



แบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียม  
สำหรับการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน

โดย

นพดล เจ้าพา

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิศวกรรมโยธา

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

ปีการศึกษา 2566

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK MODEL FOR FORECASTING  
HOURLY RAINFALLS IN A FLASH FLOOD AREA.

BY

NOPPADOL NGAOPA



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENT

FOR THE DEGREE OF MASTER OF ENGINEERING

DEPARTMENT OF CIVIL ENGINEERING

FACULTY OF ENGINEERING

THAMMASAT UNIVERSITY

ACADEMIC YEAR 2023

COPYRIGHT OF THAMMASAT UNIVERSITY

มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์  
คณะวิศวกรรมศาสตร์

วิทยานิพนธ์

ของ

นพดล เจ้าพา

เรื่อง

แบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียม  
สำหรับการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน

ได้รับการตรวจสอบและอนุมัติ ให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมโยธา)

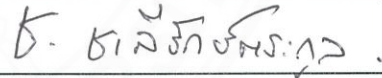
เมื่อ วันที่ 27 ธันวาคม พ.ศ. 2566

ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



(รองศาสตราจารย์ ดร.นเรศ ลิ้มสัมพันธ์เจริญ)

กรรมการและอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์



(ศาสตราจารย์ ดร.ชาลิต ชาลีรักษ์ตระกุล)

กรรมการสอบวิทยานิพนธ์



(รองศาสตราจารย์ ดร.สุนิห วงษา)

คณบดี



(ศาสตราจารย์ ดร.สัญญา มิตรอม)

หัวข้อวิทยานิพนธ์	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน
ชื่อผู้เขียน	นายนพดล เจ้าพา
ชื่อปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต(วิศวกรรมโยธา)
สาขาวิชา/คณะ/มหาวิทยาลัย	วิศวกรรมโยธา วิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	ศาสตราจารย์ ดร. ชวลิต ชาลีรักษ์ตระกูล
ปีการศึกษา	2566

### บทคัดย่อ

พื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่มีภูมิประเทศเป็นความลาดชันบริเวณพื้นที่ต้นน้ำ และเป็นที่ราบสลับที่ตอนบริเวณพื้นที่ตอนล่าง เมื่อมีฝนตกหนักต่อเนื่องจะเกิดเป็นพื้นที่น้ำท่วมแบบฉับพลัน บทความนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อเสนอแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม(ANN) สำหรับการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงล่วงหน้าในพื้นที่น้ำท่วมแบบฉับพลัน(พื้นที่ศึกษาลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่) แบบจำลอง ANN ใช้ข้อมูลตัวแปรต้นเป็นค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ของฝนรายชั่วโมงเพื่อลดความผันผวนของข้อมูลและใช้วิธี K-fold cross validation เพื่อเพิ่มทักษะการพยากรณ์จากการเรียนรู้ข้อมูลต่างๆ ตัวแปรที่มีโดยไม่ได้เสียข้อมูลไปในกระบวนการ Validation ข้อมูลในการพิจารณาใช้แบบจำลอง ได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำฝนที่เป็นค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่และข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยารายชั่วโมง ระยะเวลา 2 ปี (พ.ศ. 2561-2562) ผลการวิเคราะห์ตัวแปรที่มีความสำคัญโดยใช้ค่าประสิทธิภาพสัมพัทธ์แบบแยกส่วนพบว่า ข้อมูลปริมาณน้ำฝนเป็นตัวแปรที่สำคัญต่อการพยากรณ์ฝนล่วงหน้า ซึ่งมีความแตกต่างกับการพยากรณ์ฝนในพื้นที่ลักษณะเป็นที่ราบที่จะมีข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยาเป็นตัวแปรที่สำคัญด้วย ผลลัพธ์โครงสร้างแบบจำลอง ANN ประกอบด้วย 1 Hidden Layer, 6 Node, Simple multilayer perceptron network และ sigmoid smooth function โครงสร้างดังกล่าวพบว่ามีความแม่นยำมากสำหรับการพยากรณ์ฝนในพื้นที่ศึกษาลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ 1 และ 2 ชั่วโมงล่วงหน้าโดยใช้ข้อมูลตัวแปรต้นที่ใช้ค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(จำนวนช่วงเวลาเท่ากับ 2) มีค่า Normalized RMSE และ  $R^2$  ของการพยากรณ์ฝนล่วงหน้า 1 ชั่วโมงเท่ากับ 0.91% และ 0.93 และ 2 ชั่วโมงเท่ากับ 1.33% และ 0.92

**คำสำคัญ:** วิธีการทางสถิติ , โครงข่ายประสาทเทียม , การพยากรณ์ฝนรายชั่วโมง

Thesis Title	ANN model for forecasting hourly rainfalls in a flash flood area.
Author	Noppadol ngaopa
Degree	Master of engineering
Major Field/Faculty/University	Civil engineering Faculty of engineering Thammasat University
Thesis Advisor Professor	Chavalit Chaleeraktragoon, Ph.D.
Academic Year	2023

### Abstract

The Khlong Bang Saphan Yai Basin area features sloping terrain in the upstream region and alternating upland plains in the lower area. In times of continuous heavy rainfall, the occurrence of flash floods is expected in the area. The primary aim of this research is to employ an artificial neural network (ANN) to forecast hourly rainfall in these flash flood areas. This ANN utilizes moving average parameters for prediction to minimize data fluctuations. The K-fold cross-validation method is employed to enhance forecasting accuracy by leveraging the entirety of the data without losing any during the validation process. The data utilized in the model comprises moving average rainfall and hourly meteorological data spanning a 2-year period (2018-2019). The analysis of crucial variable correlation coefficients revealed that hourly rainfall data stands as a significant variable for forecasting upcoming hourly rainfall. This is different from rain forecasts in plain areas, where meteorological information also serves as a crucial variable. The resulting structure of the ANN model comprises a single hidden layer, 6 nodes, a simple multilayer perceptron network, and sigmoid smooth function. The structure shown is highly accurate in forecasting rain in the Khlong Bang Saphan Yai Basin study area, 1 and 2 hours ahead. Using moving average data of predictors (number of time periods equal to 2). The Normalized RMSE and  $R^2$  values for rainfall forecasts are 0.91% and 0.93 for 1-hour predictions, and 1.33% and 0.92 for 2-hour predictions, respectively.

**Keywords :** Statistical method, Artificial Neural Network (ANN), hourly rainfall forecast

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดีเนื่องจากได้รับความกรุณาและการชี้แนะที่เป็นประโยชน์จากกรรมการวิทยานิพนธ์ทุกท่าน ขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร.นเรศ ลิ้มสัมพันธ์เจริญ ประธานกรรมการวิทยานิพนธ์ ศาสตราจารย์ ดร.ชวลิต ชาลีสรีรักษ์ตระกูล กรรมการวิทยานิพนธ์และอาจารย์ที่ปรึกษา รองศาสตราจารย์ ดร.สนิท วงษา กรรมการวิทยานิพนธ์ ที่ให้ความกรุณาสละเวลามาเป็นกรรมการวิทยานิพนธ์ ในครั้งนี้ โดยเฉพาะศาสตราจารย์ ดร.ชวลิต ชาลีสรีรักษ์ตระกูล กรรมการวิทยานิพนธ์และอาจารย์ที่ปรึกษา ภายในที่คอยแนะนำ แก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ และชี้แนะให้คำปรึกษา ผู้ศึกษาขอกราบขอบพระคุณทุกท่าน เป็นอย่างสูงมา ณ โอกาสนี้

ขอขอบพระคุณเจ้าหน้าที่กรมชลประทานทุกท่านในการให้คำปรึกษารวมทั้งอนุเคราะห์ข้อมูลต่าง ๆ ในการจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ให้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดีท้ายที่สุดนี้ขอขอบพระคุณครอบครัวที่คอยสนับสนุน และเป็นกำลังใจ

หากผลการศึกษานี้มีข้อบกพร่องประการใด ผู้ศึกษาขอน้อมรับไว้เพื่อปรับปรุง แก้ไขในการศึกษาครั้งต่อไป

