความลึกเฉลี่ยประมาณ 1.5 เมตร ยกเว้นที่ปากร่องน้ำทะเลสาบสงขลาจะลึกประมาณ 12-14 เมตร มีคลองหลายสายที่ระบายน้ำลงสู่ทะเลสาบตอนล่าง

รูป 2.6 ขอบเขตลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

ที่มา: สถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำและการเกษตร (องค์การมหาชน), 2555

สำหรับพื้นที่ครอบคลุมของลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาในเขตจังหวัดต่าง ๆ ดังแสดงใน ตาราง 2.3

ตาราง 2.2 รายละเอียดของจังหวัดในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

จังหวัด	พื้นที่จังหวัด (ตร.กม.)	พื้นที่ในเขตลุ่มน้ำ		ร้อยละของพื้นที่จังหวัด	ร้อยละของพื้นที่ในลุ่มน้ำ
		(ตร.กม.)	(ไร่)		
นครศรีธรรมราช	9,910.90	175.83	109,891	1.77	2.07
พัทลุง	3,401.81	3,246.43	2,029,019	95.43	38.26
ตรัง	4,605.53	6.68	4,174	0.15	0.08
สงขลา	7,368.88	4,201.59	2,625,993	57.02	49.52
สตูล	2,648.08	22.28	13,927	0.84	0.26
ทะเลสาบสงขลา	-	831.54	519,712	-	9.80
รวม		**8,484.35**	**5,302,716**		**100.00**

ลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลามีพื้นที่รับน้ำประมาณ 3,368.4 ตารางกิโลเมตร ประกอบด้วยลุ่มน้ำย่อยคลองอู่ตะเภา คลองอู่ตะเภาจะไหลผ่านเขตอำเภอสะเดาและอำเภอหาดใหญ่ จังหวัดสงขลา และลงสู่ทะเลสาบสงขลาที่ตำบลคูเต่า อำเภอหาดใหญ่ ความจุลำน้ำประมาณ 420 ลูกบาศก์เมตรต่อวินาที มีความกว้างของลำน้ำเฉลี่ย 10-34 เมตร (สถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำและการเกษตร (องค์การมหาชน), 2555)

2.5.2 สภาพปัญหาด้านน้ำท่วมในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

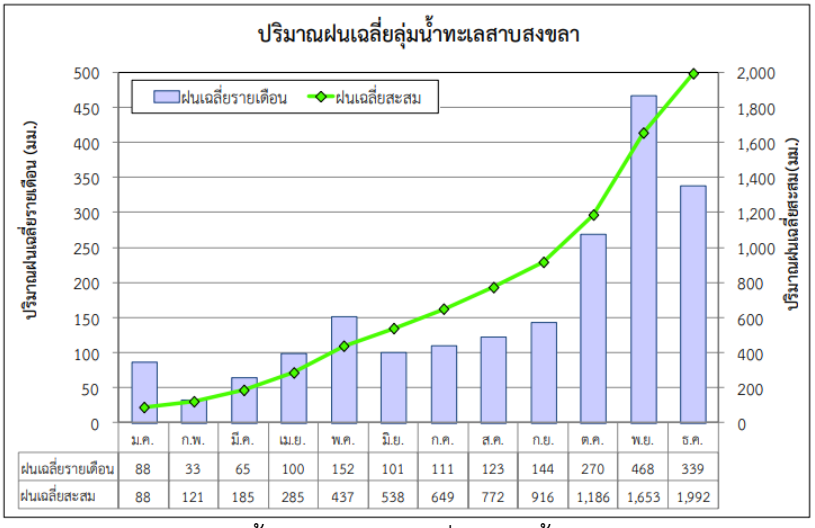
การเกิดปัญหาน้ำท่วมในบริเวณลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา มีสาเหตุสำคัญเกิดจาก

1. ปริมาณฝนที่ตกหนักกว่าเกณฑ์ปกติโดยได้รับอิทธิพลจากลมมรสุมตะวันออกเฉียงเหนือเป็นส่วนใหญ่ จนทำให้เกิดน้ำล้นตลิ่งและไหลบ่าท่วมบ้านเรือน ประกอบกับลำคลองมีสภาพตื้นเขิน
2. ทะเลสาบสงขลามีสภาพตื้นเขิน เนื่องจากทะเลสาบสงขลาเป็นแหล่งรองรับน้ำทั้งหมดในพื้นที่ลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ประกอบกับการหนุนสูงขึ้นของน้ำทะเลทำให้การระบายน้ำออกจากทะเลสาบสงขลาลงสู่อ่าวไทยช้าลง ระยะเวลาน้ำท่วมขังจะใช้เวลาอย่างน้อย 10 วัน
3. การขยายตัวของชุมชนเมือง ซึ่งทำให้เกิดการรวมพื้นที่เพื่อรองรับอาคารที่อยู่อาศัย ย่านธุรกิจ การค้า และย่านอุตสาหกรรม ทำให้พื้นที่รองรับน้ำและพื้นที่พักน้ำชั่วคราวตามธรรมชาติลดลงไปอย่างมาก ดังนั้นปริมาณน้ำฝนจะแปรเปลี่ยนน้ำหลากไหลลงสู่ลำน้ำสายหลักได้อย่างรวดเร็ว
4. การก่อสร้างโครงสร้างพื้นฐาน เช่น ถนนและทางรถไฟ ทำให้มีปริมาณน้ำสะสมระดับสูงขึ้นเนื่องจากการก่อสร้างดังกล่าวได้ปิดกั้นทางระบายน้ำที่เคยไหลในช่วงฤดูน้ำหลากในอดีต
5. การแก้ไขปัญหาการระบายน้ำในภาพรวมของทั้งลุ่มน้ำยังดำเนินการไม่ครบถ้วนสมบูรณ์ ทำให้การแก้ปัญหาไม่ได้ผลดีเท่าที่ควร

พื้นที่เกิดน้ำท่วมขังเป็นประจำปี ได้แก่ บริเวณพื้นที่ราบล้อมทะเลสาบสงขลาและบริเวณพื้นที่ริมตลิ่งลำคลองสายหลัก (สถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำและการเกษตร (องค์การมหาชน), 2555)

2.5.3 ปริมาณน้ำฝนในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

ปริมาณฝนรายเดือนในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาของสถานีวัดน้ำฝน จำนวน 74 สถานี พบว่า มีเพียง 12 สถานี ที่มีช่วงเวลาของการจดบันทึกข้อมูลค่าปริมาณฝนรายเดือนเฉลี่ยของแต่ละสถานีครบตลอดทั้งปีและมีช่วงเวลาการเก็บมากกว่า 20 ปีในช่วงปี พ.ศ.2497-2548 พบว่า มีปริมาณฝนเฉลี่ยรายปี 1,992 มิลลิเมตร การกระจายตัวของปริมาณฝนจะเกิดตั้งแต่เดือนตุลาคมไปจนถึงเดือนธันวาคม แสดงดังรูป 2.6



	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
ฝนเฉลี่ยรายเดือน	88	33	65	100	152	101	111	123	144	270	468	339
ฝนเฉลี่ยสะสม	88	121	185	285	437	538	649	772	916	1,186	1,653	1,992

รูป 2.7 ปริมาณน้ำฝนรายเดือนเฉลี่ยในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา
ที่มา: สถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำและการเกษตร (องค์การมหาชน), 2555

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในช่วงหลายปีที่ผ่านมา มีการศึกษาแนวคิดเกี่ยวกับตัวแบบพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าเกิดขึ้นมากมาย ทั้งในประเทศไทยและในต่างประเทศ โดยการศึกษาแต่ละครั้งมีวัตถุประสงค์ที่แตกต่างกันไป แต่โดยส่วนใหญ่จะเกี่ยวกับการบริหารจัดการทรัพยากรน้ำในพื้นที่ที่ศึกษา และมีลักษณะในการศึกษาจะเป็นเชิงเปรียบเทียบกันระหว่างตัวแบบการพยากรณ์หลาย ๆ ชนิดที่คาดว่าจะเป็นตัวแบบที่มีประสิทธิภาพสำหรับการพยากรณ์ จากที่ผู้วิจัยได้ทำการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง พบว่าในการศึกษาก่อนหน้า ตัวแปรปริมาณน้ำฝนเป็นตัวแปรที่ใช้พยากรณ์หรือตัวแปรต้นของการศึกษา (อ้างอิงใน P.Sundara Kumar และคณะ, 2016) โดยเมื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนพบว่า ความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนมีลักษณะที่ค่อนข้างซับซ้อน จึงต้องมีการสร้างตัวแบบหลาย ๆ ชนิดขึ้นมาเพื่ออธิบายความซับซ้อนระหว่างทั้ง 2 ตัวแปรดังกล่าว ซึ่งตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลาย เนื่องจากเป็นตัวแบบที่สามารถแก้ไขปัญหาความสัมพันธ์ที่ซับซ้อน (Non-Linear Relationship) ระหว่างปริมาณน้ำฝนและปริมาณน้ำท่าได้ (อ้างอิงใน Pratibha Kumari, Pravendra Kumar and P.V. Singh, 2018)

ลักษณะของข้อมูลที่ใช้สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ปริมาณน้ำท่า จะใช้เป็นข้อมูลปัจจุบันร่วมกับข้อมูลในอดีต และจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ 1) ข้อมูลส่วนที่ใช้สำหรับการสร้างตัวแบบ 2) ข้อมูลที่ใช้สำหรับการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ โดยจะแบ่งกันในอัตราส่วน 70:30 ของข้อมูลทั้งหมด

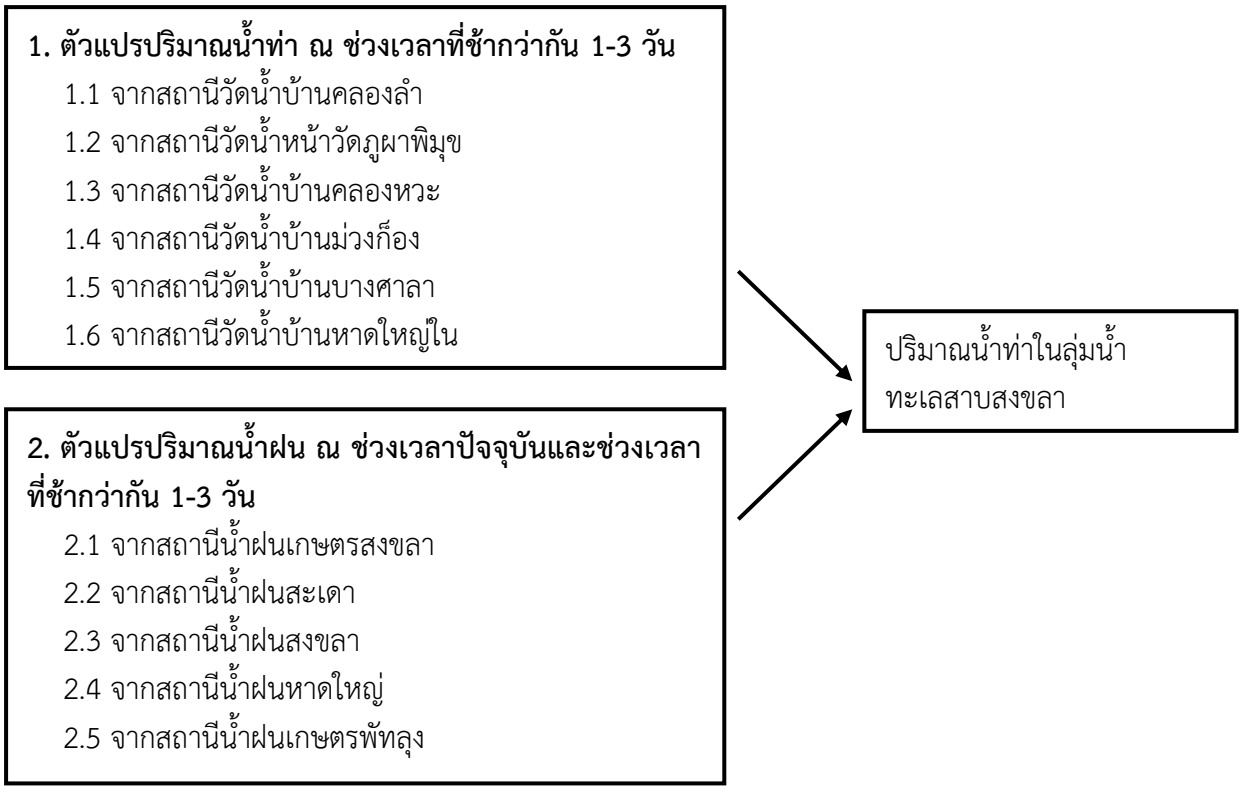
มีการศึกษาตัวแบบหลายชนิดเพื่อเปรียบเทียบหาตัวแบบที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์น้ำท่า เช่น การศึกษาในพื้นที่ลุ่มแม่น้ำ Amba ซึ่งใช้ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ ได้ผลสรุปว่า ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มแม่น้ำ Amba ได้ดีกว่าตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ และพบว่าในช่วงที่ปริมาณน้ำท่ามีปริมาณที่สูง (Peak) ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมจะ

ให้ค่าพยากรณ์ที่ต่ำกว่าค่าสังเกต แต่ในขณะที่ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณให้ค่าพยากรณ์ที่สูงกว่าค่าสังเกต (อ้างอิงใน P.M. Chavan และ S.K. Ukarande, 2017) ซึ่งให้ผลเช่นเดียวกับการศึกษาในพื้นที่ลุ่มน้ำปราจีนบุรี (อ้างอิงในธนพล พิมาน, 2545) และมีการใช้ตัวแบบทางอุทกวิทยาอีกมากมาย เช่น ตัวแบบ Integrated Flood Analysis System (IFAS) (อ้างอิงในทัตธนภรณ์ คำศรี, 2558)

จากที่ได้กล่าวไว้ข้างต้นว่า ความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณน้ำฝนและปริมาณน้ำท่าเป็นความสัมพันธ์ที่ซับซ้อน เข้าใจยาก จึงได้มีการศึกษาเพิ่มเติมเพื่อที่จะทำให้เข้าใจความสัมพันธ์ของทั้ง 2 ตัวแปรได้ง่ายขึ้น โดยหลายงานวิจัยได้มีการนำการแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Transform) ซึ่งเป็นกระบวนการทางคณิตศาสตร์มาประยุกต์ใช้ เพื่อทำให้ข้อมูลที่มีความซับซ้อน เช่น ข้อมูลปริมาณน้ำฝนและข้อมูลสภาพอากาศอื่น ๆ ให้มีความซับซ้อนน้อยลง ทำให้ความสัมพันธ์ของข้อมูลมีลักษณะเป็นเส้นตรงมากขึ้น อีกทั้งเป็นผลให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้พฤติกรรมที่มีความซับซ้อนนั้นได้ง่ายขึ้น ซึ่งทั้งการศึกษาในพื้นที่ลุ่มน้ำหิมาลายาขนาดเล็ก ที่ทำการศึกษาตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต (อ้างอิงใน Jan Adamowski, Hiu Fung Chan และคณะ, 2012) และการศึกษาในพื้นที่ลุ่มน้ำ Feng-Hua Bridge และลุ่มน้ำ Wu-Tu ต่างก็พบว่า ตัวแบบที่มีการแปลงข้อมูลที่ใช้ในการสร้างตัวแบบโดยการแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Transform) มีประสิทธิภาพดีกว่าตัวแบบที่ใช้ข้อมูลที่ไม่ผ่านการแปลงใด ๆ ในการสร้างตัวแบบอย่างเห็นได้ชัด ทั้งนี้อันเนื่องมาจากการแปลงข้อมูลโดยใช้การแปลงแบบเวฟเล็ตสามารถแก้ไขปัญหาความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนของปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนได้ดี (อ้างอิงใน Chien-ming Chou, 2013)

การศึกษาส่วนใหญ่จะนิยมใช้ค่าสถิติ 2 ตัวในการวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่า คือ ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด และรากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย และมีงานวิจัยบางฉบับที่เพิ่ม สัมประสิทธิ์ประสิทธิผลของ Nash และ Sutcliffe ซึ่งเป็นดัชนีที่ใช้สำหรับวัดความแม่นยำของตัวแบบทางอุทกวิทยาโดยเฉพาะ ทั้งนี้มีการศึกษาพบว่า การใช้ข้อมูลที่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ตมาสร้างตัวแบบสามารถลดรากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ได้ประมาณร้อยละ 50 (อ้างอิงใน Paula Karenina de Macedo Machado Freire และคณะ, 2019) และสามารถเพิ่มค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด และค่าสัมประสิทธิ์ประสิทธิผลของ Nash และ Sutcliffe ได้มากกว่าร้อยละ 5-10 (อ้างอิงใน Celso A. G. Santos และคณะ, 2014)

2.7 กรอบแนวคิด



รูป 2.8 กรอบแนวคิดการวิจัย

บทที่ 3
วิธีดำเนินการวิจัย

การศึกษาครั้งนี้ มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาโดยตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิ จากระบบบันทึกระดับน้ำของศูนย์ป้องกันวิกฤตน้ำ กรมทรัพยากรน้ำ และบริการสารสนเทศ กรมอุตุนิยมวิทยา เพื่อให้การศึกษาครั้งนี้บรรลุตามวัตถุประสงค์ ผู้วิจัยจึงได้กำหนดวิธีดำเนินการวิจัย ซึ่งมีรายละเอียดในการดำเนินการศึกษาดังนี้

3.1 ขอบเขตข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา
3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูลและจัดการข้อมูล
3.3 ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา
3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล
3.5 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล
3.6 การวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ

3.1 ขอบเขตข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

การศึกษาครั้งนี้จะมุ่งศึกษาถึงประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าของทั้งตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ข้อมูลปริมาณน้ำท่า (Runoff) ในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ซึ่งเป็นข้อมูลทุติยภูมิจากระบบบันทึกระดับน้ำ ของศูนย์ป้องกันวิกฤตน้ำ กรมทรัพยากรน้ำ และข้อมูลปริมาณน้ำฝนในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ซึ่งเป็นข้อมูลทุติยภูมิจากระบบบริการสารสนเทศ กรมอุตุนิยมวิทยา จากการจัดการข้อมูลทำให้ได้ข้อมูลปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนรายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาจำนวน 1,031 วัน ตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562 โดยแบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วน ดังนี้

3.1.1 ข้อมูลเพื่อใช้ในการหาตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่า (Calibration) คือ ข้อมูลปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนรายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาจำนวนร้อยละ 70 ของข้อมูลทั้งหมดโดยการสุ่ม

3.1.2 ข้อมูลเพื่อใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าของตัวแบบ (Validation) คือ ข้อมูลปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนรายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ตั้งแต่วันที่ 26 ธันวาคม พ.ศ.2561 ถึงวันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562 จำนวน 310 วัน เพื่อใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าของตัวแบบ (Validation)

3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูลและจัดการข้อมูล

ผู้วิจัยได้ทำการเก็บรวบรวมและจัดการข้อมูล ดังนี้

9.1.1 รวบรวมข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ซึ่งเป็นข้อมูลทุติยภูมิจากระบบบันทึกระดับน้ำ ของศูนย์ป้องกันวิกฤตน้ำ กรมทรัพยากรน้ำ จากเว็บไซต์ **http://mekhala.dwr.go.th/index.php** และรวบรวมข้อมูลปริมาณน้ำฝนในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ซึ่งเป็นข้อมูลทุติยภูมิจากระบบบริการสารสนเทศภูมิอากาศ กรมอุตุนิยมวิทยา จากเว็บไซต์ **https://www.tmd.go.th/cis/main.php** ตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562 รวมทั้งสิ้น 1,031 วัน

9.1.2 การจัดการข้อมูล ในส่วนของข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ประกอบด้วยข้อมูลปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำต่อไปนี้

- สถานีวัดน้ำบ้านคลองลำ
- สถานีวัดน้ำหน้าวัดภูผาพิมุข
- สถานีวัดน้ำบ้านคลองหวะ
- สถานีวัดน้ำบ้านม่วงก็อง
- สถานีวัดน้ำบ้านบางศาลา
- สถานีวัดน้ำบ้านหาดใหญ่ใน

บนพื้นที่ลุ่มน้ำ มักจะมีสถานีวัดน้ำท่าอยู่หลายสถานี ซึ่งเมื่อเก็บข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวัน จะได้ข้อมูลปริมาณน้ำท่าที่สถานีวัดน้ำท่าต่าง ๆ เป็นตัวเลขที่ต่างกัน โดยในการนำตัวเลขไปใช้งานในการสร้างตัวแบบพยากรณ์ จำเป็นต้องหาปริมาณน้ำท่าที่เป็นตัวแทนของปริมาณน้ำท่าที่กระจายอยู่ทั่วพื้นที่ลุ่มน้ำ ซึ่งมักจะคำนวนโดยใช้ค่าเฉลี่ยบนพื้นที่