นายนพต เจ้าพา

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อ	(1)
Abstract	(2)
กิตติกรรมประกาศ	(3)
สารบัญ	(4)
สารบัญภาพ	(6)
สารบัญตาราง	(17)
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 คำนำ	1
1.2 ความสำคัญของวิทยานิพนธ์	2
1.3 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์	3
1.4 ขอบเขตและสมมติฐานของการวิทยานิพนธ์	4
บทที่ 2 วรรณกรรมและทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	5
บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย	8
3.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	8
3.1.1 วิธีหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(Moving Average)	8
3.1.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANN)	9
3.1.3 กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ(Back propagation)	16
3.2 วิธีการสร้างแบบจำลอง	19
3.2.1 กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ(Back propagation)	20
3.2.2 การปรับข้อมูลนำฝนรายชั่วโมงด้วยค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(Moving Average)	20
3.2.3 การคัดเลือกข้อมูลนำเข้าด้วยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วน	20
3.2.4 การแบ่งข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Train) และการสอบทาน (Validation)	21
3.2.5 การทำโครงสร้างแบบจำลอง 4 ชั้นตอน	22
3.2.6 การวัดค่าความสัมพันธ์และความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง	23

## สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
บทที่ 4 ผลการศึกษา	24
4.1 พื้นที่ศึกษา	24
4.2 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา	26
4.3 ผลลัพธ์	29
4.3.1 ตัวแปรที่ใช้พัฒนาแบบจำลอง ANN	29
4.3.2 โครงสร้างของแบบจำลอง ANN	31
4.3.3 ผลการพยากรณ์ของจำลอง ANN	34
4.3.4 การประยุกต์แบบจำลอง ANN	35
บทที่ 5 บทสรุป	41
5.1 สรุปผลการศึกษา	41
5.2 ข้อเสนอแนะ	42
รายการอ้างอิง	43
ประวัติผู้เขียน	45
ภาคผนวก	
ภาคผนวก ก. ข้อมูลและผลลัพธ์เพิ่มเติมของแบบจำลอง ANN	46

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 การเปรียบเทียบระหว่างระหว่างเซลล์ประสาทกับเซลล์ประสาทเทียม	12
4.1 ตารางแสดงสถานีและข้อมูลที่นำมาใช้ในสถานีและข้อมูลที่นำมาใช้	27
4.2 ค่า Correlation กับค่า Moving Average เพื่อพิจารณาตัวแปรนำเข้าแบบจำลอง	29
4.3 ค่า Correlation กับช่วงเวลาต่าง ๆ เพื่อพิจารณาตัวแปรนำเข้าแบบจำลอง	30
4.4 แสดงค่า R <sup>2</sup> และค่า Normalized RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลอง มีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 1, 2 ,3และ 4 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	31
4.5 แสดงค่า R <sup>2</sup> และค่า Normalized RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่มีจำนวน Node ต่าง ๆ (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	32
4.6 แสดงค่า R <sup>2</sup> และค่า Normalized RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Network type ต่าง ๆ (1 Hidden Layer , 6 node และ sigmoid smooth function คงที่)	32
4.7 แสดงค่า R <sup>2</sup> และค่า Normalized RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Smooth function ต่าง ๆ (1 Hidden Layer, 6 Node และ Simple multilayer perceptron network คงที่)	33
4.8 แสดงค่า R <sup>2</sup> และค่า Normalized RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่เปรียบเทียบผลลัพธ์ของแต่ละกรณี	33
4.9 แสดงผลลัพธ์พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ 1 ,2 ,3 ,4 ,5 ,และ 6 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 2, 3, 4, และ 5	34
4.10 แสดงสถานีและข้อมูลที่นำมาใช้ในสถานีและข้อมูลที่นำมาใช้	36

## สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
3.1 การจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียม	9
3.2 รูปแบบผังจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียม	10
3.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว	12
3.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น	12
3.5 โครงข่าย Generalized feedforward networks	13
3.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Recurrent Networks	13
3.7 การเรียนรู้แบบมีการสอน	14
3.8 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน	14
3.9 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นซึ่งเป็นแบบมีชั้นซ่อนหนึ่งชั้น	15
3.10 ผังแสดงขั้นตอนวิธีการสร้างแบบจำลองที่เสนอ	18
3.11 ผังแสดงการแบ่งชุดข้อมูลด้วยวิธีการ K-Fold Cross Validation (K=5)	20
4.1 แผนที่ภูมิประเทศแสดงขอบเขตพื้นที่และตำแหน่งสถานีวัดน้ำฝนที่ใช้ในการศึกษา	27
4.2 เกณฑ์ระดับน้ำฝ่ำระวังภัยน้ำท่วมของอำเภอเมืองบางสะพานของกรมชลประทาน	34
4.3 ความสัมพันธ์ของปริมาณน้ำฝนสะสมเฉลี่ย(มม.) กับระดับน้ำเตือนภัยที่สถานี Gt.7 (ม.)	36
4.4 ผล RMSE และ R2 ของแบบจำลอง ANN สำหรับพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ล่วงหน้า 1 ชั่วโมง	38
4.5 ผล RMSE และ R2 ของแบบจำลอง ANN สำหรับพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ล่วงหน้า 2 ชั่วโมง	39
ก.1 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 1 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	47
ก.2 ผล R <sup>2</sup> ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 1 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	48
ก.3 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 2 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	49
ก.4 ผล R <sup>2</sup> ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 2 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	50
ก.5 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 3 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	51
ก.6 ผล R <sup>2</sup> ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 3 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	52
ก.7 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 4 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	53

## สารบัญภาพ(ต่อ)

ภาพที่	หน้า
ก.8 ผล $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 4 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	54
ก.9 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 5 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	55
ก.10 ผล $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 5 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	56
ก.11 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 6 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	57
ก.12 ผล $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 6 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	58
ก.13 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 10 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	59
ก.14 ผล $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 10 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	60
ก.15 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 30 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	61
ก.16 ผล $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 30 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)	62
ก.17 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Simple multilayer perceptron Network (1 Hidden Layer , 6 node และ sigmoid smooth function คงที่)	63
ก.18 ผล $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Simple multilayer perceptron Network (1 Hidden Layer , 6 node และ sigmoid smooth function คงที่)	64
ก.19 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Generalized feedforward Network (1 Hidden Layer , 6 node และ sigmoid smooth function คงที่)	65
ก.20 ผล $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Generalized feedforward Network (1 Hidden Layer , 6 node และ sigmoid smooth function คงที่)	66
ก.21 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Sigmoid Function (1 Hidden Layer, 6 Node และ Simple multilayer perceptron network คงที่)	67
ก.22 ผล $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Sigmoid Function (1 Hidden Layer, 6 Node และ Simple multilayer perceptron network คงที่)	68

## สารบัญภาพ(ต่อ)

ภาพที่	หน้า
ก.23 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Hyperbolic Tangent Function (1 Hidden Layer, 6 Node และ Simple multilayer perceptron network คงที่)	69
ก.24 ผล $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Hyperbolic Tangent Function (1 Hidden Layer, 6 Node และ Simple multilayer perceptron network คงที่)	70
ก.25 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Moving Average	71
ก.26 ผล $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Moving Average	72
ก.27 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ไม่ใช่ Moving Average	73
ก.28 ผล $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่ไม่ใช่ Moving Average	74
ก.29 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 1 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 2	75
ก.30 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 2 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 2	76
ก.31 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 3 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 2	77
ก.32 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 1 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 3	78
ก.33 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 2 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 3	79
ก.34 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 3 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 3	80
ก.35 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 4 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 3	81
ก.36 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 1 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 4	82
ก.37 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 2 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 4	83

## สารบัญภาพ(ต่อ)

ภาพที่	หน้า
ก.38 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 3 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 4	84
ก.39 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 4 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 4	85
ก.40 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 5 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 4	86
ก.41 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 1 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 5	87
ก.42 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 2 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 5	88
ก.43 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 3 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 5	89
ก.44 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 4 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 5	90
ก.45 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 5 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 5	91
ก.46 ผล RMSE และ $R^2$ ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 6 ชั่วโมงล่วงหน้า ของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 5	92

## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 คำนำ

สืบเนื่องจากสภาพภูมิประเทศพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่มีความลาดชันบริเวณพื้นที่ต้นน้ำ และเป็นที่ราบสลับที่ตอนบริเวณพื้นที่ตอนล่าง เมื่อเกิดภาวะฝนตกหนักและต่อเนื่องหลายวันในช่วงฤดูฝน น้ำจะไหลหลากเข้าท่วมพื้นที่ตอนล่างก่อนไหลออกสู่ทะเล มีลักษณะเป็นพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน และที่ผ่านมาสภาพน้ำท่วมเริ่มรุนแรงขึ้นด้วยสาเหตุปัจจัยหลายอย่างร่วมกัน เช่น คลองธรรมชาติแคบ ตื้นเขิน มีการขยายของตัวเมือง เส้นทางคมนาคม การเปลี่ยนแปลงการใช้ประโยชน์ที่ดิน ตลอดจนสิ่งก่อสร้างรูก้ำทางน้ำทำให้เป็นอุปสรรคและกีดขวางการไหลของน้ำ น้ำไหลระบายไม่ทัน เอ่อล้นตลิ่งไหลท่วมพื้นที่ราบลุ่ม โดยเฉพาะในพื้นที่ชุมชนเมืองบางสะพาน สร้างความเดือดร้อนและก่อให้เกิดความเสียหายต่อชาวอำเภอบางสะพานทั้งชีวิตและทรัพย์สินเป็นมูลค่ามหาศาลดังเช่นอุทกภัยในปี พ.ศ.2548 ส่งผลให้ราษฎรเสียชีวิต 4 คน ประชาชนได้รับความเดือดร้อน 1,416 ครัวเรือน มีผู้ประสบภัย 5,776 คน คิดเป็นมูลค่าความเสียหาย 48,442,000 บาท (กรมชลประทาน ,2555)

จากปัญหาน้ำท่วมดังกล่าว การเตือนภัยในเรื่องของน้ำท่วมจึงมีความสำคัญมากซึ่งรูปแบบของการเตือนภัยนั้นก็หลากหลายรูปแบบ ยกตัวอย่างเช่น การเตือนภัยจากการวัดปริมาณน้ำฝน การเตือนภัยจากการวัดระดับน้ำท่า ซึ่งการเตือนภัยเหล่านี้จะต้องได้ข้อมูลจริงที่เกิดขึ้น ณ เวลาขณะนั้นจึงจะสามารถออกประกาศแจ้งข่าวให้ประชาชนที่อยู่ในพื้นที่รับทราบ ทำให้ประชาชนที่อยู่ในพื้นที่มีเวลาในการเตรียมตัวรับมือกับปัญหาที่อาจจะเกิดขึ้นได้ไม่ทันท่วงที การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนล่วงหน้า จะช่วยทำให้ผู้ที่อยู่ในบริเวณนั้นรับทราบถึงสิ่งที่จะเกิดขึ้นล่วงหน้าได้ ซึ่งจะส่งผลให้สามารถเตรียมรับมือได้ทันท่วงที และช่วยลดการสูญเสียที่จะเกิดขึ้นได้

#### 1.2 ความสำคัญของการวิทยานิพนธ์

เนื่องจากกรมชลประทาน ได้มีการทำเกณฑ์ระดับน้ำเฝ้าระวังภัยน้ำท่วมของอำเภอเมืองบางสะพาน ไว้เป็นเกณฑ์ในการแจ้งเตือนกับประชาชนในเขตอำเภอเมืองบางสะพาน ให้ประชาชนมีเวลาเตรียมตัวในการรับมือกับสถานการณ์ของน้ำที่จะเกิดขึ้น แต่เนื่องจากการเฝ้าระวังระดับน้ำดังกล่าว มีเวลาการแจ้งเตือนที่กระชั้นชิด ในบางครั้งที่เกิดเหตุการณ์น้ำท่วมฉับพลันก็จะทำให้ประชาชนไม่สามารถอพยพสิ่งของได้ทัน เกิดความเสียหายทั้งด้านทรัพย์สินและชีวิต ดังนั้นการ

พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงล่วงหน้าในเขตพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่จึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งเพื่อมาเติมเต็ม ระบบการเฝ้าระวังภัยน้ำท่วมของอำเภอเมืองบางสะพานของกรมชลประทาน เพื่อให้ประชาชนมีเวลาในการเตรียมตัวและรับมือกับสถานการณ์ของน้ำที่จะเกิดขึ้น แต่ด้วยข้อมูลที่มีน้อย ช่วงความยาวของข้อมูลก็สั้น โดยเป็นข้อมูลที่ได้จากสถานีวัดน้ำฝนรายชั่วโมงที่อยู่ในพื้นที่อำเภอเมืองบางสะพานจำนวน 5 สถานีได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมง ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ ข้อมูลความกดอากาศ และข้อมูลอุณหภูมิ ช่วงเวลาตั้งแต่ วันที่ 7/8/2017 ถึง 4/9/2019 รวมประมาณ 2 ปี และยังเป็นข้อมูลที่มีทั้งช่วงเวลาที่ฝนตกและไม่มีฝนตกอีกด้วย ส่วนในการพยากรณ์หาปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงเป็นหนึ่งในองค์ประกอบที่ซับซ้อนและยากที่สุดของวัฏจักรอุทกวิทยา เนื่องจากมีความซับซ้อนของกระบวนการของบรรยากาศที่สร้างปริมาณน้ำฝนและมีการแปรผันอย่างมากมายกับสภาพอากาศและเวลา รวมทั้งการผันผวนของข้อมูลอีกด้วย ดังนั้นการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงที่ให้ความแม่นยำ จึงเป็นเรื่องท้าทายเป็นอย่างมากในทางอุทกวิทยา

จากการศึกษาค้นคว้าวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมง พบว่า แบบจำลองโครงข่ายใยประสาท (ANNs) สามารถที่จะเรียนรู้ จัดจำรูปแบบต่าง ๆ เรียนรู้สิ่งใหม่ๆ ได้ตลอดเวลา โดยเมื่อมีข้อมูลที่ทันสมัยและใหม่มากขึ้น เหมาะสำหรับพื้นที่ที่มีข้อมูลทางกายภาพในภาคสนามที่น้อย และมีความสามารถที่จะพยากรณ์เหตุการณ์ใหม่ๆ ที่แบบจำลองไม่เคยเห็นหรือเรียนรู้มาก่อนแต่ต้องอยู่ในช่วงข้อมูลที่เคยผ่านการเรียนรู้ในอดีตมาก่อน(interpolation) แต่จากการศึกษาค้นคว้าได้พบว่า สำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมง มีการศึกษาไว้น้อยมากเมื่อเทียบกับการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายปี รายเดือน รายสัปดาห์ และการใช้แบบจำลอง ANNs ทางด้านงานอุทกภัยในประเทศไทย มีการใช้ หาปริมาณน้ำฝนโดยเฉพาะฝนรายชั่วโมงน้อยที่สุด

สำหรับการพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง มีการศึกษาไว้น้อยมากเมื่อเทียบกับการพยากรณ์ปริมาณฝนรายปี รายเดือน รายสัปดาห์ โดยเฉพาะในประเทศไทยมีการศึกษาจำนวนการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ANN ด้านงานอุทกภัยในประเทศไทย พบว่า โครงสร้างของแบบจำลอง ANN ที่เหมาะสมสำหรับงานทางด้านอุทกวิทยาคือโครงสร้างแบบ Feed - forward Multiple Layer Perceptron(MLP) และกระบวนการเรียนรู้แบบ Back propagation Neural networks (BPNN) (Taninpong et al.,2018) และการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ANN ด้านงานอุทกภัยที่มากที่สุดคือการหาปริมาณน้ำท่าและอัตราการไหล และที่น้อยที่สุดคือ การหาปริมาณน้ำฝนโดยเฉพาะฝนรายชั่วโมง(Tawee Chaipimonplin ,2014) สำหรับงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงคือของ N. Q. Hung et al.,(2009)ได้ศึกษาแบบจำลอง ANN สำหรับการพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงในเขตพื้นที่กรุงเทพมหานคร ประเทศไทย วัตถุประสงค์หลักของการศึกษานี้คือการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนโดยใช้เทคนิคต่าง ๆ ของแบบจำลอง ANN ที่พัฒนาขึ้นให้