ผู้วิจัยหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักตามระดับความสูงของตลิ่งของแต่ละสถานี เพื่อเป็นข้อมูลปริมาณน้ำท่าที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์

ในส่วนของข้อมูลปริมาณน้ำฝนของลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ประกอบด้วยข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายวันจากสถานีน้ำฝนต่อไปนี้

- สถานีน้ำฝนเกษตรสงขลา จังหวัดสงขลา
- สถานีน้ำฝนสะเดา จังหวัดสงขลา
- สถานีน้ำฝนสงขลา จังหวัดสงขลา
- สถานีน้ำฝนหาดใหญ่ จังหวัดสงขลา
- สถานีน้ำฝนเกษตรพัทลุง จังหวัดพัทลุง

3.3 ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา

จากข้อมูลปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาที่ผู้จัดทำได้รวบรวมมาจากระบบบันทึกระดับน้ำ ของศูนย์อุทกวิทยาชลประทานภาคใต้ สำนักบริหารและจัดการน้ำและอุทกวิทยา กรมชลประทาน และระบบบริการสารสนเทศภูมิอากาศ กรมอุตุนิยมวิทยา

ตามลำดับ ทำให้ได้ตัวแปรรวมทั้งหมด 24 ตัวแปร โดยแบ่งเป็นตัวแปรตาม 1 ตัวแปร และตัวแปรอิสระ 23 ตัวแปร

3.3.1 ตัวแปรตาม

y แทน ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ณ เวลาปัจจุบัน

3.3.2 ตัวแปรอิสระ

R_{t-i} แทน ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ณ ช่วงเวลาที่ช้ากว่ากัน i วัน

P_{1t} แทน ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนเกษตรสงขลา จังหวัดสงขลา ณ เวลาปัจจุบัน

P_{1t-i} แทน ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนเกษตรสงขลา จังหวัดสงขลา ณ ช่วงเวลาที่ช้ากว่ากัน i วัน

P_{2t} แทน ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนสะเดา จังหวัดสงขลา ณ เวลาปัจจุบัน

P_{2t-i} แทน ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนสะเดา จังหวัดสงขลา ณ ช่วงเวลาที่ช้ากว่ากัน i วัน

P_{3t} แทน ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนสงขลา จังหวัดสงขลา ณ เวลาปัจจุบัน

P_{3t-i} แทน ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนสงขลา จังหวัดสงขลา ณ ช่วงเวลาที่ช้ากว่ากัน i วัน

P_{4t} แทน ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนหาดใหญ่ จังหวัดสงขลา ณ เวลาปัจจุบัน

P_{4t-i} แทน ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนหาดใหญ่ จังหวัดสงขลา ณ ช่วงเวลาที่ช้ากว่ากัน i วัน

P_{5t} แทน ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนเกษตรพัทลุง จังหวัดพัทลุง ณ เวลาปัจจุบัน

P_{5t-i} แทน ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนเกษตรพัทลุง จังหวัดพัทลุง ณ ช่วงเวลาที่ช้ากว่ากัน i วัน

โดย $i = 1, 2, 3$

3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล

3.4.1 โปรแกรม Microsoft Excel 2010 ใช้สำหรับการจัดการข้อมูลปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา และใช้เพื่อแสดงผลกราฟเส้นต่าง ๆ

3.4.2 โปรแกรม Matlab และ Microsoft Excel 2010 ใช้สำหรับการแปลงข้อมูลด้วยการแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Transform)

3.4.3 โปรแกรม RStudio และ SPSS ใช้สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพรรณนาเบื้องต้น แทนค่าข้อมูลสูญหายและสร้างตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ เพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

3.4.4 โปรแกรม WEKA ใช้สำหรับการสร้างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม รูปแบบ Feed Forward Back Propagation เพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

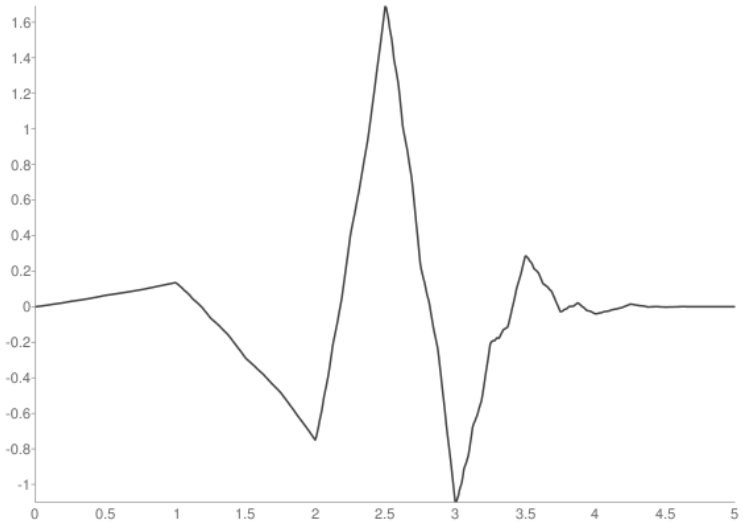
3.5 การวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ

3.5.1 การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยสถิติพรรณนา (Descriptive Statistics)

วิเคราะห์สถิติพรรณนาของตัวแปรปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝน ประกอบด้วย ค่าต่ำสุด (Minimum) ค่าสูงสุด (Maximum) ค่าเฉลี่ย (Mean) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation)

3.5.2 การแปลงข้อมูลด้วยการแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Transform)

เนื่องจากปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนมีความสัมพันธ์ไม่เป็นเส้นตรง (Non-Linear Relationship) ดังนั้น จึงต้องมีการแปลงข้อมูล เพื่อให้ข้อมูลมีลักษณะพร้อมที่จะนำไปวิเคราะห์ แปลงข้อมูลปริมาณน้ำท่าผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต ซึ่งจากลักษณะของข้อมูลปริมาณน้ำท่าเป็นลักษณะรายวันซึ่งเป็นข้อมูลที่ไม่ต่อเนื่อง ดังนั้นจึงใช้การแปลงแบบเวฟเล็ตไม่ต่อเนื่อง โดยเลือกเวฟเล็ตแม่ (Mother Wavelet) ที่เหมาะสมที่พิจารณาจากรูปร่างที่คล้ายกับลักษณะของข้อมูลที่จะนำไปวิเคราะห์ โดยการศึกษาครั้งนี้จะใช้ Daubechies3 ซึ่งมีรูปร่างดังรูป 3.1



รูป 3.1 รูปร่างของเวฟเล็ตแม่ชนิด Daubechies3

นอกจากการพิจารณาหาเวฟเล็ตแม่ของการแปลงแบบเวฟเล็ตแล้วนั้น ยังต้องมีการพิจารณาถึงระดับของการแปลง ซึ่งจากการทบทวนวรรณกรรมเกี่ยวกับการแปลงแบบเวฟเล็ต พบว่าในการพิจารณาระดับการแปลงนั้นขึ้นอยู่กับวิจารณญาณของผู้วิจัยเอง และจากการพิจารณาจากลักษณะข้อมูลที่ได้หลังจากการแปลง ผู้วิจัยเลือกระดับการแปลงอย่ที่ระดับที่ 5 ซึ่งเมื่อพิจารณาแล้วข้อมูลที่ผ่านการแปลงที่ระดับ 5 ยังคงซึ่งลักษณะเดิมของชุดข้อมูลก่อนการแปลง แต่ให้จ้อมูลที่มีสัญญาณรบกวนน้อยลง (Noise)

3.5.3 การวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis)

เพื่อวิเคราะห์หาตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณเพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา มีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังนี้

(1) วิเคราะห์หาตัวแบบการถดถอยโดยใช้ตัวแปรต้นครบทุกตัวแปร (Full Model)

(2) ตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นของตัวแบบการถดถอย

(3) ตรวจสอบความมีนัยสำคัญของตัวแบบการถดถอย

(4) ตรวจสอบค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบการถดถอย

(5) วิเคราะห์หาตัวแบบการถดถอยที่ใช้เฉพาะตัวแปรต้นที่สามารถอธิบายความผันแปรของตัวแปรตามได้อย่างมีนัยสำคัญ

(6) คำนวณค่าสถิติที่ใช้สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

3.5.4 การวิเคราะห์ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Analysis)

(1) วิเคราะห์หาตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแปรต้นครบทุกตัวแปร (Full Model)

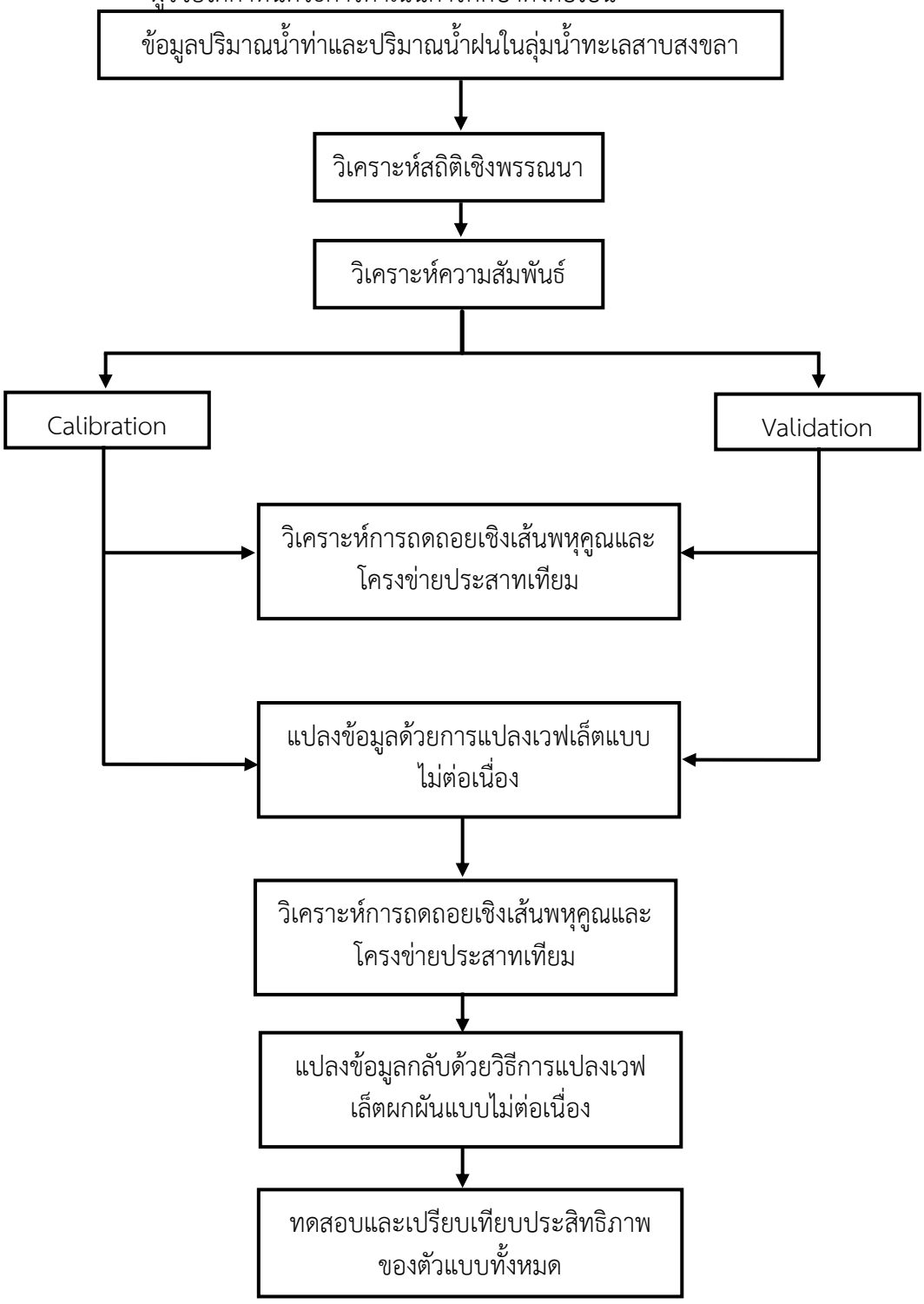
(2) คำนวณค่าสถิติที่ใช้สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาของทั้งตัวแบบในข้อ (1)

3..5 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ ผู้วิจัยเลือกใช้กราฟเส้นเพื่อเปรียบเทียบให้เห็นความต่างระหว่างค่าสังเกตจากข้อมูลดิบและค่าพยากรณ์ที่ได้จากสมการถดถอยและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม และใช้ค่าสถิติในหัวข้อ 2.4 เพื่อเป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพของสมการถดถอยและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม

3.6 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล

ผู้วิจัยได้กำหนดวิธีการดำเนินการศึกษาดังต่อไปนี้



รูป 3.2 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล

บทที่ 4
ผลการศึกษา

การศึกษาครั้งนี้ เป็นการศึกษาเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาระหว่างตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิจากระบบบันทึกระดับน้ำของศูนย์อุทกวิทยาชลประทานภาคใต้ สำนักบริหารและจัดการน้ำและอุทกวิทยา กรมชลประทาน ผู้วิจัยได้แบ่งผลการวิเคราะห์ข้อมูลเป็น 7 ส่วน ดังนี้

4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นของทั้งตัวแปรที่คาดว่าจะส่งผลต่อปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาและตัวแปรตาม

4.2 ผลการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น โดยใช้ข้อมูลที่ไม่ผ่านการแปลง (Regression Analysis)

4.3 ผลการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

4.4 ผลการเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างข้อมูลเดิมและข้อมูลที่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต

4.5 ผลการวิเคราะห์การถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Regression Analysis)

4.6 ผลการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Neural Network)

4.7 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาระหว่างตัวแบบต่าง ๆ

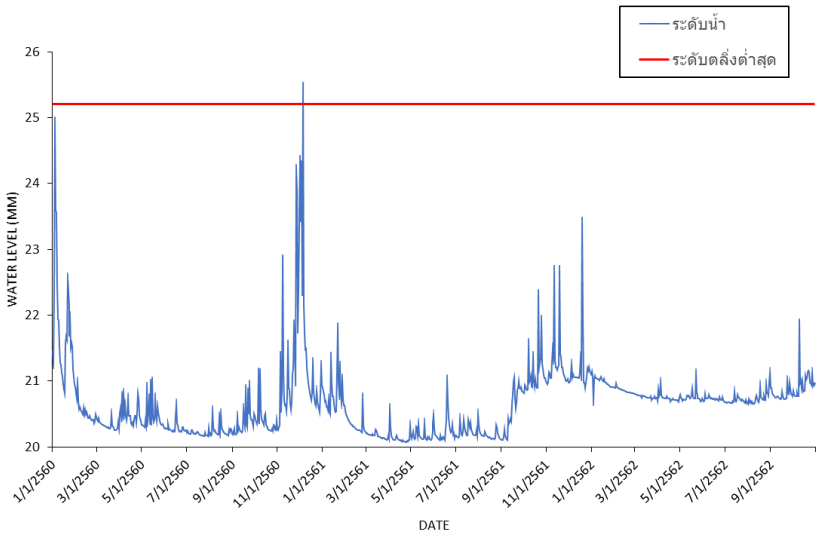
4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นของทั้งตัวแปรที่คาดว่าจะส่งผลต่อปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาและตัวแปรปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ณ เวลาปัจจุบัน

ในส่วนนี้จะเป็นการนำเสนอข้อมูลในภาพรวมของตัวแปรปริมาณน้ำท่าในแต่ละสถานีในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาโดยใช้กราฟเส้น (Line Graph) และเป็นการอธิบายตัวแปรปริมาณน้ำฝนของแต่ละสถานีในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาโดยใช้สถิติพรรณนา

4.1.1 ข้อมูลในภาพรวมของตัวแปรปริมาณน้ำท่าในแต่ละสถานีในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาโดยใช้กราฟเส้น

ข้อมูลในภาพรวมของปริมาณน้ำท่าในแต่ละสถานีในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาโดยใช้กราฟเส้น ประกอบด้วยข้อมูลปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านคลองลำ สถานีวัดน้ำหน้าวัดภูผาพิมุข สถานีวัดน้ำบ้านคลองหวะ สถานีวัดน้ำบ้านม่วงก็อง สถานีวัดน้ำบ้านบางศาลา และสถานีวัดน้ำบ้านหาดใหญ่ใน แสดงดังรูปต่อไปนี้

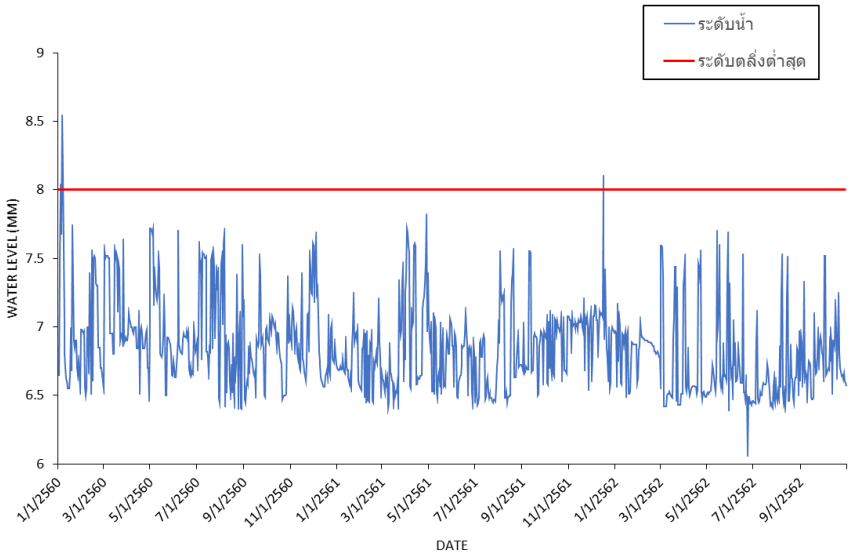
ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านคลองลำ



รูป 4.1 ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านคลองลำ

รูป 4.1 แสดงปริมาณน้ำท่าของลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ณ สถานีวัดน้ำบ้านคลองลำ (X.170) ตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562 รวมแล้ว 1,031 วัน มีความสูงของตลิ่งสถานีวัดน้ำบ้านคลองลำ (X.170) เท่ากับ 25.20 เมตร โดยในช่วงเดือนพฤศจิกายน ปริมาณน้ำท่าที่วัดได้มีค่าสูงกว่าความสูงของตลิ่ง ซึ่งเป็นสาเหตุที่ทำให้เกิดเหตุการณ์น้ำท่วมในพื้นที่ใกล้เคียง

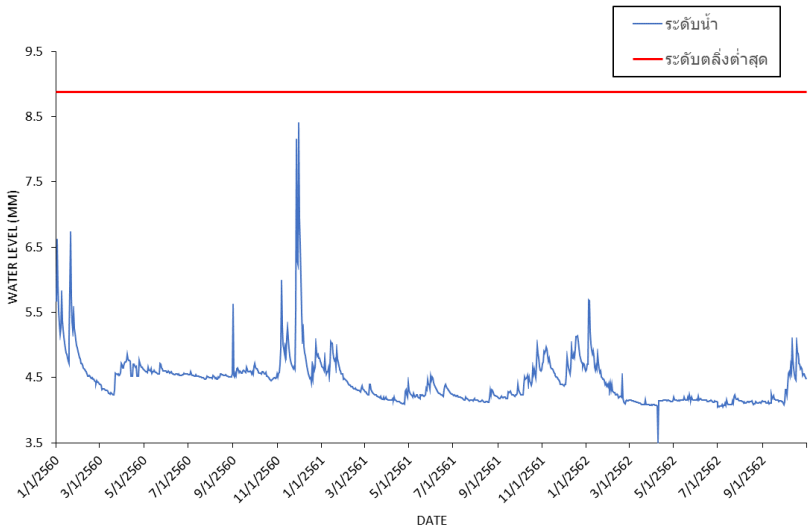
ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำหน้าวัดภูผาพิมุข