สามารถพยากรณ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพและข้อมูลทางอุทกวิทยาต่าง ๆ (ความชื้นสัมพัทธ์, ความดันอากาศ, อุณหภูมิกระเปาะเปียกและปริมาณเมฆ) ที่นำเข้าแบบจำลองเป็นข้อมูลย้อนหลัง 4 ปี จาก 75 สถานี เพื่อใช้พัฒนาแบบจำลอง ANN สำหรับเขตพื้นที่กรุงเทพฯ โดยการทดสอบใช้โครงสร้างแบบจำลอง 2 แบบ คือ Simple multilayer perceptron และ Generalized feed forward และใช้ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation function) ได้แก่ Sigmoid และ hyperbolic tangent ผลการทดสอบแสดงให้เห็นโครงสร้างแบบจำลองชนิด Generalized feed forward และฟังก์ชันการกระตุ้น hyperbolic tangent ให้ผลรับที่ดีที่สุด และถ้ามีใช้ข้อมูลปริมาณน้ำฝนจำนวน 3 สถานีที่อยู่โดยรอบสถานีที่ทดลองยังทำการพยากรณ์ฝนได้ผลอย่างแม่นยำมากยิ่งขึ้น ในการทดลองจากนี้ยังมีการเรียงลำดับความสำคัญของข้อมูลนำเข้าที่จากค่ามากที่สุดไปน้อยที่สุด(โดยมีข้อมูลปริมาณฝนที่สถานีทดลองเป็นหลัก)ดังนี้ อุณหภูมิกระเปาะเปียก,ความชื้นสัมพัทธ์,ความกดอากาศ ,ปริมาณน้ำฝนจำนวน 3 สถานีที่อยู่โดยรอบสถานีที่ทดลอง,ปริมาณเมฆ,และปริมาณฝนเฉลี่ยของทุกสถานีมีความสำคัญน้อยที่สุด เนื่องจากนี้ยังมีการประยุกต์ใช้แบบจำลองเพื่อพยากรณ์ปริมาณฝนล่วงหน้าในพื้นที่กรุงเทพมหานคร ผลปรากฏว่าการพยากรณ์ปริมาณฝนสำหรับ 1 ถึง 3 ชั่วโมงข้างหน้า มีประสิทธิภาพเป็นที่น่าพอใจเป็นอย่างยิ่งและสำหรับการพยากรณ์ที่ 4 ถึง 6 ชั่วโมงข้างหน้ายังมีประสิทธิภาพไม่น่าเป็นที่พอใจ

อย่างไรก็ตามข้อมูลนำเข้าต่างๆและลักษณะภูมิประเทศของงานวิจัยแบบจำลอง ANN สำหรับการพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง ในเขตพื้นที่กรุงเทพมหานคร ประเทศไทย มีความแตกต่างกันมากกับพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน ที่มีความลาดชันบริเวณพื้นที่ต้นน้ำและเป็นที่ราบสลับที่ตอนบริเวณพื้นที่ตอนล่าง โดยเฉพาะความผันผวนของข้อมูลที่มีมากและความต่อเนื่องมีข้อมูลทั้งฝนตกและไม่ตกสลับกันตลอดช่วงข้อมูล ดังนั้นในวิจัยนี้ จะทำการพัฒนาแบบจำลอง ANN การพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงกับพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน(พื้นที่ศึกษากลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่) โดยการใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่เพื่อลดความผันผวนของข้อมูล โดยใช้ข้อมูลรายชั่วโมงในการนำเข้าแบบจำลอง ANN คือ ข้อมูลปริมาณน้ำฝน ความชื้นสัมพัทธ์ ความกดอากาศ และอุณหภูมิ ช่วงเวลาของข้อมูลประมาณ 2 ปี ของสถานีวัดน้ำฝนรายชั่วโมง 5 สถานีในพื้นที่กลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ และมีการใช้ข้อมูลตัวแปรต้นเป็นค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(Moving Average)ของฝนรายชั่วโมงเพื่อลดความผันผวนของข้อมูลและใช้วิธี K-fold cross validation เพิ่มทักษะการพยากรณ์เพื่อให้แบบจำลอง ANN ได้มีทักษะในการพยากรณ์สูงขึ้นจากการเรียนรู้ข้อมูลทุกๆ ตัวแปรที่มีโดยไม่ได้เสียข้อมูลไปในกระบวนการ Validation ผลลัพธ์ของแบบจำลอง ANN มีดังนี้ จำนวน Hidden Layer เท่ากับ 1 Layer จำนวน node ของ Hidden Layer เท่ากับ 6 Node .โครงสร้างแบบจำลองเท่ากับ Simple multilayer perceptron network และ ใช้ Sigmoid function ซึ่งโครงสร้างของแบบจำลอง ANN ดังกล่าวสามารถพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงล่วงหน้า 1 และ 2 ชั่วโมงในพื้นที่กลุ่มน้ำคลองบางสะพาน

ใหญ่ที่ได้ อย่างแม่นยำ (ค่า Normalized RMSE ของแต่ละสถานีจะอยู่ในช่วงร้อยละ 0.91 ถึง 1.33 และค่า  $R^2$  ของแต่ละสถานีจะอยู่ในช่วง = 0.92 ถึง 0.93)

### 1.3 วัตถุประสงค์ของการวิทยานิพนธ์

1.3.1. เพื่อนำเสนอแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม(ANN) สำหรับการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน

1.3.2. เพื่อพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม(ANN) สำหรับการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน

1.3.3. เพื่อประยุกต์แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม(ANN) สำหรับการพยากรณ์ฝนเฉลี่ยรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่

### 1.4 ขอบเขตและสมมติฐานของการวิทยานิพนธ์

1.4.1 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลรายชั่วโมงจากสถานีวัดน้ำฝนในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ ช่วงความยาวของข้อมูล ตั้งแต่ 7/8/2560 ถึง 4/9/2562 (ของจากหน่วยงานสถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำ (องค์การมหาชน))

1.4.2 การศึกษาจะใช้โปรแกรม Matlab สำหรับการพัฒนาและประยุกต์แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม(ANN) สำหรับการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน

1.4.3 โครงสร้างแบบจำลอง ANN สำหรับการประยุกต์ใช้ในพื้นที่ลุ่มน้ำบางสะพานใหญ่ เพื่อพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงเฉลี่ยล่วงหน้า จะใช้โครงสร้างแบบจำลอง ANN ที่มีการพัฒนาขึ้น

## บทที่ 2

### วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (Review of Literature)

แบบจำลองโครงข่ายประสาทมีลักษณะโครงสร้าง และหลักการทำงานคล้ายสมองคน โดยสามารถที่จะเรียนรู้ จัดจำรูปแบบต่าง ๆ เรียนรู้สิ่งใหม่ๆ ได้ตลอดเวลา โดยเมื่อมีข้อมูลที่ทันสมัย และใหม่มากขึ้น แบบจำลองประเภทนี้ก็สามารถที่จะเรียนรู้ได้ภายในระยะเวลาอันสั้น (Haykin, 1999) อีกทั้งยังเหมาะสำหรับพื้นที่ที่มีข้อมูลทางกายภาพในภาคสนามที่น้อย ลักษณะเด่นของโครงข่ายประสาทเทียมอีกข้อคือ มีความสามารถที่จะพยากรณ์เหตุการณ์ใหม่ๆ ที่แบบจำลองไม่เคยเห็นหรือเรียนรู้มาก่อนแต่ต้องอยู่ในช่วงข้อมูลที่เคยผ่านการเรียนรู้ในอดีตมาก่อน(interpolation) ซึ่งถือเป็นจุดเด่นที่สำคัญอย่างยิ่งของแบบจำลอง ANNs และในปี 2000 The ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology (2000) : Part I ได้อธิบายแนวคิด และทฤษฎีของการใช้โครงข่ายประสาทเทียม(ANNs) ในงานด้านอุทกวิทยา และได้สรุปข้อดีของแบบจำลอง ANNs เช่น แบบจำลอง ANNs สามารถสร้างความสัมพันธ์ของข้อมูลนำเข้า (Input) และข้อมูลออก (Output) โดยไม่ต้องคำนึงถึงลักษณะทางกายภาพของพื้นที่ เป็นต้น The ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology (2000) : Part II ศึกษาการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม(ANN) ในการพยากรณ์ทางอุทกวิทยาต่าง ๆ เช่น Rainfall – Runoff Modeling, Modeling Stream flows, Water Quality Modeling, Ground Water Modeling และ Estimating Precipitation Modeling โดยเปรียบเทียบกับแบบจำลองทางอนุกรมเวลา (Time Series modeling) เช่น ARMAX และ SAC-SMA Modeling ซึ่งผลจากการพยากรณ์ในรูปแบบการพยากรณ์ต่าง ๆ นั้น ให้ผลการพยากรณ์ไปในทางเดียวกันคือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม(ANN) ให้ค่าทางสถิติทั้งค่า R, R<sup>2</sup> และ RMSE ดีกว่าแบบจำลองอนุกรมเวลา และยังได้เสนอข้อจำกัดของแบบจำลอง ANNs ซึ่งเป็นความท้าทายในการประยุกต์ใช้แบบจำลองเช่น การหาข้อมูลที่จะใช้ในการเรียนรู้ (training data) ให้เหมาะสมกับแบบจำลองโดยไม่ให้เกิด Over fitting ของผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง การหาวิธีการประยุกต์ใช้แบบจำลองให้สามารถพยากรณ์เหตุการณ์ที่เกิดขึ้นนอกเหนือจากข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของแบบจำลองให้แม่นยำ