รูป 4.2 ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำหน้าวัดภูผาพิมุข

รูป 4.2 แสดงปริมาณน้ำท่าของลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ณ สถานีวัดน้ำหน้าวัดภูผาพิมุข (X.265) ตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562 รวมแล้ว 1,031 วัน มีความสูงของตลิ่งสถานีวัดน้ำหน้าวัดภูผาพิมุข (X.265) เท่ากับ 8.00 เมตร โดยในช่วงต้นเดือนมกราคม ปริมาณน้ำท่าที่วัดได้มีค่าสูงกว่าความสูงของตลิ่ง ซึ่งเป็นสาเหตุที่ทำให้เกิดเหตุการณ์น้ำท่วมในพื้นที่ใกล้เคียง

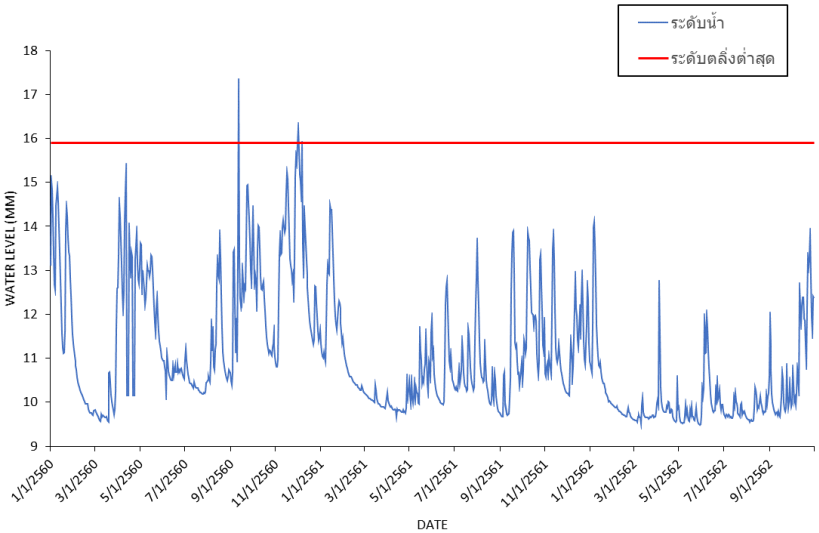
ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านคลองหวะ



รูป 4.3 ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านคลองหวะ

รูป 4.3 แสดงปริมาณน้ำท่าของลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ณ สถานีวัดน้ำบ้านคลองหวะ (X.174) ตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562 รวมแล้ว 1,031 วัน มีความสูงของตลิ่งสถานีวัดน้ำบ้านคลองหวะ (X.174) เท่ากับ 8.88 เมตร โดยไม่มีช่วงใดที่มีปริมาณน้ำท่าสูงกว่าความสูงของตลิ่ง

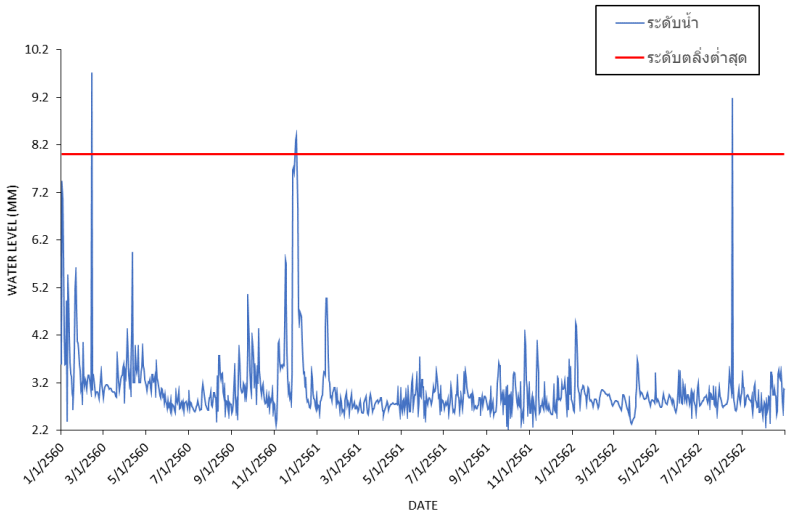
ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านม่วงก็อง



รูป 4.4 ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านม่วงก็อง

รูป 4.4 แสดงปริมาณน้ำท่าของลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ณ สถานีวัดบ้านม่วงก็อง (X.173A) ตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562 รวมแล้ว 1,031 วัน มีความสูงของตลิ่งสถานีวัดน้ำบ้านม่วงก็อง (X.173A) เท่ากับ 16.13 เมตร โดยในช่วงต้นเดือนมกราคม ปริมาณน้ำท่าที่วัดได้มีค่าสูงกว่าความสูงของตลิ่ง ซึ่งเป็นสาเหตุที่ทำให้เกิดเหตุการณ์น้ำท่วมในพื้นที่ใกล้เคียง

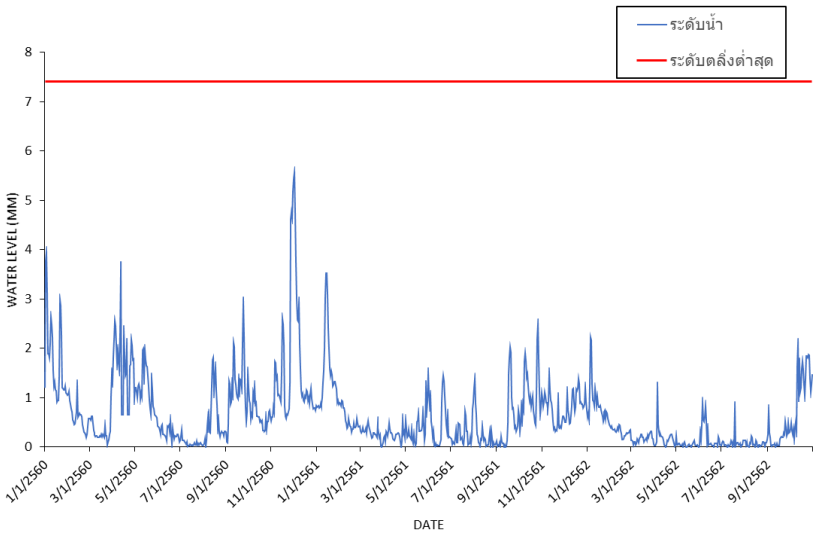
ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านบางศาลา



รูป 4.5 ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านบางศาลา

รูป 4.5 แสดงปริมาณน้ำท่าของลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ณ สถานีวัดบ้านบางศาลา (X.90) ตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562 รวมแล้ว 1,031 วัน มีความสูงของตลิ่งสถานีวัดน้ำบ้านบางศาลา (X.90) เท่ากับ 9.53 เมตร โดยในช่วงต้นเดือนมกราคมเดือนพฤศจิกายน ปริมาณน้ำท่าที่วัดได้มีค่าสูงกว่าความสูงของตลิ่ง ซึ่งเป็นสาเหตุที่ทำให้เกิดเหตุการณ์น้ำท่วมในพื้นที่ใกล้เคียง

ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านหาดใหญ่ใน

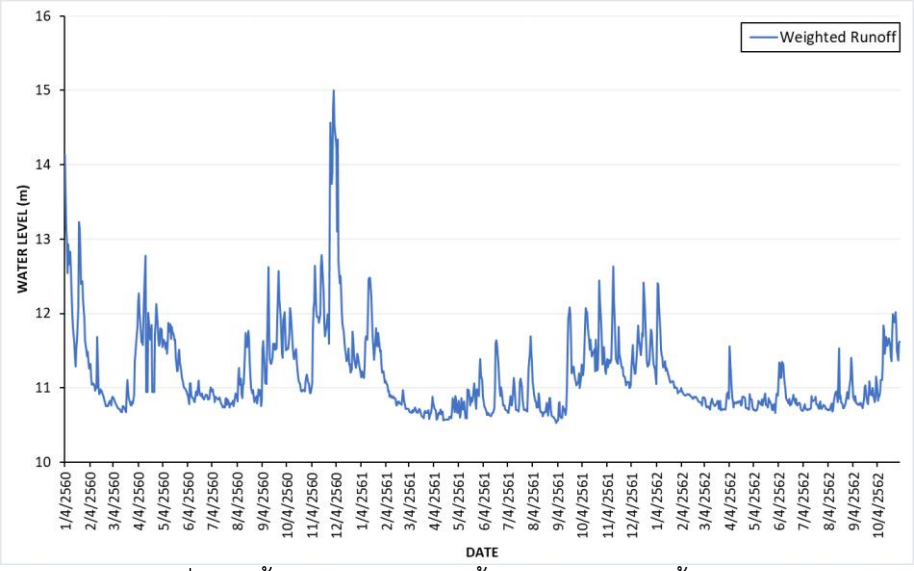


รูป 4.6 ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านหาดใหญ่ใน

รูป 4.6 แสดงปริมาณน้ำท่าของลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ณ สถานีวัดน้ำบ้านหาดใหญ่ใน (X.44) ตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562 รวมแล้ว 1,031 วัน มีความสูงของตลิ่งสถานีวัดน้ำบ้านหาดใหญ่ใน (X.44) เท่ากับ 7.40 เมตร โดยไม่มีช่วงใดที่มีปริมาณน้ำท่าสูงกว่าความสูงของตลิ่ง

จากข้อมูลของปริมาณน้ำท่าทั้ง 6 สถานี พบว่า ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านคลองลำ สถานีวัดน้ำหน้าวัดภูผาพิมุข สถานีวัดน้ำบ้านม่วงก็อง และสถานีวัดน้ำบ้านบางศาลา มีปริมาณสูงกว่าตลิ่งในช่วงเดือนพฤศจิกายนถึงเดือนมกราคม ปริมาณน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำบ้านคลองหวะ และสถานีวัดน้ำบ้านหาดใหญ่ใน แม้ว่าจะไม่มีช่วงใดที่ปริมาณน้ำล้นตลิ่ง แต่ในช่วงเดือนพฤศจิกายนถึงเดือนมกราคมก็มีปริมาณน้ำท่าที่สูงกว่าในช่วงอื่นอย่างเห็นได้ชัด

จากปริมาณน้ำท่าจากทั้ง 6 สถานีวัดน้ำ ผู้วิจัยได้ทำการหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก (Weighted Mean) ของปริมาณน้ำท่า โดยใช้ความสูงของตลิ่งของแต่ละสถานีวัดน้ำเป็นค่าถ่วงน้ำหนัก (Weights) เพื่อที่จะนำค่านั้นมาเป็นตัวแปรตามสำหรับการวิเคราะห์หาตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาต่อไป โดยภาพรวมของตัวแปรตามที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์ แสดงดังรูป 4.7 ซึ่งพบว่าค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562 รวมแล้ว 1,031 วัน มีค่าสูงสุดในช่วงต้นเดือนพฤศจิกายนและเดือนมกราคม สังเกตได้ว่าจะเป็นช่วงเดียวกับช่วงเวลาที่ปริมาณน้ำท่าล้นตลิ่งในแต่ละสถานีวัดน้ำ



รูป 4.7 ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

4.1.2 ลักษณะของตัวแปรตามและตัวแปรอิสระที่คาดว่าจะส่งผลต่อปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้านลักษณะของตัวแปรตามและตัวแปรอิสระที่คาดว่าจะส่งผลต่อปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา โดยพิจารณาค่าสถิติพรรณนา ได้แก่ ค่าต่ำสุด (Minimum) ค่าสูงสุด (Maximum) ค่าเฉลี่ย (Mean) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) ของแต่ละตัวแปร แสดงดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 4.1 สถิติเชิงพรรณนาของตัวแปรปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝน

	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	Mean ± SD
ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y)	10.53	15	11.16 ± 0.58
ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนเกษตรสงขลา จังหวัดสงขลา (P_{1t})	0	159.8	7.48±14.94
ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนสะเดา จังหวัดสงขลา (P_{2t})	0	128.6	5.14±11.45
ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนสงขลา จังหวัดสงขลา (P_{3t})	0	244.4	7.81±18.35
ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนหาดใหญ่ จังหวัดสงขลา (P_{4t})	0	102.4	5.18±10.96
ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนเกษตรพัทลุง จังหวัดพัทลุง (P_{5t})	0	184.8	8.40±16.46

4.1.3 ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระที่คาดว่าจะส่งผลต่อปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

ผลการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation Analysis) ระหว่างตัวแปรอิสระที่เป็นส่วนของปริมาณน้ำท่าและตัวแปรตาม ซึ่งประกอบด้วยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) และความมีนัยของการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ แสดงดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 4.2 ผลการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation Analysis) ระหว่างตัวแปรอิสระที่เป็นส่วนของปริมาณน้ำฝนและปริมาณน้ำท่า

	ปริมาณน้ำท่า	สถานีน้ำฝนเกษตรสงขลา	สถานีน้ำฝนสะเดา	สถานีน้ำฝนสงขลา	สถานีน้ำฝนหาดใหญ่	สถานีน้ำฝนเกษตรพัทลุง
ปริมาณน้ำท่า	1	0.275*	0.180*	0.299*	0.242*	0.372*
สถานีน้ำฝนเกษตรสงขลา	0.275*	1	0.688*	0.606*	0.615*	0.391*
สถานีน้ำฝนสะเดา	0.180*	0.688*	1	0.366*	0.547*	0.263*
สถานีน้ำฝนสงขลา	0.299*	0.606*	0.366*	1	0.480*	0.458*
สถานีน้ำฝนหาดใหญ่	0.242*	0.615*	0.547*	0.480*	1	0.332*
สถานีน้ำฝนเกษตรพัทลุง	0.372*	0.391*	0.263*	0.458*	0.332*	1

* Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed)

จากตาราง 4.2 อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามได้ว่าปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนเกษตรสงขลา จังหวัดสงขลา (P_{1t}) ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนสะเดา จังหวัดสงขลา (P_{2t}) ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนสงขลา จังหวัดสงขลา (P_{3t}) ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนหาดใหญ่ จังหวัดสงขลา (P_{4t}) และปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนเกษตรพัทลุง จังหวัดพัทลุง (P_{5t}) มีความสัมพันธ์เชิงเส้นในทิศทางบวกกับค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y)

4.2 ผลการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น โดยใช้ข้อมูลที่ไม่ผ่านการแปลง (Regression Analysis)

จากที่ผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์ข้อมูลปริมาณน้ำท่า (Runoff) ในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ซึ่งเป็นข้อมูลทุติยภูมิจากระบบบันทึกระดับน้ำ ของศูนย์ป้องกันวิกฤตน้ำ กรมทรัพยากรน้ำ และข้อมูลปริมาณน้ำฝนในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ซึ่งเป็นข้อมูลทุติยภูมิจากระบบบริการสารสนเทศ กรมอุตุนิยมวิทยาชลประทาน เพื่อสร้างตัวแบบการถดถอยในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา สามารถเขียนตัวแบบปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาได้ดังต่อไปนี้

$$
\begin{aligned}
Y_i = {} & \beta_0 + \beta_1(R_{t-1})_j + \beta_2(R_{t-2})_j + \beta_3(R_{t-3})_j + \beta_4(P_{1t})_j + \beta_5(P_{1t-1})_j + \beta_6(P_{1t-2})_j \\
& + \beta_7(P_{1t-3})_j + \beta_8(P_{2t})_j + \beta_9(P_{2t-1})_j + \beta_{10}(P_{2t-2})_j + \beta_{11}(P_{2t-3})_j + \beta_{12}(P_{3t})_j \\
& + \beta_{13}(P_{3t-1})_j + \beta_{14}(P_{3t-2})_j + \beta_{15}(P_{3t-3})_j + \beta_{16}(P_{4t})_j + \beta_{17}(P_{4t-1})_j + \beta_{18}(P_{4t-2})_j \\
& + \beta_{19}(P_{4t-3})_j + \beta_{20}(P_{5t})_j + \beta_{21}(P_{5t-1})_j + \beta_{22}(P_{5t-2})_j + \beta_{23}(P_{5t-3})_j + \varepsilon_j
\end{aligned}
\qquad \textbf{(4.1)}
$$

ข้อสมมติเบื้องต้น

1. ตัวแปรอิสระทุกตัวต้องเป็นอิสระต่อกัน
2. ค่าคลาดเคลื่อนเชิงสุ่ม $\varepsilon_i \sim N(0,\sigma^2)$ โดยความแปรปรวนคงตัว

จากการนำข้อมูลมาวิเคราะห์หาตัวแบบการถดถอยประมาณของตัวแบบเต็ม และตรวจสอบข้อสมมติเบื้องต้นของความคลาดเคลื่อนสุ่ม ได้สมการถดถอยประมาณ คือ

$$
\begin{aligned}
\hat{y} = {} & 1.923 + 0.729(R_{t-1})_j + 0.043(R_{t-2})_j + 0.047(R_{t-3})_j - 0.002(P_{1t})_j \\
& + 0.001(P_{1t-1})_j + 0.001(P_{1t-2})_j - 0.002(P_{1t-3})_j - 0.00001(P_{2t})_j + 0.004(P_{2t-1})_j \\
& + 0.003(P_{2t-2})_j + 0.002(P_{2t-3})_j + 0.001(P_{3t})_j + 0.002(P_{3t-1})_j - 0.0003(P_{3t-2})_j \\
& + 0.002(P_{3t-3})_j + 0.001(P_{4t})_j + 0.004(P_{4t-1})_j + 0.001(P_{4t-2})_j + 0.001(P_{4t-3})_j \\
& - 0.001(P_{5t})_j + 0.001(P_{5t-1})_j + 0.001(P_{5t-2})_j + 0.0003(P_{5t-3})_j
\end{aligned}
\qquad \textbf{(4.2)}
$$

การตรวจสอบข้อสมมติเบื้องต้นของสมการถดถอยประมาณ (4.2)

- ตรวจสอบการแจกแจงปรกติของค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณ โดยใช้การทดสอบ Shapiro-Wilk Normality Test

สมมติฐานของการทดสอบ คือ

H_0 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีการแจกแจงปรกติ

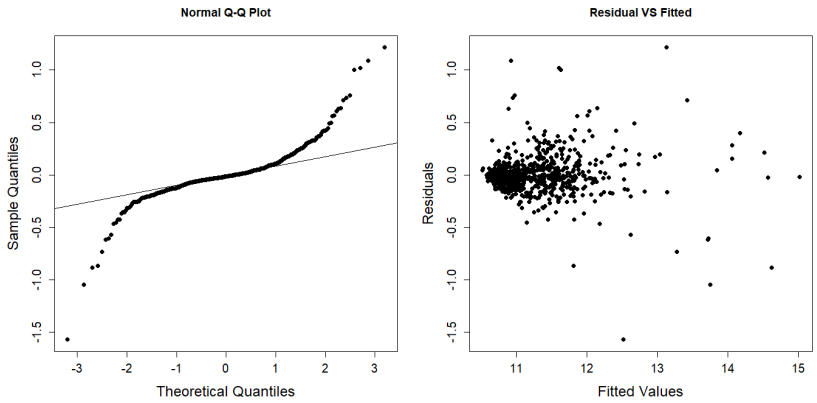
H_1 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีการแจกแจงแบบอื่น

- ตรวจสอบความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณ โดยใช้การทดสอบ Bartlett Test of Homogeneity of Variances

สมมติฐานของการทดสอบ คือ

H_0 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีความแปรปรวนคงตัว

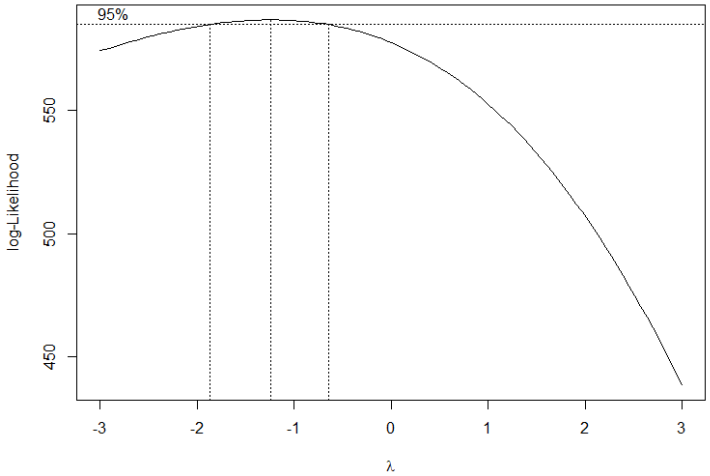
H_1 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีความแปรปรวนไม่คงตัว



รูป 4.8 Normal Q-Q Plot และแผนภาพการกระจายของส่วนตกค้าง (Residuals) ของตัวแบบ (4.2)