จากช่วงเวลาหลายปีที่ผ่านมาได้มีการศึกษาแบบจำลอง ANNs ด้วยโครงสร้างต่าง ๆ เพื่อทำการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝน ทั้งรายปี รายเดือน รายวัน และรายชั่วโมง เช่นจากการศึกษาของ Kumar Abhishek et al.,(2012) ได้เสนอการใช้แบบจำลอง ANN ในการทำนายปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยรายเดือนในพื้นที่ของประเทศอินเดียที่มีลักษณะภูมิอากาศแบบมรสุม การทดลองดำเนินการโดยการใช้โครงสร้างของแบบจำลอง ANN ที่จำนวน 3 แบบได้แก่ Feed Forward Back Propagation, Layer Recurrent, and Cascaded Feed Forward Back Propagation จากนั้นเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้กับแต่ละเครือข่ายพบว่าประเภทของเครือข่ายที่ได้ผลลัพธ์ดีที่สุดคือ Feed Forward Back Propagation ในปีต่อมา S M Chen et al.,(2013) ได้เสนอวิธีโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการสร้างแบบจำลอง ปริมาณน้ำฝน – น้ำท่าเนื่องจากพายุไต้ฝุ่น วัตถุประสงค์เพื่อใช้ข้อมูลปริมาณน้ำฝนและน้ำท่ารายชั่วโมงจากสถานีน้ำฝน Nanhe, Taiwu และ Laii และสถานีน้ำท่า Sinpi ในลุ่มน้ำ Linbien ที่เมือง Pingtung ทางตอนใต้ของไต้หวัน ใช้ข้อมูลเหตุการณ์พายุไต้ฝุ่นจำนวน 24 ครั้ง

ในช่วงปี 2005-2009 โดยการทดสอบแบบจำลอง feed forward back propagation network (FFBP) เปรียบเทียบกับ conventional regression analysis (CRA) ผลปรากฏว่า แบบจำลอง FFBP สามารถทำนายได้แม่นยำกว่าการวิเคราะห์การถดถอยแบบดั้งเดิม(CRA) จากผลที่ได้เราแนะนำให้ใช้แบบจำลอง FFBP สำหรับการสร้างแบบจำลองปริมาณน้ำฝน - การไหลบ่าการพยากรณ์น้ำท่วมและนำแบบจำลอง FFBP ไปศึกษาในกลุ่มน้ำอื่น ๆ

สำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมง มีการทำศึกษาไว้น้อยมากเมื่อเทียบกับพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายปี รายเดือน รายสัปดาห์ ยกตัวอย่าง Lin and Chen ,(2005) ได้ทำการศึกษาการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนกับพายุไต้ฝุ่น ในเขตนลุ่มน้ำ Tanshui ในภาคเหนือของไต้หวันซึ่งเป็นพื้นที่ที่ได้รับผลกระทบของพายุไต้ฝุ่นที่บ่อยครั้งเกิดน้ำท่วมฉับพลันดังนั้นการพยากรณ์พายุไต้ฝุ่นจึงเป็นสิ่งสำคัญในพื้นที่ศึกษา โดยสถานีวัดน้ำฝน 10 แห่งในพื้นที่เป็นข้อมูลน้ำฝนรายชั่วโมงตั้งแต่ปี 1980-1998 จากช่วงเวลานี้ได้มีการเกิดเหตุการณ์ฝนตกหนักเป็นพายุไต้ฝุ่น 32 ครั้งและจะนำเหตุการณ์ดังกล่าวมาพยากรณ์ โดยมี 24 เหตุการณ์ได้รับเลือกเป็นชุดฝึกอบรม ,6 เหตุการณ์ที่ใช้เป็นชุดตรวจสอบและอีก 2 เหตุการณ์ที่เหลือจะใช้เป็นชุดทดสอบสำหรับทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของแบบจำลอง ANNs จากการศึกษาพบว่าแบบจำลอง ANNs สามารถพยากรณ์ล่วงหน้าได้มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดที่ 2 ชั่วโมงและในการเพิ่มข้อมูลของสถานีรอบ ๆ สถานีที่ทำการทดสอบเป็นข้อมูลนำเข้าแบบจำลอง ANNs ให้ประสิทธิภาพดีกว่าการใช้ข้อมูลสถานีเดียว(สถานีที่ทำการทดสอบ) นอกจากนี้ยังพบว่าข้อมูลเชิงพื้นที่มากเกินไปไม่สามารถปรับปรุงความสามารถของแบบจำลองได้ เนื่องจากการรวมข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องเข้าด้วยกันจะส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพและทำลายประสิทธิภาพของเครือข่าย

Tawee Chaipimonplin, (2014) ทำการศึกษาจำนวนการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ANNs ด้านงานอุทกภัยในประเทศไทย โดยสรุปไว้ว่า การพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ANNs ด้านงานอุทกภัยที่มากที่สุดคือ การหาปริมาณน้ำท่าและอัตราการไหล และที่น้อยที่สุดคือ การหาปริมาณน้ำฝนโดยเฉพาะฝนรายชั่วโมง และจากการศึกษา ค้นคว้าเกี่ยวกับการพยากรณ์หาปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงด้วยแบบจำลอง ANN ก็พบงานวิจัยของ N. Q. Hung et al.,(2009) ได้ศึกษาแบบจำลอง ANNs สำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมง ในเขตพื้นที่กรุงเทพมหานคร ประเทศไทย วัตถุประสงค์หลักของการศึกษานี้คือการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนโดยใช้เทคนิคต่าง ๆ ของแบบจำลอง ANNs ที่พัฒนาขึ้นให้สามารถพยากรณ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพและข้อมูลทางอุทกวิทยาต่าง ๆ (ความชื้นสัมพัทธ์, ความดันอากาศ, อุณหภูมิกระเปาะเปียกและปริมาณเมฆ) ที่นำเข้าแบบจำลองเป็นข้อมูลย้อนหลัง 4 ปี จาก 75 สถานี เพื่อใช้พัฒนาแบบจำลอง ANNs สำหรับเขตพื้นที่กรุงเทพมหานคร โดยการทดสอบใช้โครงสร้างแบบจำลอง 2 แบบ คือ Simple multilayer perceptron และ Generalized feed forward และใช้ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation function) ได้แก่ Sigmoid และ hyperbolic tangent ผลการทดสอบแสดงให้เห็นโครงสร้างแบบจำลองชนิด Generalized feed forward และฟังก์ชันการกระตุ้น hyperbolic tangent ให้ผลรับที่ดีที่สุด และถ้ามีใช้ข้อมูลปริมาณน้ำฝนจำนวน 3 สถานีที่อยู่โดยรอบสถานีที่ทดลองยิ่งทำการพยากรณ์ฝนได้ผลอย่าง

แม่นยำมากยิ่งขึ้น ในการทดลองจากนี้ยังมีการเรียงลำดับความสำคัญของข้อมูลนำเข้าที่มีผลต่อค่าการวิเคราะห์ความไวจากมากที่สุดไปน้อยที่สุด(โดยมีข้อมูลปริมาณน้ำฝนที่สถานีทดลองเป็นหลัก)ดังนี้ อุณหภูมิกระเปาะเปียก,ความชื้นสัมพัทธ์,ความกดอากาศ ,ปริมาณน้ำฝนจำนวน 3 สถานีที่อยู่โดยรอบ สถานีที่ทดลอง,ปริมาณเมฆ,และปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยของทุกสถานีมีผลค่าการวิเคราะห์ความไวต่อยุทธศาสตร์ที่น้อยที่สุด เนื่องจากนี้ยังมีการประยุกต์ใช้แบบจำลองเพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนล่วงหน้าในพื้นที่กรุงเทพมหานคร ผลปรากฏว่าการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนสำหรับ 1 ถึง 3 ชั่วโมงข้างหน้า มีประสิทธิภาพเป็นที่น่าพอใจเป็นอย่างยิ่งและสำหรับการพยากรณ์ที่ 4 ถึง 6 ชั่วโมงข้างหน้ายังมีประสิทธิภาพไม่น่าเป็นที่พอใจ ต่อมา Phimpaka et al., (2018) ซึ่งพบว่าโครงสร้างของแบบจำลอง ANNs ที่เหมาะสมสำหรับงานทางด้านอุทกวิทยาคือโครงสร้างแบบ Feed-forward Multiple Layer Perceptron (MLP) และกระบวนการเรียนรู้แบบ Back propagation Neural networks (BPNN)