อภิปรายผล จากข้อสมมติของตัวแบบถดถอยเชิงเส้น ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มจะต้องมีการแจกแจงปรกติโดยพิจารณาจากแผนภาพของส่วนตกค้าง ซึ่งใช้ Normal Q-Q plot ของส่วนตกค้าง และShapiro-Wilk Normality Test พบว่า ส่วนตกค้างจากตัวแบบการถดถอยประมาณ ไม่กระจายรอบเส้นปรกติและมีลักษณะการกระจายออกจากเส้นปรกติทั้งสองด้าน และจากการตรวจสอบโดยการใช้สถิติทดสอบ Shapiro-Wilk ให้ค่าสถิติ Wilk's = 0.80852 และค่า p-value = 0.000 ซึ่งมีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่ 0.05 จึงสรุปได้ว่าค่าคลาดเคลื่อนสุ่มมีการแจกแจงเป็นแบบอื่นที่ไม่ได้มีการแจกแจงปรกติ ส่วนของการตรวจสอบความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนสุ่ม พิจารณาจาก Bartlett's Test of Homogeneity of Variances ให้ค่าสถิติ Bartlett's K-squared = 9.1721 และค่า p-value = 0.002457 ซึ่งมีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่ 0.05 จึงสรุปได้ว่าค่าคลาดเคลื่อนสุ่มมีความแปรปรวนไม่คงตัว จากผลข้างต้นผู้จัดทำโครงงานเลือกวิธีการแก้ปัญหาด้วยการแปลงค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y) ด้วยบอกซ์-คอกซ์ (Box-Cox transformation) โดยแสดงดังภาพประกอบที่ 4.9

การแปลงข้อมูลด้วยบอกซ์-คอกซ์ (Box-Cox transformation)



รูป 4.9 การแปลงข้อมูลด้วยบอกซ์-คอกซ์ (Box-Cox transformation) ของตัวแบบ (4.2)

อภิปรายผล จากแผนภาพการแปลงข้อมูลด้วยบอกซ์-คอกซ์ (Box-Cox transformation) พบว่า ค่าประมาณของพารามิเตอร์การแปลง (λ) ที่ทำให้ค่า log likelihood ของการประมาณมีค่ามากที่สุด มีค่าเข้าใกล้ -1 ดังนั้นจึงทำการแปลงค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y) ให้เป็น $\frac{1}{y}$

สมการถดถอยประมาณที่ได้หลังจากการนำตัวแปรอิสระที่ไม่มีนัยในการอธิบายความผันแปรของค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y) สามารถเขียนได้ดังนี้

$$\begin{aligned}\hat{y}^{-1} &= 1.59\times10^{-1} - (6.231\times10^{-1})(R_{t-1})_j + (1.031\times10^{-3})(P_{1t})_j \\ &+(1.331\times10^{-5})(P_{1t-3})_j - (2.824\times10^{-5})(P_{2t-1})_j - (2.552\times10^{-5})(P_{2t-2})_j \\ &-(8.770\times10^{-5})(P_{3t})_j - (1.246\times10^{-5})(P_{3t-1})_j - (3.559\times10^{-5})(P_{4t-1})_j\end{aligned} \qquad \textbf{(4.3)}$$

การตรวจสอบข้อสมมติเบื้องต้นของสมการถดถอย (4.3)

- ตรวจสอบการแจกแจงปรกติของค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณ โดยใช้การทดสอบ Shapiro-Wilk Normality Test

สมมติฐานของการทดสอบ คือ

H_0 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีการแจกแจงปรกติ

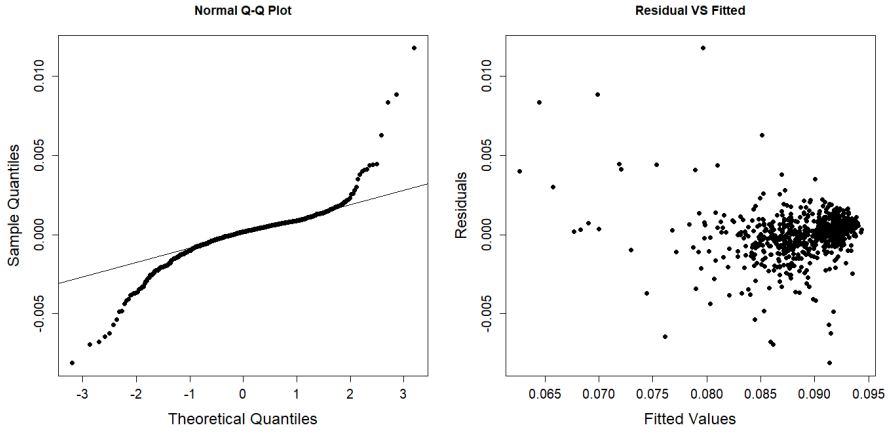
H_1 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีการแจกแจงแบบอื่น

- ตรวจสอบความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณ โดยใช้การทดสอบ Bartlett Test of Homogeneity of Variances

สมมติฐานของการทดสอบ คือ

H_0 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีความแปรปรวนคงตัว

H_1 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีความแปรปรวนไม่คงตัว



รูป 4.10 Normal Q-Q Plot และแผนภาพการกระจายของส่วนตกค้าง (Residuals) ของตัวแบบ (4.3)

อภิปรายผล จากข้อสมมติของตัวแบบถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ ความคลาดเคลื่อนสุ่มจะต้องมีการแจกแจงปรกติโดยพิจารณาจากแผนภาพของส่วนตกค้าง ซึ่งใช้ Normal Q-Q plot ของส่วนตกค้าง และ Shapiro-Wilk Normality Test พบว่า ส่วนตกค้างจากตัวแบบการถดถอยประมาณไม่กระจายรอบเส้นปรกติและมีลักษณะการกระจายออกจากเส้นปรกติทั้งสองด้าน และจากการตรวจสอบโดยการใช้สถิติทดสอบ Shapiro-Wilk ให้ค่าสถิติ Wilk's = 0.8333 และค่า p-value = 0.000 ซึ่งมีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่ 0.05 จึงสรุปได้ว่าค่าคลาดเคลื่อนสุ่มมีการแจกแจงเป็นแบบอื่นที่ไม่ได้มีการแจกแจงปรกติ ส่วนของการตรวจสอบความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนสุ่ม พิจารณาจาก Bartlett's Test of Homogeneity of Variances ให้ค่าสถิติ Bartlett's K-squared = 2.4417 และค่า p-value = 0.1182 ซึ่งมีค่ามากกว่าระดับนัยสำคัญที่ 0.05 แสดงถึงค่าคลาดเคลื่อนสุ่มมีความแปรปรวนคงตัว

การทดสอบความมีนัยสำคัญของสมการถดถอย (4.3)

ตาราง 4.3 ผลการทดสอบความมีนัยสำคัญของสมการถดถอย (4.3) โดย ANOVA

Source of Variance	SS	df	MS	F	p-value
Regression	0.014	8	0.002	754.924	0.000
Residual	0.002	712	0.000		
Total	0.015	720			

อภิปรายผล จากตาราง 4.3 การทดสอบความมีนัยสำคัญของสมการถดถอย พบว่าค่าสถิติ F = 754.924 และค่า p-value = 0.000 ซึ่งมีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าตัวแบบการถดถอยนี้มีนัยสำคัญทางสถิติ

การทดสอบค่าพารามิเตอร์ของสมการถดถอย (4.3)

ตาราง 4.4 ผลการทดสอบค่าพารามิเตอร์ของสมการถดถอย (4.3)

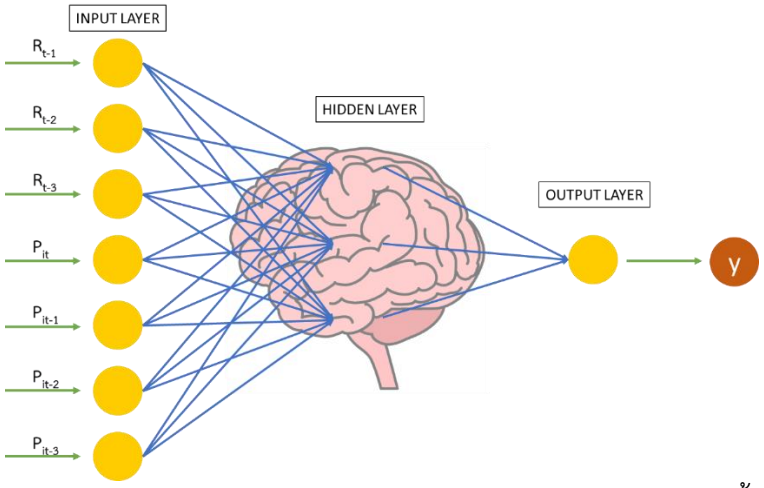
	$\hat{\beta}$	SE	t_{STAT}	p-value	VIF
Intercept	1.598×10^{-1}	1.139×10^{-3}	140.270	0.000*	
R_{t-1}	-6.231×10^{-3}	1.033×10^{-4}	-60.296	0.000*	1.423
P_{1t}	1.031×10^{-5}	4.830×10^{-6}	2.134	0.033*	1.839
P_{1t-3}	1.0331×10^{-5}	4.150×10^{-6}	3.207	0.001*	1.367
P_{2t-1}	-2.824×10^{-5}	6.749×10^{-6}	-4.184	0.000*	1.702
P_{2t-2}	-2.552×10^{-5}	5.669×10^{-6}	-4.502	0.000*	1.206
P_{3t}	-8.770×10^{-5}	3.629×10^{-6}	-2.375	0.018*	1.853
P_{3t-1}	-1.246×10^{-5}	3.401×10^{-6}	-3.663	0.0002*	1.574
P_{4t-1}	-3.559×10^{-5}	6.711×10^{-6}	-5.304	0.000*	1.989

$R^2 = 0.946$

*Significant at the 0.05 level (2-tailed)

อภิปรายผล จากตาราง 4.4 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการถดถอยประมาณ พบว่าตัวแปรอิสระทุกตัวมีอิทธิพลในการอธิบายความผันแปรของค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y) และมีค่า VIF น้อยกว่า 3 นั่นคือ ตัวแปรอิสระแต่ละตัวความสัมพันธ์กับตัวแปรอิสระอื่น ๆ น้อยมากหรือไม่มีความสัมพันธ์ต่อกัน ดังนั้นตัวแบบการถดถอยนี้ไม่มีผลกระทบจากภาวะร่วมเส้นตรงหลายเส้น (Multicolinearity) และตัวแบบการถดถอยประมาณ (4.3) นี้สามารถอธิบายความผันแปรของค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y) ได้ 94.60 % ซึ่งถือว่าดีมาก

4.3 ผลการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)



รูป 4.11 โครงสร้างของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมในการศึกษาครั้งนี้

จากรูป 4.11 เป็นรูปโครงสร้างสถาปัตยกรรมของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมในการศึกษาครั้งนี้ ซึ่งประกอบด้วยชั้น Input layer 23 ตัว นั่นคือตัวแปรอิสระ จำนวนชั้นใน Hidden layer 12 โหนด และมีจำนวนชั้นใน Output Layer 1 ตัว นั่นคือ ตัวแปรตาม

จากตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างได้ สามารถแสดงค่าน้ำหนักที่เกิดขึ้นระหว่าง Hidden Layer และ Output Layer และค่าน้ำหนักที่เกิดขึ้นระหว่าง Input Layer และ Hidden Layer ซึ่งแสดงได้ดังตาราง 4.5 และตาราง 4.6 ตามลำดับ

ตาราง 4.5 ค่าน้ำหนักระหว่าง Hidden node และ Output node

Hidden Node	ค่าน้ำหนัก (Weight)
Threshold	-0.99
Node 1	2.07
Node 2	1.28
Node 3	2.16
Node 4	0.18
Node 5	5.81
Node 6	0.48
Node 7	0.26
Node 8	0.30
Node 9	0.45
Node 10	0.27
Node 11	-2.83
Node 12	0.37

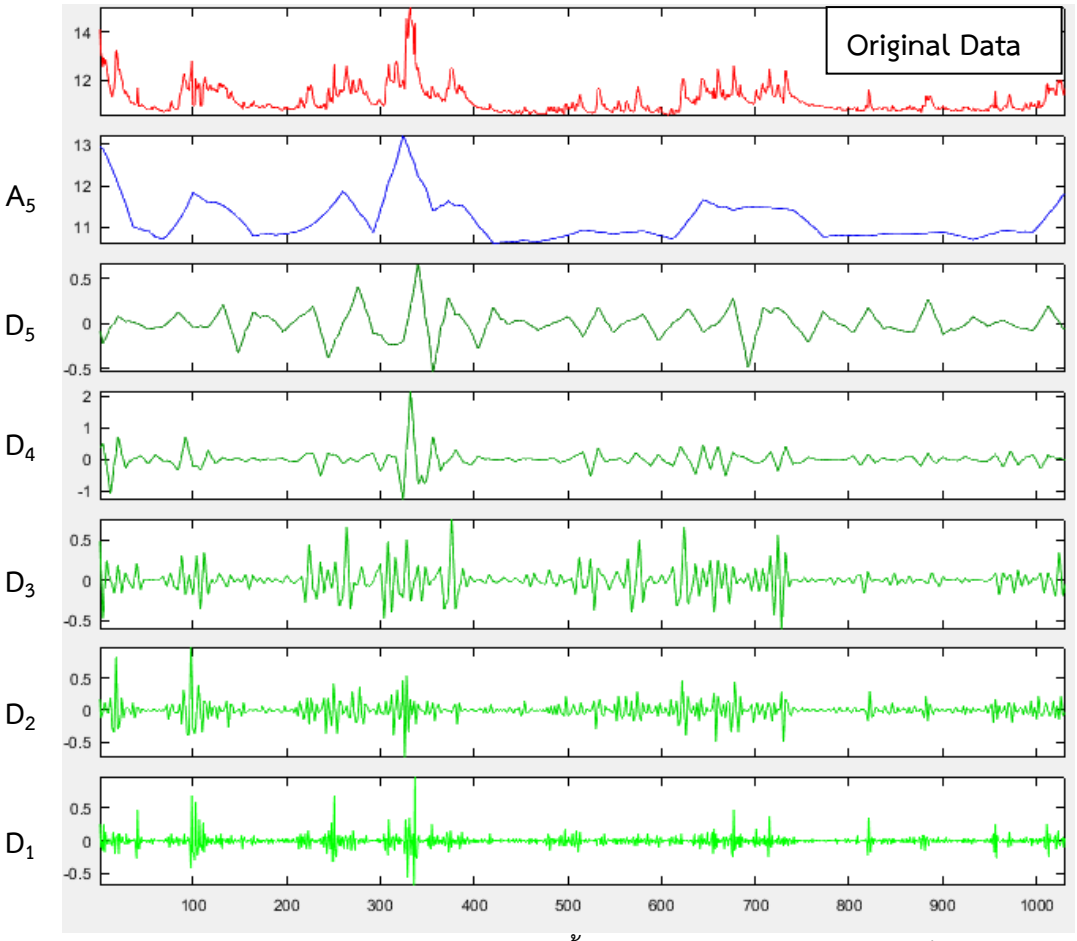
ตาราง 4.6 ค่าน้ำหนักระหว่าง Input Layer และ Hidden Layer

Input	Node 1	Node 2	Node 3	Node 4	Node 5	Node 6	Node 7	Node 8	Node 9	Node 10	Node 11	Node 12
Threshold	-16.71	-13.30	-3.86	-2.91	-23.61	-14.49	-9.44	-18.97	-5.00	-10.44	-4.90	5.79
R_{t-1}	1.10	-12.87	5.07	7.97	12.31	-1.26	5.74	1.29	1.91	8.13	0.79	11.40
R_{t-2}	10.47	-4.95	-4.99	-8.30	-9.92	8.54	12.97	9.28	1.59	2.45	8.69	-1.59
R_{t-3}	-17.84	2.03	0.94	10.27	3.66	4.27	-10.44	-6.35	-1.20	2.39	-10.25	0.18
P_{1t}	7.61	1.11	-0.22	-20.97	-4.70	-2.88	4.54	-4.02	4.24	-11.92	3.73	-0.28
P_{1t-1}	0.44	5.13	-1.28	-1.29	-11.71	-4.04	3.56	5.20	1.05	-4.96	2.49	-1.35
P_{1t-2}	-2.21	7.64	4.06	2.35	2.41	-0.43	1.57	-10.72	-0.04	7.38	3.23	0.53
P_{1t-3}	-2.72	-6.26	7.00	6.44	-0.24	8.82	4.25	2.99	-1.47	-23.86	-1.16	0.10
P_{2t}	-5.62	-1.10	2.80	1.61	-1.55	1.63	4.03	-5.19	-4.34	6.14	-2.17	0.39
P_{2t-1}	-1.96	-6.23	-1.03	1.11	11.87	-6.39	0.75	-2.37	-0.02	5.09	-0.95	1.15
P_{2t-2}	-3.03	5.04	-3.38	3.76	4.55	0.17	2.55	-1.75	3.04	2.83	2.28	0.03
P_{2t-3}	0.91	-2.79	-3.96	-4.51	3.13	-5.72	-3.77	-2.88	0.53	16.44	-2.06	-0.92
P_{3t}	-1.27	-2.38	4.98	-11.90	4.17	-2.50	-1.43	5.73	-5.35	11.48	-0.50	0.71
P_{3t-1}	-0.06	2.18	-7.96	12.29	13.36	2.31	-2.92	1.83	-1.38	10.64	-2.75	-0.95
P_{3t-2}	3.53	6.15	2.65	-0.02	-1.54	5.63	-5.14	0.85	0.36	-17.49	-5.13	-1.00
P_{3t-3}	-3.58	2.66	5.06	-1.23	1.59	-7.65	-2.91	2.57	5.04	15.36	3.32	-1.57
P_{4t}	3.73	0.71	0.02	-0.04	-12.41	-2.43	-1.22	1.92	-1.55	4.59	1.48	0.24
P_{4t-1}	2.11	3.74	8.97	2.31	-2.74	2.97	-0.85	-1.21	0.10	5.05	0.89	1.30
P_{4t-2}	4.67	-3.45	-8.91	-0.63	-0.30	-3.00	-3.41	-2.77	-0.97	-26.23	-4.32	0.05
P_{4t-3}	-1.16	3.76	-0.09	-11.80	1.87	1.18	-0.07	-9.24	-0.50	9.64	0.36	0.12
P_{5t}	9.77	-0.49	-6.79	-0.36	-2.83	-4.52	-3.72	6.78	3.36	-3.51	4.15	-2.79
P_{5t-1}	-1.22	-1.24	3.77	7.55	-12.69	3.06	-0.61	-0.76	-1.71	-9.21	-0.62	0.57
P_{5t-2}	-2.54	-3.16	-0.19	5.84	2.18	-4.82	-7.36	2.32	-2.53	-1.72	-0.36	1.15
P_{5t-3}	-17.70	-1.02	5.38	8.19	11.02	5.43	4.88	-7.89	-1.55	-5.87	-0.01	0.85