ดังนั้นจากการศึกษาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks : ANN) ดังที่กล่าวมาข้างต้นการศึกษาได้มีการเสนอแบบจำลอง ANN ให้รูปแบบต่าง ๆ ที่มีทั้งข้อดีและข้อเสีย แต่การที่จะนำเอาผลการศึกษาของแต่ละพื้นที่มาเปรียบเทียบว่าอันไหนดีหรือไม่ดีนั้น จะเป็นสิ่งที่ทำได้ยากเนื่องจากแบบจำลองแต่ละตัวมีความเหมาะสมกับพื้นที่นั้น ๆ และสำหรับการศึกษากการพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลันในครั้งนี้ จะนำรูปแบบของแบบจำลอง ANN ของงานวิจัยแบบจำลอง ANN สำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมง ในเขตพื้นที่กรุงเทพมหานคร ประเทศไทย มาทำการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงกับพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน อย่างไรก็ตามข้อมูลนำเข้าต่างๆและลักษณะภูมิประเทศระหว่างแบบจำลอง ANN สำหรับการพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง ในเขตพื้นที่กรุงเทพมหานคร ประเทศไทย กับพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน ที่มีความลาดชันบริเวณพื้นที่ต้นน้ำและเป็นที่ราบลุ่มที่ตอนบริเวณพื้นที่ตอนล่าง มีความแตกต่างกันมาก โดยเฉพาะความผันผวนของข้อมูลที่มีมากและความต่อเนื่องมีข้อมูลทั้งฝนตกและไม่ตกสลับกันตลอดช่วงข้อมูล ดังนั้นในงานวิจัยนี้จะทำการพัฒนาแบบจำลอง ANN ในการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงกับพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน(พื้นที่ศึกษาลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่) โดยการใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่เพื่อลดความผันผวนของข้อมูล โดยใช้ข้อมูลรายชั่วโมงในการนำเข้าแบบจำลอง ANN คือ ข้อมูลปริมาณน้ำฝน ความชื้นสัมพัทธ์ ความกดอากาศ และอุณหภูมิ ช่วงเวลาของข้อมูลประมาณ 2 ปี ของสถานีวัดน้ำฝนรายชั่วโมง 5 สถานีในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ จากนั้นจะนำแบบจำลอง ANN สำหรับการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลันที่ได้ ไปตรวจสอบความสามารถและประยุกต์ใช้กับพื้นที่ศึกษาลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ต่อไป

### บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย

จากการค้นคว้าวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับแบบจำลองต่างๆ สำหรับการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงกับพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน ที่มีความลาดชันบริเวณพื้นที่ต้นน้ำและเป็นที่ราบสลับที่ตอนบริเวณพื้นที่ตอนล่าง นั้น พบว่า จะนำรูปแบบของแบบจำลอง ANN ของงานวิจัยแบบจำลอง ANN สำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมง ในเขตพื้นที่กรุงเทพมหานคร ประเทศไทย มาใช้พยากรณ์ฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน และมีการปรับค่าความแปรปรวนของข้อมูลน้ำฝนรายชั่วโมงด้วยวิธีการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เพื่อลดความแปรปรวน ก่อนจะไปข้อมูลนำเข้าในแบบจำลอง ANN และนำแบบจำลองดังกล่าวไปพัฒนา ตรวจสอบความสามารถและประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงกับพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน(ศึกษาลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่) ต่อไป ดังนั้นในบทนี้จึงขอเสนอ ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้ ได้แก่ วิธีหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(Moving Average) , โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANNs) และวิธีการสร้างแบบจำลอง

#### 3.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

##### 3.1.1 วิธีหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(Moving Average)

วิธีการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(Moving Average) การพยากรณ์ตามวิธีนี้จะมีการนำค่าสังเกตหรือปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงจำนวนหนึ่งๆ เช่น 2 ค่า ,3 ค่า ,4 ค่า ,5 ค่า มาหาค่าเฉลี่ยซึ่งวิธีนี้เป็นการเฉลี่ยที่ให้น้ำหนักกับค่าสังเกตแต่ละค่าเท่ากัน สำหรับจำนวนค่าสังเกตที่จะนำมาหาค่าเฉลี่ยนั้น ถ้าข้อมูลที่มีการเคลื่อนไหวมากควรใช้จำนวนค่าสังเกตมาก และในทางกลับกันถ้าข้อมูลค่อนข้างเรียบควรใช้จำนวนค่าสังเกตน้อยลงตามลำดับ(สมเกียรติ เกตุเยี่ยม 2548)

เทคนิคการเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(Moving Average) เทคนิคนี้เป็นการนำเอาข้อมูลในอดีตมาถ่วงน้ำหนักเท่าๆกันเพื่อพยากรณ์ในอนาคต

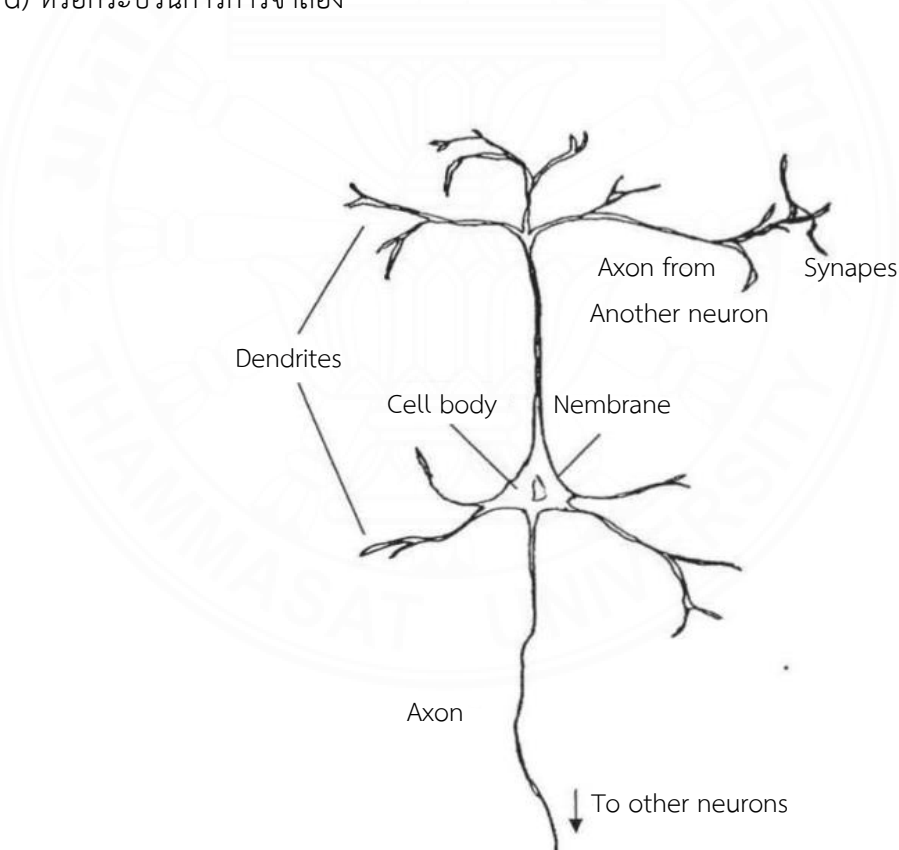
วิธี Moving Average ( $\bar{x}_t$ ) มีสูตรดังนี้

$$\bar{x}_n = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x_t \quad (3.1)$$