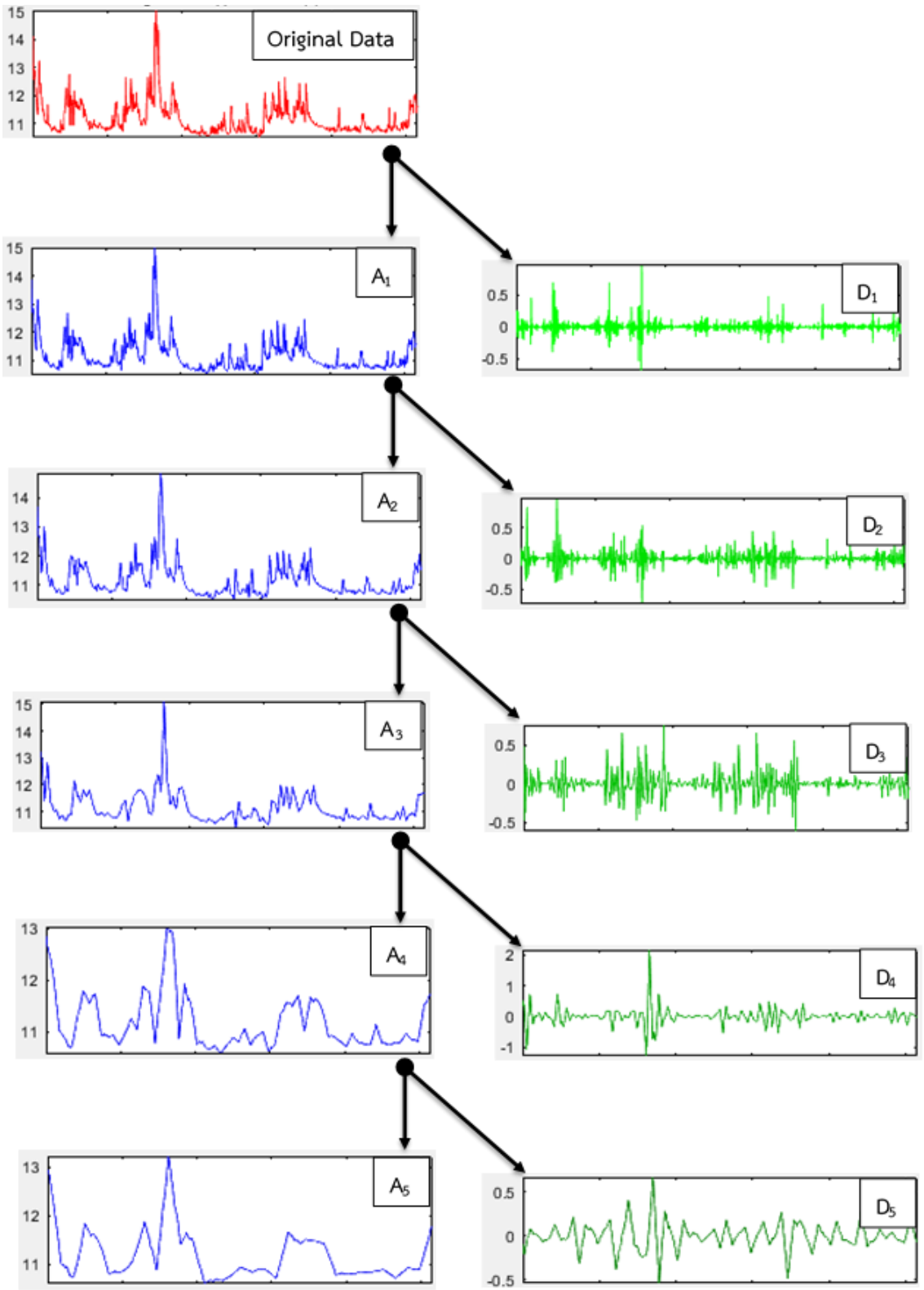
4.4 ผลการเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างข้อมูลเดิมและข้อมูลที่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต

จากหัวข้อ **4.1** พบว่า ข้อมูลปริมาณน้ำท่าที่นำมาวิเคราะห์นั้นมีลักษณะแบบ Non-Stationary ซึ่งเป็นข้อมูลที่ยากสำหรับการนำไปวิเคราะห์ต่อ ทางผู้วิจัยจึงได้ทำการแปลงข้อมูลดังกล่าวให้มีลักษณะแบบ Stationary ด้วยการแปลงแบบเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform) โดยใช้ Daubechies3 Wavelet ที่ระดับ 5 (Level 5) เป็นเวฟเล็ตแม่ (Mother Wavelet) ซึ่งข้อมูลใหม่ที่เกิดขึ้น จะเกิดจากการปรับสเกลที่แสดงการยืดและการหดของเวฟเล็ตแม่และการเลื่อนตำแหน่งที่แสดงบนแกนเวลา

การแปลงข้อมูลโดยการแปลงแบบเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย เป็นการนำข้อมูลมาผ่านตัวกรองความถี่ต่ำ (Low Pass Filter) และความถี่สูง (High Pass Filter) เพื่อทำการแยกองค์ประกอบของข้อมูลออกเป็นส่วนที่มีความถี่ต่ำ (Approximation) และส่วนที่มีความถี่สูง (Detail) และจากการที่ผู้วิจัยได้ใช้ Daubechies3 Wavelet ที่ระดับ 5 (Level 5) เป็นเวฟเล็ตแม่ (Mother Wavelet) ทำให้เกิดองค์ประกอบของข้อมูลส่วนที่มีความถี่สูง (Detail) 5 ส่วน คือ $\{D_1, D_2, D_3, D_4, D_5\}$ และองค์ประกอบของข้อมูลส่วนที่มีความถี่ต่ำ (Approximation) 1 ส่วน คือ $\{A_1\}$

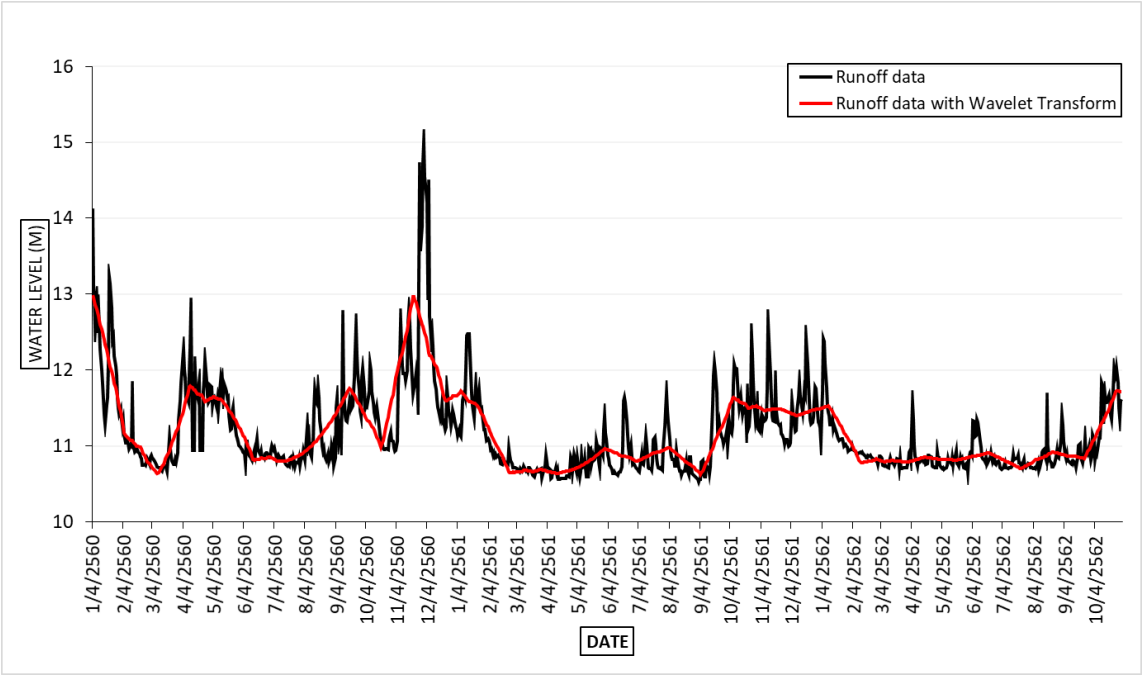


รูป 4.12 องค์ประกอบของข้อมูลปริมาณน้ำท่าโดยการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย



รูป 4.13 ลำดับการแยกองค์ประกอบของข้อมูลปริมาณน้ำท่าโดยการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย

รูป 4.12 และรูป 4.13 เป็นรูปการแปลงข้อมูลค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y) ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต โดยใช้ Daubechies3 Wavelet ที่ระดับ 5 (Level 5) เป็นเวฟเล็ตแม่ และผลจากการวิเคราะห์ที่ได้จะอยู่ในรูปของสัมประสิทธิ์เวฟเล็ต (Wavelet Coefficient) ซึ่งเราสามารถนำไปวิเคราะห์ต่อได้ ซึ่งข้อมูลใหม่ที่ได้จากการแปลงมีลักษณะดังรูป 4.14



รูป 4.14 ข้อมูลค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต

โดยจากรูป 4.16 ข้อมูลค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (เส้นสีดำ) เมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต (เส้นสีแดง) จะเห็นได้ว่า ข้อมูลมีลักษณะที่เรียบมากขึ้น จึงคาดว่าข้อมูลชุดนี้จะสามารถให้ผลการพยากรณ์ที่ดีขึ้น

4.5 ผลการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Regression Analysis)

จากที่ผู้วิจัยได้ทำการแปลงข้อมูลปริมาณน้ำท่า (Runoff) ในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาด้วยการแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Transform) เพื่อวิเคราะห์การหาตัวแบบการถดถอย สามารถเขียนตัวแบบปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาได้ดังต่อไปนี้

$$\begin{aligned} Y_i = {} & \beta_0 + \beta_1(R_{t-1})_j + \beta_2(R_{t-2})_j + \beta_3(R_{t-3})_j + \beta_4(P_{1t})_j + \beta_5(P_{1t-1})_j + \beta_6(P_{1t-2})_j \\ & + \beta_7(P_{1t-3})_j + \beta_8(P_{2t})_j + \beta_9(P_{2t-1})_j + \beta_{10}(P_{2t-2})_j + \beta_{11}(P_{2t-3})_j + \beta_{12}(P_{3t})_j \\ & + \beta_{13}(P_{3t-1})_j + \beta_{14}(P_{3t-2})_j + \beta_{15}(P_{3t-3})_j + \beta_{16}(P_{4t})_j + \beta_{17}(P_{4t-1})_j + \beta_{18}(P_{4t-2})_j \\ & + \beta_{19}(P_{4t-3})_j + \beta_{20}(P_{5t})_j + \beta_{21}(P_{5t-1})_j + \beta_{22}(P_{5t-2})_j + \beta_{23}(P_{5t-3})_j + \varepsilon_j \end{aligned} \tag{4.5}$$

ข้อสมมติเบื้องต้น

1. ตัวแปรอิสระทุกตัวต้องเป็นอิสระต่อกัน
2. ค่าคลาดเคลื่อนเชิงสุ่ม $\varepsilon_i \sim N(0,\sigma^2)$ โดยความแปรปรวนคงตัว

จากการนำข้อมูลมาวิเคราะห์หาตัวแบบการถดถอยประมาณของตัวแบบเต็ม และตรวจสอบข้อสมมติเบื้องต้นของความคลาดเคลื่อนสุ่ม ได้ตัวแบบการถดถอยประมาณ คือ

$$\begin{aligned} \hat{y} = {} & 0.031 + 2.092(R_{t-1})_j - 2.278(R_{t-2})_j + 0.183(R_{t-3})_j + 0.007(P_{1t})_j \\ & - 0.013(P_{1t-1})_j + 0.008(P_{1t-2})_j - 0.001(P_{1t-3})_j + 0.017(P_{2t})_j - 0.037(P_{2t-1})_j \\ & + 0.022(P_{2t-2})_j - 0.002(P_{2t-3})_j + 0.019(P_{3t})_j - 0.039(P_{3t-1})_j + 0.023(P_{3t-2})_j \\ & - 0.002(P_{3t-3})_j + 0.026(P_{4t})_j - 0.005(P_{4t-1})_j + 0.033(P_{4t-2})_j - 0.005(P_{4t-3})_j \\ & - 0.003(P_{5t})_j + 0.006(P_{5t-1})_j - 0.003(P_{5t-2})_j - 0.0001(P_{5t-3})_j \end{aligned} \tag{4.4}$$

การตรวจสอบข้อสมมติเบื้องต้นของสมการถดถอย (4.4)

- ตรวจสอบการแจกแจงปรกติของค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณ โดยใช้การทดสอบ Shapiro-Wilk Normality Test

สมมติฐานของการทดสอบ คือ

H_0 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีการแจกแจงปรกติ

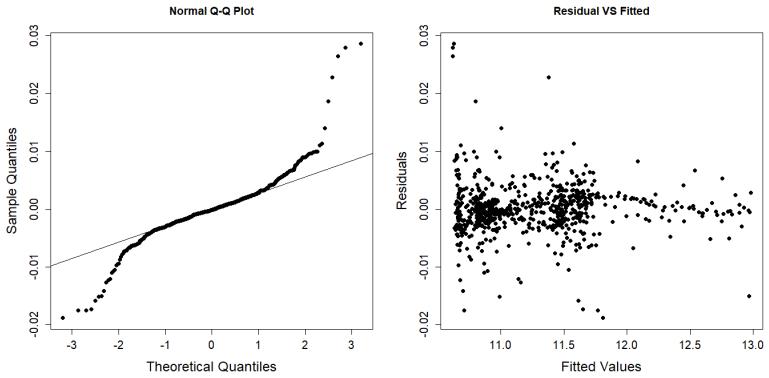
H_1 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีการแจกแจงแบบอื่น

- ตรวจสอบความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณ โดยใช้การทดสอบ Bartlett Test of Homogeneity of Variances

สมมติฐานของการทดสอบ คือ

H_0 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีความแปรปรวนคงตัว

H_1 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีความแปรปรวนไม่คงตัว



รูป 4.15 Normal Q-Q Plot และแผนภาพการกระจายของส่วนตกค้าง (Residuals) ของตัวแบบ (4.5)

อภิปรายผล จากข้อสมมติของตัวแบบถดถอยเชิงเส้น ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มจะต้องมีการแจกแจงปรกติโดยพิจารณาจากแผนภาพของส่วนตกค้าง ซึ่งใช้ Normal Q-Q plot ของส่วนตกค้าง และShapiro-Wilk Normality Test พบว่า ส่วนตกค้างจากตัวแบบการถดถอยประมาณ ไม่กระจายรอบเส้นปรกติและมีลักษณะการกระจายออกจากเส้นปรกติทั้งสองด้าน และจากการตรวจสอบโดยการใช้สถิติทดสอบ Shapiro-Wilk ให้ค่าสถิติ Wilk's = 0.87491 และค่า p-value = 0.000 ซึ่งมีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่ 0.05 จึงสรุปได้ว่าค่าคลาดเคลื่อนสุ่มมีการแจกแจงเป็นแบบอื่นที่ไม่ได้มีการแจกแจงปรกติ ส่วนของการตรวจสอบความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนสุ่ม พิจารณาจาก Bartlett's Test of Homogeneity of Variances ให้ค่าสถิติ Bartlett's K-squared = 1.5502 และค่า p-value = 0.2131 ซึ่งมีค่ามากกว่าระดับนัยสำคัญที่ 0.05 จึงสรุปได้ว่าค่าคลาดเคลื่อนสุ่มมีความแปรปรวนคงตัว

ตัวแบบการถดถอยประมาณที่ได้หลังจากการนำตัวแปรอิสระที่ไม่มีนัยในการอธิบายความผันแปรของค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y) สามารถเขียนได้ดังนี้

$$\begin{aligned}\hat{y} &= 0.038 + 1.990(R_{t-1})_j - 1.057(R_{t-2})_j + 0.063(R_{t-3})_j + 0.020(P_{3t})_j \\ &-0.039(P_{3t-1})_j + 0.019(P_{3t-2})_j + 0.036(P_{4t})_j - 0.070(P_{4t-1})_j + 0.034(P_{4t-1})_j\end{aligned} \quad \textbf{(4.6)}$$

การตรวจสอบข้อสมมติเบื้องต้นของสมการถดถอย (4.6)

- ตรวจสอบการแจกแจงปรกติของค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณ โดยใช้การทดสอบ Shapiro-Wilk Normality Test

สมมติฐานของการทดสอบ คือ

H_0 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีการแจกแจงปรกติ

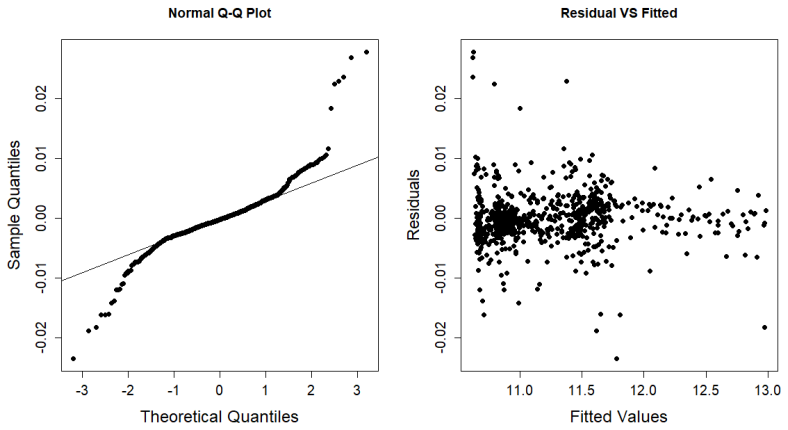
H_1 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีการแจกแจงแบบอื่น

- ตรวจสอบความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณ โดยใช้การทดสอบ Bartlett Test of Homogeneity of Variances

สมมติฐานของการทดสอบ คือ

H_0 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีความแปรปรวนคงตัว

H_1 : ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มสำหรับตัวแบบการถดถอยประมาณมีความแปรปรวนไม่คงตัว



รูป 4.16 Normal Q-Q Plot และแผนภาพการกระจายของส่วนตกค้าง (Residuals) ของตัวแบบ (4.6)

อภิปรายผล จากข้อสมมติของตัวแบบถดถอยเชิงเส้น ค่าคลาดเคลื่อนสุ่มจะต้องมีการแจกแจงปรกติโดยพิจารณาจากแผนภาพของส่วนตกค้าง ซึ่งใช้ Normal Q-Q plot ของส่วนตกค้าง และShapiro-Wilk Normality Test พบว่า ส่วนตกค้างจากตัวแบบการถดถอยประมาณ ไม่กระจายรอบเส้นปรกติและมีลักษณะการกระจายออกจากเส้นปรกติทั้งสองด้าน และจากการตรวจสอบโดยการใช้สถิติทดสอบ Shapiro-Wilk ให้ค่าสถิติ Wilk's = 0.88022 และค่า p-value = 0.000 ซึ่งมีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญที่ 0.05 จึงสรุปได้ว่าค่าคลาดเคลื่อนสุ่มมีการแจกแจงเป็นแบบอื่นที่ไม่ได้มีการแจกแจงปรกติ ส่วนของการตรวจสอบความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนสุ่ม พิจารณาจาก Bartlett's Test of Homogeneity of Variances ให้ค่าสถิติ Bartlett's K-squared = 0.004931 และค่า p-value = 0.944 ซึ่งมีค่ามากกว่าระดับนัยสำคัญที่ 0.05 จึงสรุปได้ว่าค่าคลาดเคลื่อนสุ่มมีความแปรปรวนคงตัว

การทดสอบความมีนัยสำคัญของสมการถดถอย (4.6)

ตาราง 4.7 ผลการทดสอบความมีนัยสำคัญของสมการถดถอย (4.6) โดย ANOVA

Source of Variance	SS	df	MS	F	p-value
Regression	190.479	9	21.16	1,003,189	0.000
Residual	0.015	711	0.000		
Total	190.494	720			

อภิปรายผล จากตาราง 4.7 การทดสอบความมีนัยสำคัญของสมการถดถอย พบว่าค่าสถิติ F = 1,003,189 และค่า p-value = 0.000 ซึ่งมีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าตัวแบบการถดถอยนี้มีนัยสำคัญทางสถิติ

การทดสอบค่าพารามิเตอร์ของสมการถดถอย (4.6)

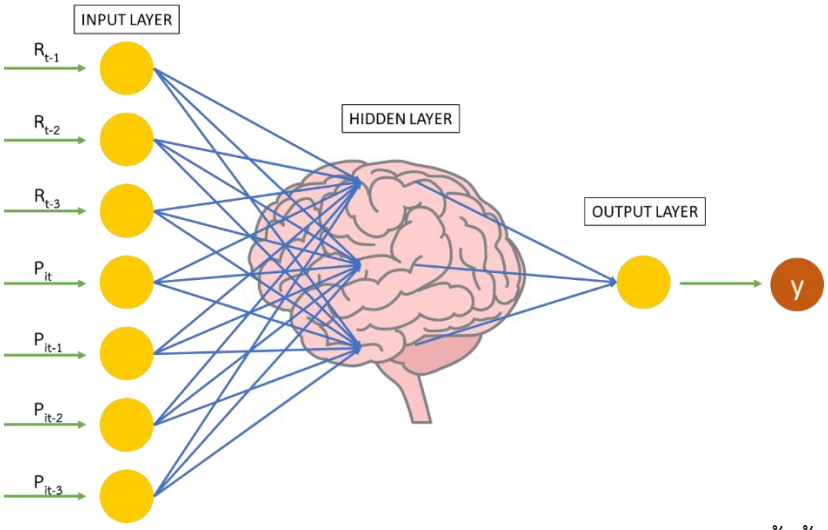
ตาราง 4.8 ผลการทดสอบค่าพารามิเตอร์ของสมการถดถอย (4.6)

	$\hat{\beta}$	SE	t_{STAT}	p-value	VIF
Intercept	0.038	0.007	5.154	0.000*	
R_{t-1}	1.990	0.023	84.912	0.000*	5,199.893
R_{t-2}	-1.057	0.043	-24.832	0.000*	17,432.452
R_{t-3}	0.063	0.021	3.019	0.003*	4,311.720
P_{3t}	0.020	0.002	9.797	0.000*	9,912.275
P_{3t-1}	-0.039	0.004	-9.621	0.000*	38,889.487
P_{3t-2}	0.019	0.002	9.184	0.000*	10,162.045
P_{4t}	0.036	0.003	10.456	0.000*	8,732.335
P_{4t-1}	-0.070	0.007	-10.256	0.000*	34,422.771
P_{4t-2}	0.034	0.003	9.759	0.000*	9,134.431
$R^2 = 0.999$					

*Significant at the 0.05 level (2-tailed)

อภิปรายผล จากตาราง 4.8 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการถดถอยประมาณ พบว่าตัวแปรอิสระทุกตัวมีอิทธิพลในการอธิบายความผันแปรของค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y) และเนื่องจากตัวแปรอิสระทุกตัว มีค่า VIF มากกว่า 10 นั่นคือ ตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กับตัวแปรอิสระด้วยกันเองสูงมาก ดังนั้นตัวแบบการถดถอยนี้อาจจะมีผลกระทบจากภาวะร่วมเส้นตรงหลายเส้น (Multicolinearity) และตัวแบบการถดถอยประมาณ (4.7) นี้สามารถอธิบายความผันแปรของค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y) ได้ 99.99 % ซึ่งถือว่าดีมาก

4.6 ผลการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Neural Network)



รูป 4.17 โครงสร้างของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมในการศึกษาครั้งนี้

จากรูป 4.20 เป็นรูปโครงสร้างสถาปัตยกรรมของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมในการศึกษาครั้งนี้ ซึ่งประกอบด้วยชั้น Input layer 23 ตัว นั่นคือตัวแปรอิสระ จำนวนชั้นใน Hidden layer 12 โหนด และมีจำนวนชั้นใน Output Layer 1 ตัว นั่นคือ ตัวแปรตาม

จากตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างได้ สามารถแสดงค่าน้ำหนักที่เกิดขึ้นระหว่าง Hidden Layer และ Output Layer และค่าน้ำหนักที่เกิดขึ้นระหว่าง Input Layer และ Hidden Layer ซึ่งแสดงได้ดังตาราง 4.9 และตาราง 4.10 ตามลำดับ

ตาราง 4.9 ค่าน้ำหนักระหว่าง Hidden node และ Output node

Hidden Node	ค่าน้ำหนัก (Weight)
Threshold	-0.86
Node 1	-0.60
Node 2	0.73
Node 3	0.49
Node 4	0.38
Node 5	0.14
Node 6	0.43
Node 7	0.36
Node 8	0.66
Node 9	-0.33
Node 10	0.25
Node 11	-0.76
Node 12	0.81

ตาราง 4.10 ค่าน้ำหนักระหว่าง Input Layer และ Hidden Layer

Input	Node 1	Node 2	Node 3	Node 4	Node 5	Node 6	Node 7	Node 8	Node 9	Node 10	Node 11	Node 12
Threshold	-0.25	0.84	-1.94	-1.76	-1.67	-1.43	-1.71	-1.35	-1.76	-1.78	-3.90	-1.25
R_{t-1}	-0.06	4.95	1.86	1.18	0.02	0.30	1.57	3.00	-1.45	0.19	-6.70	2.36
R_{t-2}	1.04	-2.02	-1.36	-0.64	-0.21	-0.08	-0.83	-1.04	0.50	-0.17	3.35	-1.19
R_{t-3}	0.26	0.14	-0.20	-0.12	-0.01	0.33	-0.18	0.13	-0.19	0.10	-0.11	0.35
P_{1t}	-0.29	1.40	0.44	0.09	-0.03	0.002	0.12	0.11	-0.27	-0.05	1.08	1.06
P_{1t-1}	0.02	-1.75	-0.50	-0.20	-0.03	-0.04	-0.34	-0.54	-0.53	-0.03	-1.00	-0.83
P_{1t-2}	0.78	-0.40	-0.14	-0.16	0.02	0.01	-0.23	0.12	-0.16	0.04	-0.49	0.17
P_{1t-3}	-0.85	0.01	0.03	-0.17	0.09	0.05	-0.24	0.35	0.16	0.04	0.46	0.52
P_{2t}	0.35	0.78	0.33	-0.01	-0.14	-0.28	0.10	0.62	0.18	-0.21	1.46	0.65
P_{2t-1}	0.22	-0.49	-0.99	0.04	0.002	6.76	-0.05	-0.67	-0.58	0.02	-1.46	-1.43
P_{2t-2}	-0.50	0.28	-0.24	-0.04	0.07	0.12	-0.002	-0.14	-0.09	0.04	-0.08	0.11
P_{2t-3}	-0.44	-0.23	0.18	-0.14	0.002	0.11	-0.09	-0.33	0.39	0.07	0.04	0.61
P_{3t}	0.38	0.20	1.12	0.13	0.14	0.22	0.22	-0.38	0.14	0.11	-0.50	1.11
P_{3t-1}	1.17	-0.89	0.10	-0.11	0.16	0.15	-0.14	-0.43	0.50	0.16	0.46	-0.34
P_{3t-2}	0.56	0.56	0.42	0.01	0.24	0.24	0.01	-0.07	0.55	0.15	0.03	0.43
P_{3t-3}	0.96	0.46	0.32	-0.04	0.21	0.22	-0.02	-0.50	0.56	0.19	0.02	0.01
P_{4t}	0.22	0.69	-0.09	0.35	-0.05	-0.03	0.43	0.28	-0.15	-0.01	-0.54	0.81
P_{4t-1}	-0.04	-1.39	-1.11	0.05	0.06	0.06	-0.20	-0.45	0.25	0.04	0.55	-1.40
P_{4t-2}	-1.09	0.91	-0.22	0.14	0.07	0.15	0.09	0.78	0.49	0.06	-0.09	0.32
P_{4t-3}	-0.63	-0.15	-0.17	-0.19	8.01	0.03	-0.20	-0.24	1.01	0.03	-0.17	0.16
P_{5t}	0.81	-0.80	0.51	0.15	0.24	0.26	0.12	0.15	-0.17	0.15	-0.90	0.11
P_{5t-1}	0.60	-0.02	-0.20	0.54	0.42	0.68	0.42	0.64	-0.39	0.43	0.99	-0.56
P_{5t-2}	0.32	0.90	0.24	0.40	0.45	0.62	0.47	0.78	-0.13	0.41	0.33	-0.10
P_{5t-3}	0.65	-0.18	0.03	0.16	0.36	0.45	0.10	0.01	0.18	0.31	-0.31	-0.96

4.7 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาระหว่างตัวแบบพยากรณ์

จากการศึกษาในหัวข้อก่อนหน้านั้น สามารถสรุปได้คือ ตัวแบบ (4.4) เป็นตัวแบบที่ได้จากการวิเคราะห์การถดถอยของชุดข้อมูลที่ไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต และตัวแบบ (4.7) เป็นตัวแบบที่ได้จากการวิเคราะห์การถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต โดยตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมจะมี 2 ตัวแบบ คือตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมของชุดข้อมูลที่ไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต

ผลการศึกษาตัวแบบเพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ทั้งตัวแบบการถดถอย ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม ทั้งตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต และตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 26 ธันวาคม พ.ศ. 2561 ถึงวันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562 มาแทนค่าในตัวแบบข้างต้น ซึ่งสามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพโดยใช้กราฟเส้นเพื่อให้เห็นภาพรวมของค่าที่ได้จากตัวแบบ และใช้ค่าสถิติเพื่อให้เห็นประสิทธิภาพที่แตกต่างกันทางสถิติ โดยจะแสดงได้ดังตาราง 4.30 รูป 4.21 และรูป 4.22

ตาราง 4.11 ค่าสถิติที่ใช้สำหรับเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

ค่าสถิติ	ตัวแบบการถดถอย		ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม	
	ข้อมูลไม่ผ่านการแปลง	แปลงแบบเวฟเล็ต	ข้อมูลไม่ผ่านการแปลง	แปลงแบบเวฟเล็ต
R^2	0.9071	0.9999	0.9500	0.9999
E_{NS}	0.8185	0.9998	0.8798	0.9998
RMSE	0.1335	0.0045	0.1086	0.0037

จากตาราง 4.11 ที่แสดงค่าสถิติที่ใช้ในการแสดงประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ พบว่า ตัวแบบการถดถอยที่ข้อมูลไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ตมีค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด ค่าสัมประสิทธิ์ประสิทธิผลของ Nash และ Sutcliffe และรากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 0.9071 0.8185 และ 0.1335 ตามลำดับ

ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ข้อมูลไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ตมีค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด ค่าสัมประสิทธิ์ประสิทธิผลของ Nash และ Sutcliffe และรากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 0.9500 0.8798 และ 0.1086 ตามลำดับ

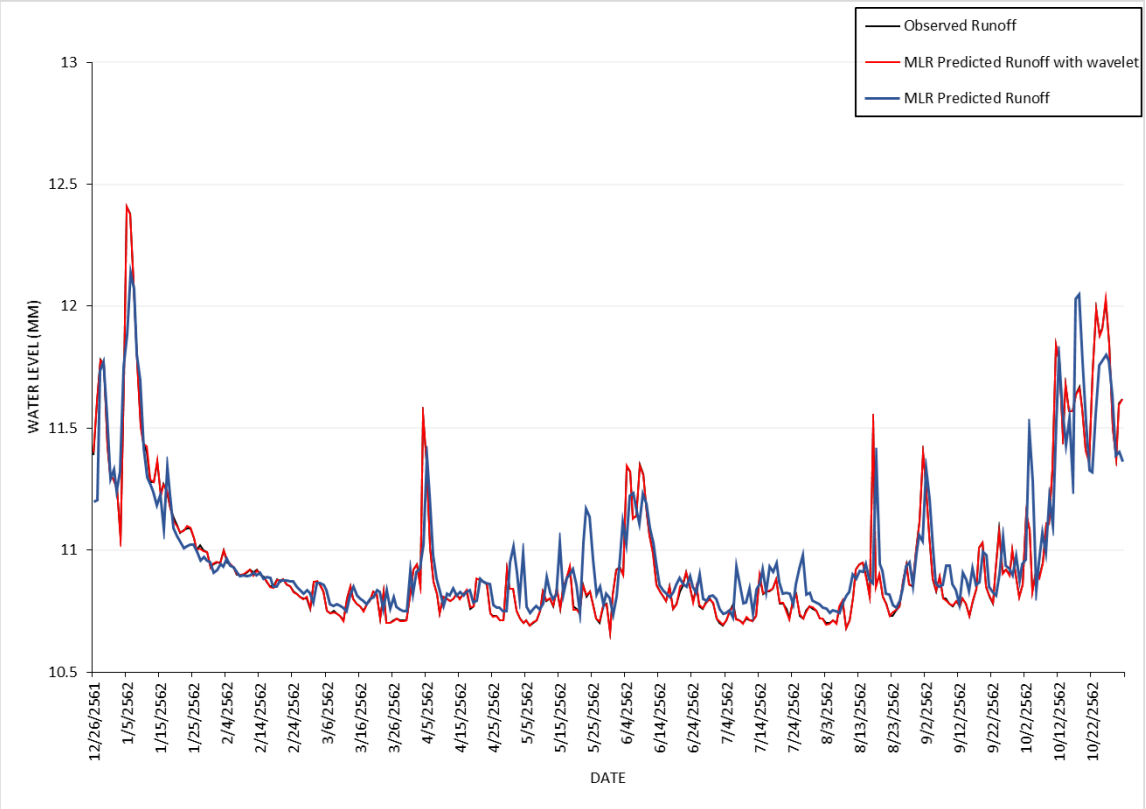
ตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตมีค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด ค่าสัมประสิทธิ์ประสิทธิผลของ Nash และ Sutcliffe และรากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 0.9999 0.9998 และ0.0045 ตามลำดับ

ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตมีค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด ค่าสัมประสิทธิ์ประสิทธิผลของ Nash และ Sutcliffe และรากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 0.9999 0.9998 และ 0.0037 ตามลำดับ

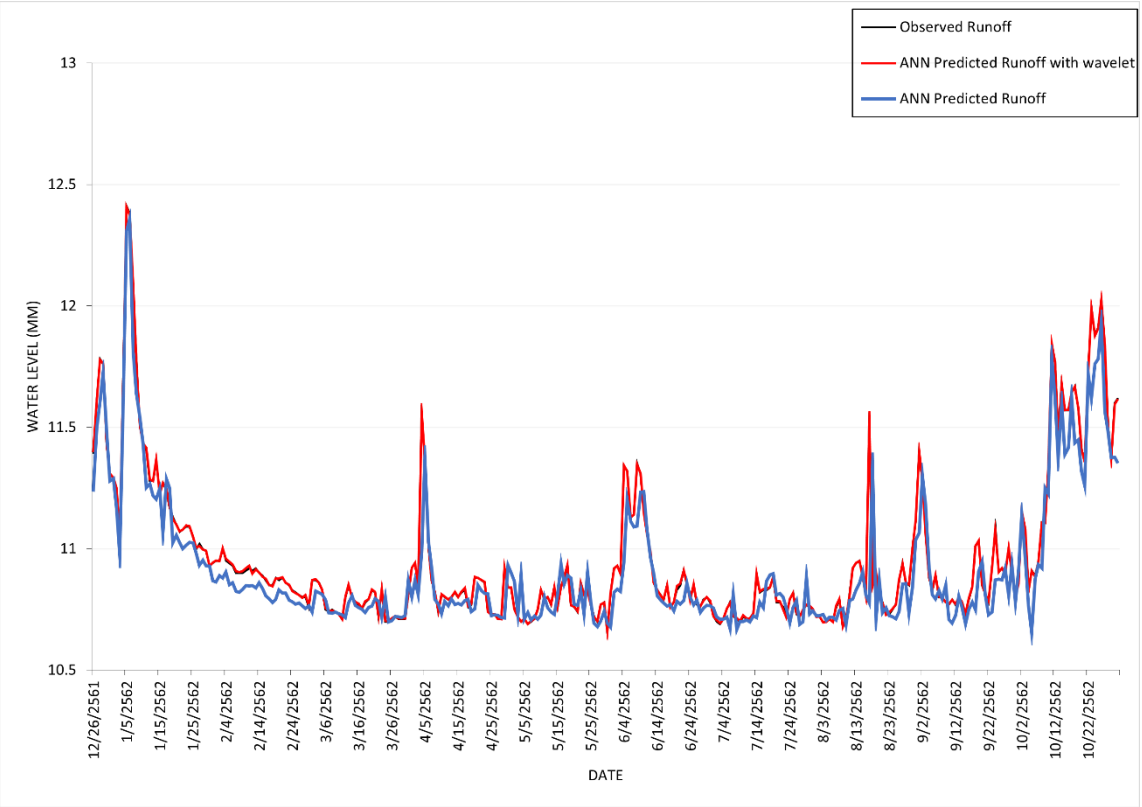
กรณีตัวแบบการถดถอย เมื่อเปรียบเทียบระหว่างตัวแบบที่ข้อมูลที่ไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบที่ร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต พบว่าตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตมีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีกว่าตัวแบบที่ไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต

กรณีตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อเปรียบเทียบระหว่างตัวแบบที่ข้อมูลที่ไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบที่ร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต พบว่าตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตมีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีกว่าตัวแบบที่ไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต

และเมื่อเปรียบเทียบระหว่างตัวแบบการถดถอยและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม ทั้งตัวแบบที่ไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบที่ร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต พบว่าตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีกว่าตัวแบบการถดถอย



รูป 4.18 ค่าพยากรณ์เทียบกับค่าสังเกตปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาของตัวแบบการถดถอย



รูป 4.19 ค่าพยากรณ์เทียบกับค่าสังเกตปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อใช้รูป 4.18 และรูป 4.19 ประกอบจะทำให้เห็นว่าตัวแบบที่ร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต (เส้นสีแดง) ให้ค่าพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับค่าสังเกต (เส้นสีดำ ซึ่งอาจจะยากต่อการมองเห็นเนื่องจากค่าใกล้เคียงกันมาก) มากกว่าตัวแบบที่ไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต (เส้นสีน้ำเงิน)

บทที่ 5
สรุปและอภิปรายผลการศึกษา

การศึกษาครั้งนี้เป็นการศึกษาเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาโดยตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิจากระบบบันทึกระดับน้ำ ของศูนย์ป้องกันวิกฤตน้ำ กรมทรัพยากรน้ำ และบริการสารสนเทศ กรมอุตุนิยมวิทยา จำนวน 1,031 วัน ตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562

5.1 ผลการศึกษา

ผลการศึกษาข้อมูลในภาพรวมของปริมาณน้ำท่าในแต่ละสถานีในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาโดยใช้กราฟเส้น พบว่า สถานีวัดน้ำบ้านคลองลำ (X.170) มีปริมาณน้ำท่าที่วัดได้มีค่าสูงกว่าความสูงของตลิ่ง ช่วงเดือนพฤศจิกายน สถานีวัดน้ำหน้าวัดภูผาพิมุข (X.265) สถานีวัดน้ำบ้านม่วงก็อง (X.173A) และวัดน้ำบ้านบางศาลา (X.90) มีปริมาณน้ำท่าที่วัดได้มีค่าสูงกว่าความสูงของตลิ่ง ช่วงต้นเดือนมกราคม ซึ่งเป็นสาเหตุที่ทำให้เกิดเหตุการณ์น้ำท่วมในพื้นที่ใกล้เคียง

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้สถิติเชิงพรรณนา โดยใช้ค่าต่ำสุด (Minimum) ค่าสูงสุด (Maximum) ค่าเฉลี่ย (Mean) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) ในการวิเคราะห์แบ่งตามชนิดของตัวแปรอิสระ คือ ตัวแปรอิสระในส่วนที่เป็นปริมาณน้ำท่าและตัวแปรอิสระในส่วนที่เป็นปริมาณน้ำฝน ผลการวิเคราะห์ตัวแปรอิสระในส่วนที่เป็นปริมาณน้ำฝน พบว่า ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนสงขลา จังหวัดสงขลา มีค่าสูงสุด รองลงมาคือ ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนเกษตรพัทลุง จังหวัดพัทลุง และปริมาณน้ำฝนต่ำสุด คือ ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนหาดใหญ่ จังหวัดสงขลา

ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระที่คาดว่าจะส่งผลต่อปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา พบว่า ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนเกษตรสงขลา จังหวัดสงขลา (P_{1t}) ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนสะเดา จังหวัดสงขลา (P_{2t}) ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนสงขลา จังหวัดสงขลา (P_{3t}) ปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนหาดใหญ่ จังหวัดสงขลา (P_{4t}) และปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนเกษตรพัทลุง จังหวัดพัทลุง (P_{5t}) มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กับค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y) ในระดับปานกลางค่อนไปทางต่ำและมีความสัมพันธ์เชิงเส้นในทิศทางบวกซึ่งกันและกัน

ผลการวิเคราะห์การถดถอยเพื่อหาตัวแบบการถดถอยที่ไม่ร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ได้ตัวแบบ (4.3) ดังนี้

$$(\hat{y})^{-1} = 1.59\times10^{-1} - (6.231\times10^{-1})(R_{t-1})_j + (1.031\times10^{-3})(P_{1t})_j + (1.331\times10^{-5})(P_{1t-3})_j$$
$$-(2.824\times10^{-5})(P_{2t-1})_j - (2.552\times10^{-5})(P_{2t-2})_j - (8.770\times10^{-5})(P_{3t})_j - (1.246\times10^{-5})(P_{3t-1})_j$$
$$-(3.559\times10^{-5})(P_{4t-1})_j$$

ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (R^2) เท่ากับ 0.9071 หมายความว่า ตัวแปรอิสระเหล่านี้สามารถอธิบาย ความผันแปรค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ณ เวลาปัจจุบัน 90.71% และจากการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ พบว่า ตัวแบบที่ได้มานั้นมีค่าคลาดเคลื่อนเชิงสุ่มมีการแจกแจงแบบอื่นที่ไม่ใช่การแจกแจงปรกติ ซึ่งขัดกับข้อสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบการถดถอยเชิงเส้น ซึ่งอาจจะผลจากการที่ข้อมูลมีค่า Outliers ของค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y) ซึ่งเป็นค่าที่ไม่สามารถตัดออกจากข้อมูลได้ เนื่องจากเป็นค่าที่อาจจะทำให้เกิดน้ำท่วม ซึ่งเป็นค่าที่ทางผู้วิจัยให้ความสนใจในการจัดทำวิทยานิพนธ์ครั้งนี้