โดยที่ $\bar{x}_n$	เป็นค่าพยากรณ์แบบเฉลี่ยเคลื่อนที่สำหรับจำนวนชั่วโมง n
n	เป็นจำนวนช่วงเวลา (หน่วยชั่วโมง)
$x_t$	เป็นปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมง ช่วงเวลา t
t	เป็นเวลา(ทุกๆ 1 ชั่วโมง)

### 3.1.2 โครงข่ายใยประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANN)

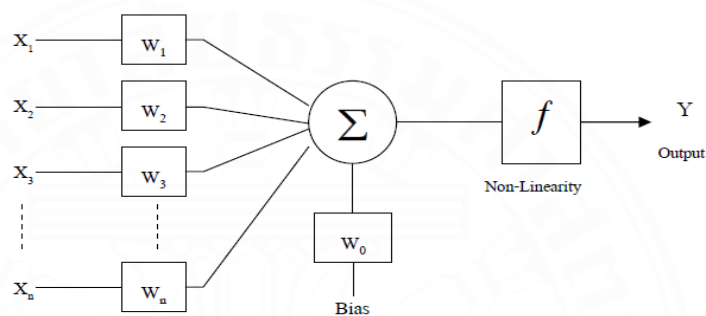
โครงข่ายใยประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANN) เป็นความรู้แขนงหนึ่งของปัญญา-ประดิษฐ์ (Artificial Intelligence, AI) ซึ่งเลียนแบบการทำงานและคุณสมบัติเซลล์สมองหรือระบบประสาทของมนุษย์ เมื่อหลักการโครงข่ายประสาทเทียมผนวกกับความสามารถของวิทยาการทางคอมพิวเตอร์ในปัจจุบันทำให้ได้ระบบที่มีศักยภาพในการทำงาน ซึ่งมีคุณลักษณะและคุณสมบัติที่น่าสนใจ เช่น สามารถจำลองปัญหาได้โดยไม่ต้องทราบลักษณะรูปแบบการกระจายของข้อมูล ระบบการทำงานมีการใช้ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์อย่างง่ายแทนที่จะใช้กลไกทางกายภาพ และไม่ได้ทำงานตามชุดคำสั่งแต่อย่างใดอย่างเดียวกับโปรแกรมคอมพิวเตอร์ทั่วไป คำตอบหรือผลลัพธ์มีความน่าเชื่อถือด้วยเหตุผลดังกล่าวโครงข่ายประสาทเทียมจึงสามารถแก้ปัญหาได้ใกล้เคียงกับเซลล์สมอง หรือระบบประสาทของสิ่งมีชีวิตโดยเฉพาะมนุษย์ ระบบการเรียนรู้จากตัวอย่างที่มีจำนวนและความหลากหลาย แหล่งที่มาของตัวอย่างอาจได้จากข้อมูลในอดีต (Historical record) หรือกระบวนการการจำลอง



ภาพที่ 3.1 การจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียม

ระบบการทำงานของโครงข่ายใยประสาทเทียม เป็นการจำลองในรูปของฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ โดยจำลองการทำงานจากเซลล์ประสาท (Neuron) ในสมองมนุษย์ เซลล์ประสาทรับข้อมูลอินพุตจากเซลล์ประสาทอื่น โดยผ่านทางจุดเชื่อมโยงระหว่างเซลล์หรือที่เรียกว่า Synapse สัญญาณข้อมูลอินพุตจะ

ได้รับการประมวลผลภายใน จากนั้นสัญญาณข้อมูลเอาต์พุตจากเซลล์ประสาทจะถูกส่งออกมาทาง ส่วนของแอกซอน (Axon) ซึ่งจะส่งไปยังเดนไดรต์(Dendrites) ต่อไป ส่วนวิธีการการประมวลผล ภายในโดยเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์จะมีจุดเชื่อมโยงระหว่างการทำงานใน 2 ลักษณะคือ การกระตุ้น (Excitatory) เป็นการทำให้สัญญาณที่ผ่านมามีความถี่สูงขึ้นและการยับยั้ง(Inhibitory) ซึ่งเป็นการทำให้สัญญาณที่ผ่านมามีความถี่ลดลง แบบจำลองของโครงข่ายใยประสาทเทียมมีอัตราการขยายหรือลด จะถูกกำหนดโดยค่าถ่วงน้ำหนัก(Weight) รูปแบบการจำลองระบบการทำงานของเซลล์ประสาทเทียม แสดงดังรูปที่ 3.2



ภาพที่ 3.2 รูปแบบผังจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียม

จากรูป  $(X_1, X_2, X_3, \dots, X_n)$  จะเป็น Input ที่มีความสัมพันธ์กับ  $Y$  ที่เป็น Output แบบไม่เชิงเส้น ดังนั้นจะได้ฟังก์ชัน  $y_k$  ที่เป็นแบบไม่เชิงเส้น(Nonlinear function) ดังสมการ

$$z_k = \sum_{i=1}^n w_{ik}x_i + b_k = w_{1k}x_1 + w_{2k}x_2 + \dots + w_{ik}x_i + b_k \quad (3.2)$$

- โดยที่
- $x_i$  เป็นค่าตัวแปรอินพุตของโหนดที่  $i$
  - $w_{ik}$  เป็นค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างโหนดที่  $i$  และ  $k$
  - $b_k$  เป็นค่าไบแอส (Bias) ของโหนดที่  $k$
  - $z_k$  เป็นค่าผลรวมของตัวแปรอินพุตของโหนดที่  $k$

สัญญาณ  $h_k$  ถูกส่งผ่านฟังก์ชันที่เรียกว่าฟังก์ชันกระตุ้น(Activation Function) เพื่อคำนวณค่าตัวแปรเอาต์พุตเป้าหมายที่ออกจากเซลล์ประสาทเทียม(node)  $y_k$  ตามสมการ

$$y_k = f(z_k) \quad (3.3)$$

ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) สำหรับข้อมูลส่งออกของแต่ละnode จะมีการใช้ฟังก์ชันกระตุ้น เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีความซับซ้อนและสามารถแก้ปัญหาได้หลายหลายมากขึ้น ฟังก์ชันกระตุ้นที่นิยมกันมีดังต่อไปนี้

1. ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) เป็นฟังก์ชันที่ให้ค่าผลลัพธ์ออกมาอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ฟังก์ชันซิกมอยด์สามารถเขียนแทนด้วย  $\sigma$  ซึ่งคำนวณได้จากสมการ

$$\sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (3.4)$$

2. ฟังก์ชันแทนเจนต์ไฮเพอร์โบลิก (Hyperbolic Tangent Function) เป็นฟังก์ชันที่ให้ค่าผลลัพธ์ออกมาอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 ฟังก์ชันแทนเจนต์ไฮเพอร์โบลิกสามารถเขียนแทนด้วย  $\tanh(z)$  ซึ่งคำนวณได้จากสมการ

$$\tanh(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (3.5)$$

3. ฟังก์ชันค่าสูงสุดอย่างอ่อน (Softmax Function) เป็นฟังก์ชันที่ให้ค่าผลลัพธ์ออกมาอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ซึ่งสามารถเทียบได้กับความน่าจะเป็นของผลลัพธ์ กำหนดให้ชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมที่ต้องการคำนวณมีผลลัพธ์ทั้งหมด  $k$  ตัว ค่าของผลลัพธ์นั้นแทนด้วยสัญลักษณ์  $z$  จะได้ว่า ฟังก์ชันค่าสูงสุดอย่างอ่อนของผลลัพธ์ตัวที่  $j$  หรือ แทนด้วยสัญลักษณ์  $f_j$  ซึ่งคำนวณได้จากสมการ

$$f(z)_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{i=1}^k e^{z_i}} \quad (3.6)$$

4. ฟังก์ชันเรกติไฟต์เชิงเส้น (Rectified Linear Unit function หรือ ReLU) เป็นฟังก์ชันที่ให้ค่าผลลัพธ์ออกมาเป็นค่ามากกว่าหรือเท่ากับศูนย์เสมอ สมการฟังก์ชันเรกติไฟต์เชิงเส้นสามารถแทนด้วยสัญลักษณ์  $f$  ซึ่งคำนวณได้จากสมการ

$$f(z) = \begin{cases} 0 & \text{if } z < 0 \\ z & \text{if } z \geq 0 \end{cases} \quad (3.7)$$