ผลการวิเคราะห์หาตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต มีจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 5,000 รอบ เนื่องจากผู้วิจัยได้ทำการสร้างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีรอบการเรียนรู้จนถึง 100,000 รอบ พบว่า ค่าน้ำหนัก (Weight) ในรอบที่ 5,000 และรอบที่ 100,000 แตกต่างกันที่ทศนิยมหลักที่ 5 หรือมีความแตกต่างกันน้อยมาก ดังนั้นเพื่อเป็นการประหยัดเวลา ผู้วิจัยจึงเลือกตัวแบบที่มีรอบการเรียนรู้ที่ 5,000 มาใช้เป็นตัวแทนของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต ตัวแบบนี้มีค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (R^2) เท่ากับ 0.9500 หมายความว่า ตัวแปรอิสระเหล่านี้สามารถอธิบาย ความผันแปรค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ณ เวลาปัจจุบัน 95.00%

เนื่องจากข้อมูลที่ไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต เป็นข้อมูลที่มีลักษณะ Non-Stationary อยู่สูง ผู้วิจัยจึงใช้การแปลงแบบเวฟเล็ตมาแปลงข้อมูลปริมาณน้ำท่า ผลที่ได้คือข้อมูลที่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ตมีลักษณะเรียบขึ้นมากกว่าข้อมูลที่ไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต หลังจากนั้นจึงนำข้อมูลที่ผ่านการแปลงไปศึกษาหาตัวแบบเพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา เพื่อเปรียบเทียบว่าข้อมูลที่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ตสามารถทำให้ผลการพยากรณ์มีประสิทธิภาพดีขึ้น

ผลการวิเคราะห์การถดถอยเพื่อหาตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ได้ตัวแบบ (4.6) ดังนี้

$$\hat{y} = 0.038 + 1.990(R_{t-1})_j - 1.057(R_{t-2})_j + 0.063(R_{t-3})_j + 0.020(P_{3t})_j$$
$$-0.039(P_{3t-1})_j + 0.019(P_{3t-2})_j + 0.036(P_{4t})_j - 0.070(P_{4t-1})_j + 0.034(P_{4t-1})_j$$

ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (R^2) เท่ากับ 0.9999 หมายความว่า ตัวแปรอิสระเหล่านี้สามารถอธิบาย ความผันแปรค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ณ เวลาปัจจุบัน 99.99% และจากการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ พบว่า ตัวแบบที่ได้มานั้นมีค่าคลาดเคลื่อนเชิงสุ่มมีการแจกแจงแบบอื่นที่ไม่ใช่การแจกแจงปรกติ ซึ่งขัดกับข้อสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบการถดถอยเชิงเส้น ซึ่งอาจจะผลจากการที่ข้อมูลมีค่า Outliers ของค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y) ซึ่งเป็นค่าที่ไม่สามารถตัดออกจากข้อมูลได้ เนื่องจากเป็นค่าที่อาจจะทำให้เกิดน้ำท่วม ซึ่งเป็นค่าที่ทางผู้วิจัยให้ความสนใจในการจัดทำวิทยานิพนธ์ครั้งนี้

ผลการวิเคราะห์หาตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต มีจำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 4,000 รอบ เนื่องจากผู้วิจัยได้ทำการสร้างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่

มีรอบการเรียนรู้จนถึง 100,000 รอบ พบว่า ค่าน้ำหนัก (Weight) ในรอบที่ 4,000 และรอบที่ 100,000 แตกต่างกันที่ทศนิยมหลักที่ 5 หรือมีความแตกต่างกันน้อยมาก ดังนั้นเพื่อเป็นการประหยัดเวลา ผู้วิจัยจึงเลือกตัวแบบที่มีรอบการเรียนรู้ที่ 4,000 มาใช้เป็นตัวแทนของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต ตัวแบบนี้มีค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (R^2) เท่ากับ 0.9999 หมายความว่า ตัวแปรอิสระเหล่านี้สามารถอธิบาย ความผันแปรค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ณ เวลาปัจจุบัน 99.99%

5.2 อภิปรายผล

การศึกษาครั้งนี้เป็นการศึกษาเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาโดยตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิจากระบบบันทึกระดับน้ำ ของศูนย์ป้องกันวิกฤตน้ำ กรมทรัพยากรน้ำ และบริการสารสนเทศ กรมอุตุนิยมวิทยา จำนวน 1,031 วัน ตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม พ.ศ.2560 ถึง วันที่ 31 ตุลาคม พ.ศ.2562

เมื่อผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นด้วยกราฟเส้นและสถิติพรรณนาก็พบว่าข้อมูลปริมาณน้ำท่ามีลักษณะไม่เรียบหรือมีความเป็น Non-Stationary สูง ผู้วิจัยจึงต้องการทำให้ข้อมูลมีลักษณะที่เรียบขึ้น ซึ่งจะทำง่ายต่อการนำไปวิเคราะห์ต่อ จากนั้นผู้วิจัยจึงได้ทำการศึกษาและทบทวนวรรณกรรมและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง จึงตัดสินใจเลือกใช้การแปลงแบบเวฟเล็ต (Wavelet Transform) มาใช้ในการแปลงข้อมูลในการศึกษาครั้งนี้ จากการแปลงข้อมูล พบว่า ข้อมูลมีลักษณะเรียบขึ้นมาก เพื่อเป็นการเปรียบเทียบว่าการแปลงแบบเวฟเล็ตจะทำให้ตัวแบบมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น ผู้วิจัยจึงได้ทำการศึกษาหาตัวแบบการถดถอยและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้เป็นตัวแบบเพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา โดยศึกษาทั้งตัวแบบที่ใช้การแปลงแบบเวฟเล็ตและไม่ใช้การแปลงแบบเวฟเล็ต

จากการวิเคราะห์การถดถอยทั้งในข้อมูลที่ผ่านและไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต พบว่าตัวแบบที่ได้มานั้นมีค่าคลาดเคลื่อนเชิงสุ่มมีการแจกแจงแบบอื่นที่ไม่ใช่การแจกแจงปรกติ ซึ่งขัดกับข้อสมมติฐานเบื้องต้นของตัวแบบการถดถอยเชิงเส้น ซึ่งอาจจะผลจากการที่ข้อมูลมีค่า Outliers ของค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y) ซึ่งเป็นค่าที่ไม่สามารถตัดออกจากข้อมูลได้ เนื่องจากเป็นค่าที่อาจจะทำให้เกิดน้ำท่วม และส่วนของการวิเคราะห์การถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต พบว่าตัวแปรอิสระในตัวแบบที่ได้มามีความสัมพันธ์เชิงเส้นด้วยกันเองสูง ซึ่งขัดกับทฤษฎีการวิเคราะห์การถดถอย ที่กล่าวไว้ คือ ตัวแปรอิสระทุกตัวต้องเป็นอิสระซึ่งกันและกัน ดังนั้นการที่ตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตที่ได้มานั้นมีค่าการอธิบายการผันแปรของตัวแปรปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา (y) สูง อาจจะมีเหตุผลสืบเนื่องมาจากภาวะร่วมเส้นตรงหลายเส้น (Multicolinearity) ก็เป็นได้

จากสมการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต จะได้ว่าปริมาณน้ำฝนจากสถานีน้ำฝนสงขลาและสถานีน้ำฝนหาดใหญ่ เป็นตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อปริมาณน้ำท่าของพื้นที่ลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ดังนั้นเมื่อปริมาณน้ำฝนของสถานีน้ำฝนสงขลาและสถานีน้ำฝนหาดใหญ่สูงขึ้น ทางผู้ที่เกี่ยวข้องกับการแจ้งเตือนระดับน้ำล้นตลิ่งสามารถอ้างอิงจากสมการถดถอยเพื่อเตือนให้ประชาชนผู้อาศัยอยู่ในพื้นที่ใกล้เคียงได้ระวังน้ำท่วมฉับพลันได้อย่างทันท่วงที

ผลการศึกษาสรุปได้ว่า ทั้งตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตและโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตมีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีกว่าตัวแบบที่ไม่ผ่านการแปลงแบบเวฟเล็ต และตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีกว่าตัวแบบการถดถอย ซึ่งเป็นไปตามผลการศึกษาจากงานอื่น ๆ เช่น การศึกษา Jan Adamowski, Hiu Fung Chan และคณะ (2012) การศึกษาของ Chien-ming Chou (2013) การศึกษาของ P.Sundara Kumar และคณะ (2016) และการศึกษาของ P.M. Chavan และ S.K. Ukarande (2017) เป็นต้น

5.3 ข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาครั้งนี้พบกว่าทั้งตัวแบบการถอยและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเป็นตัวแบบที่สามารถอธิบายความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนได้ดีประมาณหนึ่ง และเมื่อมีการใช้การแปลงแบบเวฟเล็ตร่วมก็สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของตัวแบบทั้งสองให้ดีขึ้นอย่างเห็นได้ชัด ดังนั้นในแง่ของการนำตัวแบบทั้งสองไปปรับใช้ในการแจ้งเตือนหรือเตือนภัยในกรณีเกิดเหตุน้ำท่วมฉับพลันให้แก่ผู้ที่อยู่อาศัยในพื้นที่ลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลาได้อย่างทันท่วงที

การศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยนำปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อปริมาณน้ำท่าเพียงค่า 2 ชนิด ดังนั้นเพื่อความแม่นยำและถูกต้องมากขึ้นสำหรับการศึกษาครั้งต่อไป ผู้วิจัยแนะนำให้มีการสืบค้นถึงปัจจัยอื่นที่มีอิทธิพลต่อปริมาณน้ำท่าเช่น ปริมาณการไหลของน้ำ อัตราการดูดซับน้ำของดิน อัตราการระเหยของน้ำ เป็นต้น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ และเพิ่มจำนวนข้อมูลที่ใช้ศึกษาเพื่อให้เห็นภาพรวมของข้อมูลมากขึ้น

จากการศึกษาถึงประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา ให้ข้อสังเกตได้ว่า หากจะนำตัวแบบการพยากรณ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ในการศึกษาครั้งนี้ไปปรับใช้ เพื่อให้เกิดประโยชน์ต่อองค์กรที่เกี่ยวกับการจัดการทรัพยากรน้ำและปัญหาทางอุทกภัย พบว่า ทั้งตัวแบบตัวแบบการถดถอยร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ตและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต ให้ประสิทธิภาพที่สูงมาก เมื่อถ้าคิดในมุมมองของความเป็นจริง การปรับใช้เพื่อนำไปแก้ไขปัญหาดังกล่าวควรอยู่ในขอบเขตที่เป็นการพิจารณาร่วมกับผู้เชี่ยวชาญทางด้านการจัดการปัญหาทางอุทกวิทยา ซึ่งอาจจะทำให้ตัวแบบที่ได้จากการศึกษาครั้งนี้มีประโยชน์ไม่มากก็น้อย

บรรณานุกรม

กรมชลประทาน สำนักชลประทานที่ 15. (มปป.). *การจัดทำรายงานวางโครงการ (Pre-Feasibility Report).* ค้นจาก http://irrigation.rid.go.th/rid15/learning%20corner/activity/report.doc สืบค้นเมื่อ 2 มกราคม 2562

กรมอุตุนิยมวิทยา.(มปป.). *ความรู้อุตุนิยมวิทยา.* ค้นจาก https://www.tmd.go.th/info/info.php?FileID=23 สืบค้นเมื่อ 2 มกราคม 2562

กฤษฎ์เลิศ สัมพันธารักษ์ และโสมรัศมิ์ จันทรัตน์. (2558). *Flood and Farmers: ผลกระทบของมหาอุทกภัยต่อทัศนคติและพฤติกรรมของครัวเรือนภาคเกษตร.* สถาบันวิจัยเศรษฐกิจป๋วย อึ๊งภากรณ์. ค้นจาก https://www.pier.or.th/?abridged=flood-and-farmers-%E0%B8%9C%E0%B8%A5%E0%B8%81%E0%B8%A3%E0%B8%B0%E0%B8%97%E0%B8%9A%E0%B8%82%E0%B8%AD%E0%B8%87%E0%B8%A1%E0%B8%AB%E0%B8%B2%E0%B8%AD%E0%B8%B8%E0%B8%97%E0%B8%81%E0%B8%A0%E0%B8%B1%E0%B8%A2 สืบค้นเมือ 7 กันยายน 2562

ข้อมูลปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา. (ออนไลน์). ค้นจาก http://mekhala.dwr.go.th/index.php สืบค้นเมื่อ 2 มกราคม 2562

ข้อมูลปริมาณน้ำฝนในลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา. (ออนไลน์). ค้นจาก https://www.tmd.go.th/cis/main.php สืบค้นเมื่อ 2 มกราคม 2562

โครงการการพัฒนาฐานข้อมูลสารสนเทศภูมิศาสตร์ลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา, (2560). แหล่งที่มา: 1 4 http://slb-gis.envi.psu.ac.th/main/ สืบค้นเมื่อ 14 ธันวาคม 2562

ฐิติพงษ์ อินทรสินธุ์. (2546). *การวิเคราะห์คุณลักษณะคุณภาพไฟฟ้าโดยใช้การแปลงเวฟเลท.* (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต). สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

ทัตธนภรณ์ คำศรี. (2558). *การคาดการณ์น้ำท่าตามการเปลี่ยนแปลงการใช้ที่ดินและสภาพภูมิอากาศของลุ่มน้ำน่านตอนบนโดยใช้ตัวแบบจำลองอุทกวิทยาบนระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์.* (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต). สาขาวิชาภูมิศาสตร์และภูมิสารสนเทศ ภาควิชาภูมิศาสตร์ คณะอักษรศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

ธนพล พิมาน. (2545). *การศึกษาความเหมาะสมของโครงข่ายในแบบจำลองใยประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่ารายวัน ในพื้นที่ลุ่มน้ำปราจีนบุรี.* (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต). สาขาวิชาวิศวกรรมแหล่งน้ำ ภาควิชาวิศวกรรมแหล่งน้ำ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

นราทิพย์ จั่นสกุล และทัศนา วิกยานนท์. (2560). *การวิเคราะห์การถดถอยโดยใช้โปรแกรม R.* คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ หาดใหญ่.พิมพ์ครั้งที่ 2 โรงพิมพ์ดิจิตอล คณะ

วิทยาศาสตร์ (หน่วยโสตทัศนศึกษา).

มานะ โต๊ะถม. (2552). *เครื่องมอนิเตอร์เสียงหัวใจแบบสองช่องสัญญาณ.* (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต). สาขาวิชาอุปกรณ์การแพทย์ ภาควิชาฟิสิกส์อุตสาหกรรมและอุปกรณ์การแพทย์ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

วรรษมน ภู่สกุลขจร. (2552). *ตัวแบบการพยากรณ์ข้อมูลอากาศบนพื้นที่สูงของประเทศไทย โดยระเบียบวิธีโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงแบบเวฟเล็ต.* ห้องปฏิบัติการคอมพิวเตอร์ช่วยในการคำนวณทางวิศวกรรม หน่วยวิจัยการออกแบบและวิศวกรรม ศูนย์เทคโนโลยีโลหะและวัสดุแห่งชาติ, 37-41.

ศรัญญา ชัยวิสูตร. (2556). *การตรวจจับจุดสุดยอดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้การแปลงเวฟเล็ตและตัวกรองควอดราติก.* (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต). สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์.

ศุลีพร ช่วยชูวงศ์. (2558). *การเขียนอ้างอิงแบบ APA ฉบับพิมพ์ครั้งที่ 6.* ค้นจาก https://clib.psu.ac.th/images/ratana/APA-6-edition.pdf สืบค้นเมื่อ 7 สิงหาคม 2563

สถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำและการเกษตร (องค์การมหาชน). (2555). *การดำเนินการด้านการรวบรวมข้อมูลและวิเคราะห์ข้อมูลโครงการพัฒนาระบบคลังข้อมูล 25 ลุ่มน้ำ และแบบจำลองน้ำท่วมน้ำแล้ง: ลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา.* ค้นจาก http://www.thaiwater.net/web/attachments/25basins/23-songkhla_lake.pdf สืบค้นเมื่อ 11 ตุลาคม 2562

สุภักดิ์ กุลโท. (2555). *การประมาณปริมาณน้ำท่าจากข้อมูลการคาดการณ์การใช้ประโยชน์ที่ดินที่อาศัยแบบจำลอง CA-Marcov โดยแบบจำลอง SWAT: กรณีศึกษา ลุ่มน้ำย่อยห้วยตุงลุงในลุ่มน้ำมูล.* (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต). สาขาวิชาภูมิสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.

สิริวัฒน์ หญีตสอน. (2554). *การศึกษาวิธีเลือกค่าลักษณะสำคัญสำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำในลุ่มน้ำเพชรบุรี.* (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต). สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

อำภา สาระศิริ. (2559). *เทคนิคการเรียนรู้พื้นฐานโครงข่ายประสาทเทียม.* ค้นจาก http://www.mut.ac.th/research-detail-92 สืบค้นเมื่อ 5 มกราคม 2563

เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดา. (2014). *การแปลความโมเดล Neural Network ใน Weka (ตอนที่ 1).* ค้นจาก http://dataminingtrend.com/2014/neural-network-weka-meaning-part1/ สืบค้นเมื่อ 11 สิงหาคม 2563

เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดา. (2014). *การแปลความโมเดล Neural Network ใน Weka (ตอนที่ 2).* ค้นจาก http://dataminingtrend.com/2014/neural-network-weka-meaning-part2/ สืบค้นเมื่อ 11 สิงหาคม 2563

Anonymous. (2017). *สรุปแนวคิด Neural Network แบบไม่มี Math.* ค้นจาก https://coladev.com/machine-learning/neural-network/2017/02/22/neural-network-basic สืบค้นเมื่อ 3 มีนาคม 2563

Andrey Kurenkov. (2015). *A 'Brief' History of Neural Nets and Deep Learning, Part 3.* ค้นจาก http://www.andreykurenkov.com/writing/ai/a-brief-history-of-neural-nets-and-deep-learning-part-3/ สืบค้นเมื่อ 3 มีนาคม 2563

Celso A. G. Santo, Paula K. M. M. Freire, Gustavo B. L. Silva and Richard M. Silva. (2014). *Discrete wavelet transform coupled with ANN for daily discharge forecasting into Três Marias reservoir.* In Evolving Water Resources System: Understanding, Predicting and Managing Water-Society Interactions Proceedings of ICWRS2014 (pp.100-105). Bologna, Italy: IAHS Publ. doi: 10.5194/piahs-364-100-2014.

Chien-ming Chou. (2013). *Enhanced accuracy of rainfall–runoff modeling with wavelet transform.* Journal of Hydroinformatics, 392-404.

David Veitch. (2005). *Wavelet Neural Networks and Their Application in The Study of Dynamical System.* (Master's Thesis). Data Analysis, Networks and Nonlinear Dynamics, Department of Mathematics, University of York UK.

Jan Adamowski, Hiu Fung Chan, Shiv O. Prasher และ Vishwa Nath Sharda. (2012). *Comparison of multivariate adaptive regression splines with coupled wavelet transform artificial neural networks for runoff forecasting in Himalayan micro-watersheds with limited data.* Journal of Hydroinformatics, 731-744.

P.M. Chavan and S.K. Ukarande. (2016). *Comparison of Rainfall-Runoff Model Using ANN and MLR.* ISSN (Online), 2347-2812.

P.Sundara Kumar, T.V.Praveen and M.Anjanaya Prasad. (2016). *Artificial Neural Network Model for Rainfall-Runoff-A Case Study.* International Journal of Hybrid Information Technology, 263-272.

Paula Karenina de Macedo Machado Freire, Celso Augusto Guimaraes Santos and Gustavo Barbosa Lima da Silva. (2019). *Analysis of the use of discrete wavelet transforms coupled with ANN for short-term streamflow forecasting.* Applied Soft Computing Journal 80, 494-505.

Pratibha Kumari, Pravendra Kumar and P.V.Singh. (2018). *Rainfall-Runoff Modelling Using Artificial Neural Network and Adaptive Neural-Fuzzy Inference System.* Indian Journal of Ecology, 281-285.

R. Venkata Ramana, B. Krishna, S. R. Kumar and N. G. Pandey. (2013). *Monthly Rainfall Prediction Using Wavelet Neural Network Analysis.* In Water Resour Manage (pp.3697-3711). doi: 10.1007/s11269-013-0374-4.

Steven Earle. (2014). *Physical Geology.* ค้นจาก https://opentextbc.ca/geology/water-cycle/ สืบค้นเมื่อ 14 เมษายน 2563

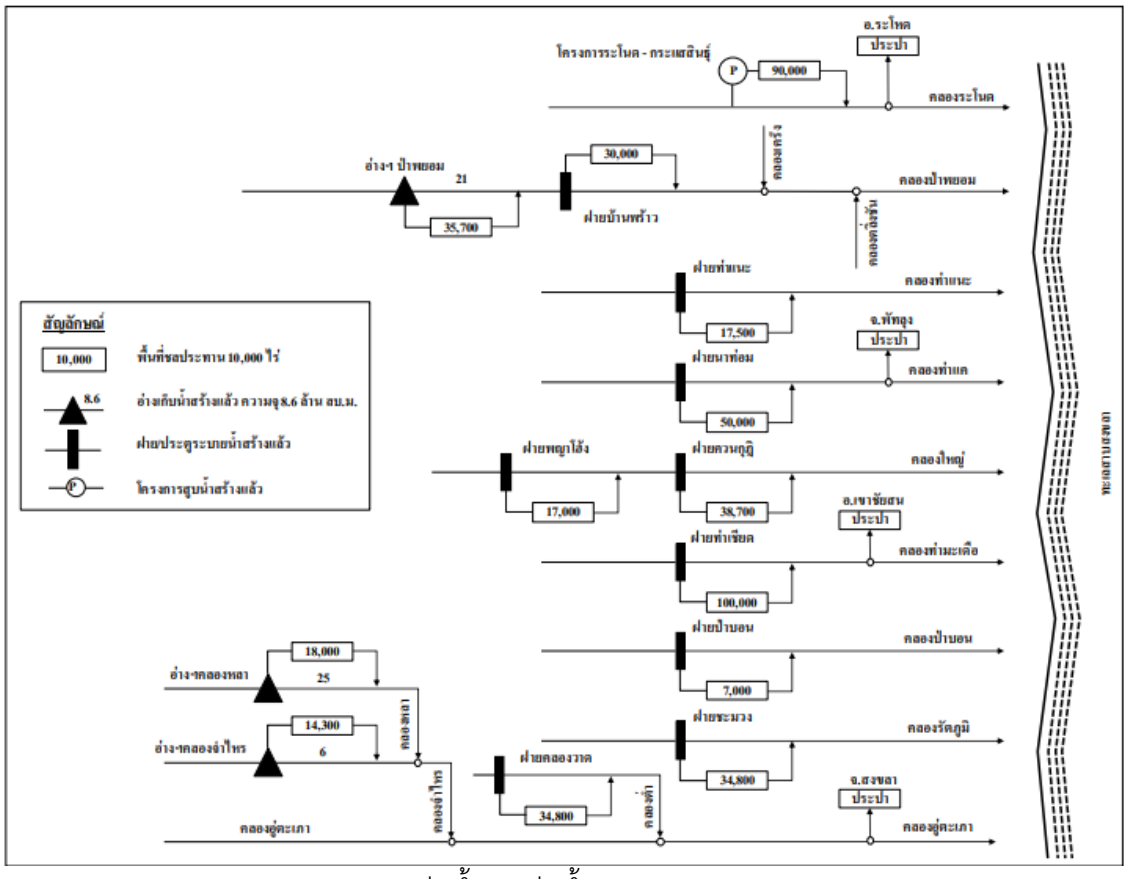
Syed Danish Ali และ Rahul Ahuja. (2016). *The Evolution and Core Concepts of Deep Learning & Neural Networks.* ค้นจาก https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/08/evolution-core-concepts-deep-learning-neural-networks/ สืบค้นเมื่อ 7 มีนาคม 2562

ภาคผนวก

```
setwd("D:/master/THESIS/PAPER")
#calibration and Assumption checking########
data_train <- read.csv("data_not_tran_train.csv",h=T)
attach(data_train)
windows()
pairs(data_train[-1,])
cor <- cor(data_train[,2:25])
corrplot(cor,method = "circle")
write.csv(cor,"correlation.csv")
mdFull <- lm(y~x1+x2+x3+x4+x5+x6+x7+x8+x9+x10+x11+x12+x13+x14
            +x15+x16+x17+x18+x19+x20+x21+x22+x23)
windows()
par(mfrow=c(1,2))
qqnorm(mdFull$residuals,cex.axis=1.25,cex.lab=1.5,pch=16)
qqline((mdFull$residuals))
plot(mdFull$fitted.values,mdFull$residuals,xlab = "Fitted Values",
     ylab = "Residuals",main = "Residual VS Fitted",pch=16,
     cex.axis=1.25,cex.lab=1.5)
shapiro.test(mdFull$residuals)
fv_full <- mdFull$fitted.values
fv1_full <- ifelse(fv_full<= 14.5,1,fv_full)
fv1_full <- ifelse(fv_full> 14.5,2,fv1_full)
table(fv1_full)
fv.group_full <- factor(fv1_full)
bartlett.test(mdFull$residuals~fv.group_full)
summary(mdFull)
windows()
#####boccox#######
library(MASS)
boxcox(mdFull,cex.axis=2.25,cex.lab=2.5,lambda = seq(-3, 3,1/10))
y_tran <- 1/y
mdFull_tran <- lm(y_tran~x1+x2+x3+x4+x5+x6+x7+x8+x9+x10+x11+x12+x13+x14
            +x15+x16+x17+x18+x19+x20+x21+x22+x23)
windows()
par(mfrow=c(1,2))
qqnorm(mdFull_tran$residuals,cex.axis=1.25,cex.lab=1.5,pch=16)
qqline(mdFull_tran$residuals)
```

```
plot(mdFull_tran$fitted.values,mdFull_tran$residuals,xlab = "Fitted Values",
     ylab = "Residuals",main = "Residual VS Fitted",pch=16,
     cex.axis=1.25,cex.lab=1.5)
shapiro.test(mdFull_tran$residuals)
fv_full <- mdFull_tran$fitted.values
fv1_full <- ifelse(fv_full<= 0.067,1,fv_full)
fv1_full <- ifelse(fv_full> 0.067,2,fv1_full)
table(fv1_full)
fv.group_full <- factor(fv1_full)
bartlett.test(mdFull_tran$residuals~fv.group_full)
summary(mdFull_tran)
anova(mdFull_tran)
#model sig 1##########
md_sig1 <- lm(y_tran~x1+x4+x7+x9+x10+x12+x13+x17)
windows()
par(mfrow=c(1,2))
qqnorm(md_sig1$residuals,cex.axis=1.25,cex.lab=1.5,pch=16)
qqline((md_sig1$residuals))
plot(md_sig1$fitted.values,md_sig1$residuals,xlab = "Fitted Values",
     ylab = "Residuals",main = "Residual VS Fitted",pch=16,
     cex.axis=1.25,cex.lab=1.5)
shapiro.test(md_sig1$residuals)
fv_full <- md_sig1$fitted.values
fv1_full <- ifelse(fv_full<= 0.067,1,fv_full)
fv1_full <- ifelse(fv_full> 0.067,2,fv1_full)
table(fv1_full)
fv.group_full <- factor(fv1_full)
bartlett.test(md_sig1$residuals~fv.group_full)
summary(md_sig1)
anova(md_sig1)
#validation###############
data_test <- read.csv("data_not_tran_test.csv",h=T)
predict <- predict(md_sig1,data_test,interval = "prediction")
write.csv(predict,"validation_MLR.csv")
```

```
detach()
#model performance for validation
valid <- read.csv("all_valid.csv",h=T)
attach(valid)
library(hydroGOF)
#Nash
MLR_nash <- NSE(MLR,observed)
ANN_nash <- NSE(ANN,observed)
#RMSE
RMSE_MLR <- rmse(MLR,observed)
RMSE_ANN <- rmse(ANN,observed)
#coefficient of determination
R_MLR <- rPearson(MLR,observed)
R_ANN <- rPearson(ANN,observed)
?NSE
#model performance for MLR calibration
fitted.model <- 1/fitted(md_sig1)
attach(data_train)
nash <- NSE(fitted.model,y)
#RMSE
RMSE <- rmse(fitted.model,y)
#coefficient of determination
R <- rPearson(fitted.model,y)
#model performance for ANN calibration
calib <- read.csv("Train_ANN_pred.csv",h=T)
nash <- NSE(calib$predictedy,calib$y)
```



ระบบลุ่มน้ำของลุ่มน้ำทะเลสาบสงขลา

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Collinearity Statistics	
		B	Std. Error	Beta			Tolerance	VIF
1	(Constant)	.159	.001		121.985	.000		
	x1	-.006	.000	-.779	-19.407	.000	.090	11.058
	x2	.000	.000	-.044	-.883	.377	.059	16.816
	x3	.000	.000	-.042	-1.166	.244	.111	9.047
	x4	1.628E-005	.000	.056	2.790	.005	.366	2.729
	x5	1.321E-006	.000	.005	.226	.822	.364	2.745
	x6	-2.600E-007	.000	-.001	-.044	.965	.362	2.765
	x7	1.655E-005	.000	.057	2.869	.004	.372	2.686
	x8	-2.859E-007	.000	-.001	-.041	.967	.543	1.840
	x9	-2.744E-005	.000	-.065	-3.920	.000	.537	1.861
	x10	-2.360E-005	.000	-.056	-3.303	.001	.514	1.947
	x11	-1.048E-005	.000	-.025	-1.456	.146	.496	2.014
	x12	-8.936E-006	.000	-.040	-2.297	.022	.478	2.092
	x13	-1.209E-005	.000	-.054	-3.095	.002	.473	2.113
	x14	5.218E-006	.000	.024	1.316	.188	.454	2.205
	x15	1.354E-007	.000	.001	.035	.972	.481	2.079
	x16	-9.730E-006	.000	-.025	-1.352	.177	.430	2.326
	x17	-3.469E-005	.000	-.089	-4.821	.000	.430	2.325
	x18	-1.181E-005	.000	-.030	-1.615	.107	.416	2.404
	x19	-9.927E-006	.000	-.026	-1.392	.164	.412	2.425
	x20	6.312E-006	.000	.025	1.691	.091	.660	1.515
	x21	-5.582E-006	.000	-.023	-1.488	.137	.604	1.656
	x22	-4.302E-006	.000	-.018	-1.162	.246	.606	1.650
	x23	1.906E-006	.000	.008	.521	.603	.620	1.614

a. Dependent Variable: ytran

ผลลัพธ์จากการสร้างตัวแบบในโปรแกรม SPSS

ANOVA[a]

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	.014	23	.001	268.136	.000[b]
	Residual	.002	697	.000		
	Total	.015	720			

a. Dependent Variable: ytran

b. Predictors: (Constant), x23, x8, x11, x9, x10, x21, x3, x20, x22, x15, x13, x12, x14, x16, x17, x18, x19, x7, x5, x4, x6, x1, x2

ผลลัพธ์จากการสร้างตัวแบบในโปรแกรม SPSS

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	95.0% Confidence Interval for B		Correlations			Collinearity Statistics	
		B	Std. Error	Beta			Lower Bound	Upper Bound	Zero-order	Partial	Part	Tolerance	VIF
1	(Constant)	.160	.001		140.270	.000	.158	.162					
	x1	-.006	.000	-.875	-60.296	.000	-.006	-.006	-.926	-.914	-.734	.703	1.423
	x4	1.031E-005	.000	.035	2.134	.033	.000	.000	-.259	.080	.026	.544	1.839
	x7	1.331E-005	.000	.046	3.207	.001	.000	.000	-.433	.119	.039	.731	1.367
	x9	-2.824E-005	.000	-.066	-4.184	.000	.000	.000	-.319	-.155	-.051	.588	1.702
	x10	-2.552E-005	.000	-.060	-4.502	.000	.000	.000	-.393	-.166	-.055	.829	1.206
	x12	-8.770E-006	.000	-.039	-2.375	.018	.000	.000	-.281	-.089	-.029	.540	1.853
	x13	-1.246E-005	.000	-.056	-3.663	.000	.000	.000	-.394	-.136	-.045	.635	1.574
	x17	-3.559E-005	.000	-.091	-5.304	.000	.000	.000	-.385	-.195	-.065	.503	1.989

a. Dependent Variable: trany

ผลลัพธ์จากการสร้างตัวแบบในโปรแกรม SPSS

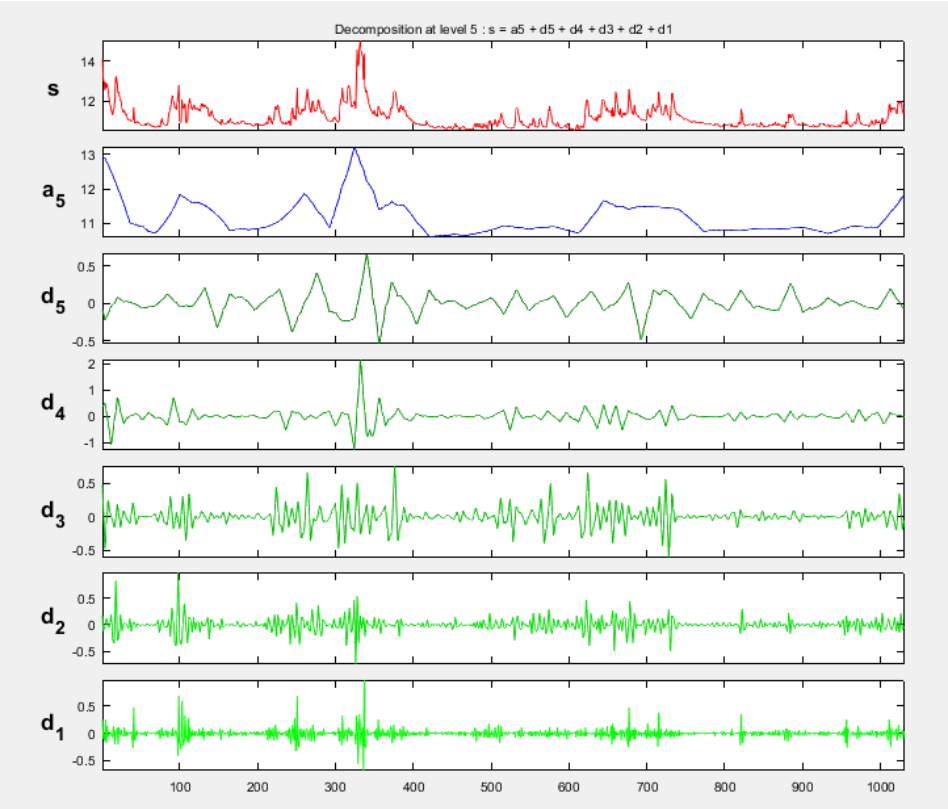
ANOVA[a]

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	.014	8	.002	754.924	.000[b]
	Residual	.002	712	.000		
	Total	.015	720			

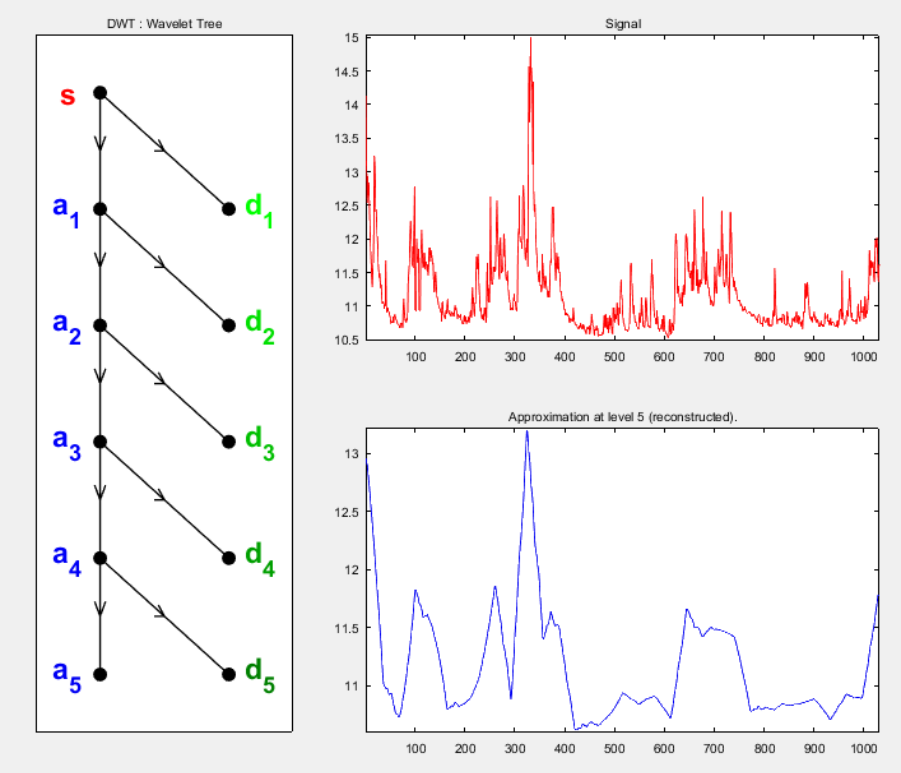
a. Dependent Variable: trany

b. Predictors: (Constant), x17, x7, x10, x12, x1, x13, x9, x4

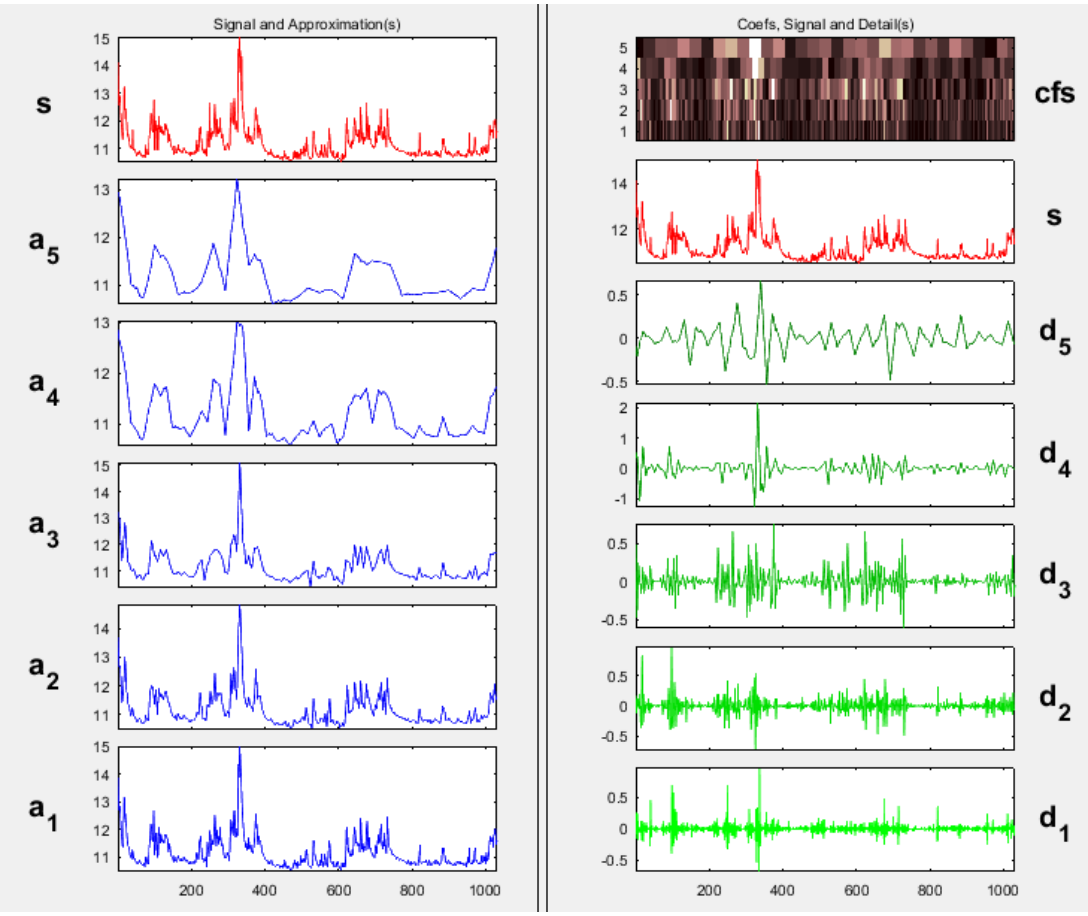
ผลลัพธ์จากการสร้างตัวแบบในโปรแกรม SPSS



ผลลัพธ์ที่ได้จากการแปลงข้อมูลแบบเวฟเล็ตจากโปรแกรม MATLAB



ผลลัพธ์ที่ได้จากการแปลงข้อมูลแบบเวฟเล็ตจากโปรแกรม MATLAB



ผลลัพธ์ที่ได้จากการแปลงข้อมูลแบบเวฟเล็ตจากโปรแกรม MATLAB