5. ฟังก์ชันขีดแบ่ง (Threshold Function) เป็นฟังก์ชันรูปทั่วไปของฟังก์ชันเรกติไฟต์เชิงเส้น โดยจะมีค่าขีดแบ่ง  $t$  ตามที่กำหนด สมการของฟังก์ชันขีดแบ่ง สามารถแทนด้วยสัญลักษณ์  $f$  ซึ่งคำนวณได้จากสมการ

$$f(z,t) = \begin{cases} 0 & \text{if } z < t \\ z & \text{if } z \geq t \end{cases} \quad (3.8)$$

การเปรียบเทียบระหว่างเซลล์ประสาทและเซลล์ประสาทเทียมแสดงดังตารางที่ 3.1 โดยโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองการทำงานของระบบประสาทส่วนกลาง ที่มีโครงสร้างเป็น

ลักษณะของโครงข่ายที่เชื่อมโยงกันระหว่างหน่วยข้อมูลกับหน่วยประมวลผล สามารถรับรู้ข้อมูล และปรับตัวเข้ากับสถานการณ์ หรือสิ่งแวดล้อมที่กำลังเผชิญได้ดี

ตารางที่ 3.1 การเปรียบเทียบระหว่างระหว่างเซลล์ประสาทกับเซลล์ประสาทเทียม

เซลล์ประสาท	เซลล์ประสาทเทียม
เซลล์ประสาท (Cell Body)	ยูนิต (Unit)
เดนไดรต์ (Dendrite)	ตัวแปรอินพุต (Input)
แอกซอน (Axon)	ตัวแปรเอาต์พุต (Output)
ไซแนปส์ (Synapse)	ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight)
ความเร็วในการทำงานช้า	ความเร็วในการทำงานสูง
มีเซลล์จำนวนมาก (ประมาณ $10^9$ ยูนิต)	มีเซลล์จำนวนน้อยกว่า (เป็นหลักร้อย)

ซึ่งโครงสร้างมาตรฐานของโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วย Node ในแต่ละชั้น Layer และการเชื่อมต่อกันภายในระหว่างชั้น Layer ดังนี้

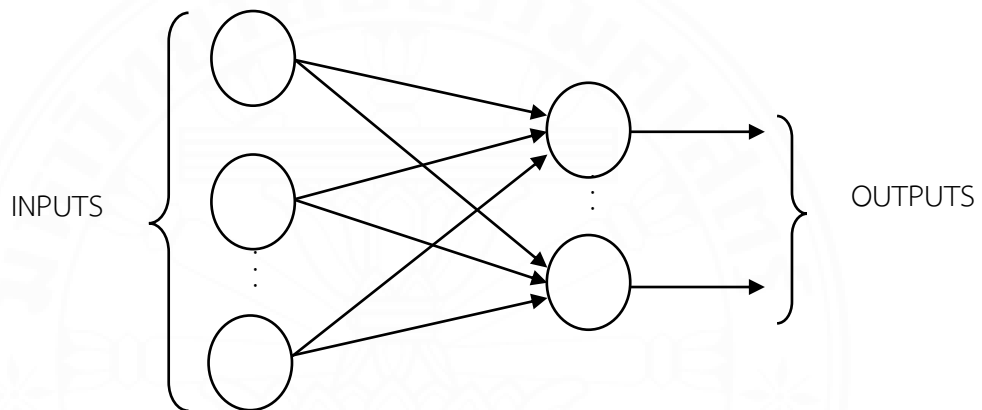
1. ชั้นแรกจะเป็นชั้น Input layer จะมีเพียงชั้นเดียว จำนวน Node จะมีเท่ากับจำนวนของข้อมูล Input Data การคำนวณในชั้น Input Node จะเป็นเพียงการแปลงค่าข้อมูลให้มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 เนื่องจากข้อมูลดิบจะเป็นตัวเลขที่มีค่ามาก และหน่วยของข้อมูลมีรูปแบบที่ไม่เหมือนกันจึงต้องแปลงให้อยู่ในรูปแบบและช่วงของข้อมูลเดียวกัน

2. ชั้น Hidden layer โดยทั่วไปจำนวนชั้นและจำนวน Node จะเป็นเท่าใดไม่มีข้อจำกัดแน่นอนตายตัว แต่ถ้ามีจำนวนชั้นและจำนวน Node มาก ๆ จะทำให้ช้ามากในการคำนวณ (Overfitting) และผลที่ได้ดีหรือไม่ดีไม่อาจจะทราบได้ และถ้ามีจำนวนชั้นและจำนวน Node น้อยเกินไป จะทำให้ผลการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนไม่ลู่เข้าจุดต่ำสุด (Convergent) และผลลัพธ์ที่ได้จะไม่ถูกต้อง ต้องทำการทดลองเปรียบเทียบกันระหว่าง Neural Network ที่มีจำนวนชั้น Hidden layer ต่าง ๆ กันและจำนวน Node ในชั้น Hidden layer นั้น ๆ ว่ามีจำนวนเท่าไรจะทำให้การคำนวณได้ผลดีกว่ากัน

3. ชั้น Output layer จะมีชั้นเดียวและจะมีจำนวน Node เท่ากับจำนวน Output ที่ต้องการ การคำนวณของ Artificial Neural Network (ANN) จะอยู่ที่ Node ในชั้น Hidden layer และชั้น Output layer เป็นหลัก สำหรับ Node ในชั้น Input layer จะเป็นเพียงกระบวนการปรับข้อมูล (Data Processing) เท่านั้น โดย Input จะมารวมเข้ากันที่ Node แล้วผ่านขั้นตอนความสัมพันธ์ ซึ่งมี Connection weight และค่า bias ร่วมด้วย

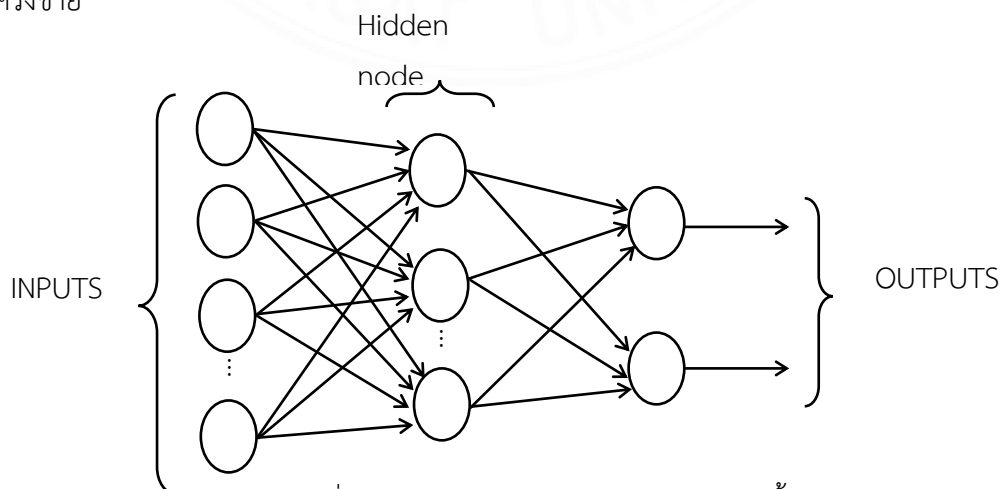
ดังนั้นโดยทั่วไปจึงสามารถแบ่งประเภทสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม ตามจำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมได้ 4 แบบ ดังนี้

1. Single Layer Perceptron หรือโครงข่ายแบบชั้นเดียว เป็นโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายที่มีเพียงชั้น Input layer และชั้น Output layer เท่านั้น node ในชั้น Input layer ทำหน้าที่รับข้อมูลเข้า (Input Value) แล้วส่งข้อมูลผ่านเส้นเชื่อมโยงต่าง ๆ ไปให้ node ในชั้น Output layer ความเข้มของสัญญาณหรือปริมาณข้อมูลที่นำเข้าสู่ node ในชั้น Output layer จะขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักที่อยู่บนเส้นเชื่อมโยง node ในชั้น Output layer จะนำข้อมูลที่รับมาคำนวณโดยใช้ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า ฟังก์ชันการแปลง (Transfer Function) ที่เหมาะสมกับปัญหาแล้วส่งผลลัพธ์ที่ได้ออกมาเป็นข้อมูลส่งออก เช่น โครงข่ายแบบชั้นเดียวแบบเพอเซปตรอนอย่างง่าย (Simple Perceptron) และโครงข่ายโฮบฟิลด์ (Hopfield Networks) ลักษณะโครงข่ายแบบชั้นเดียว



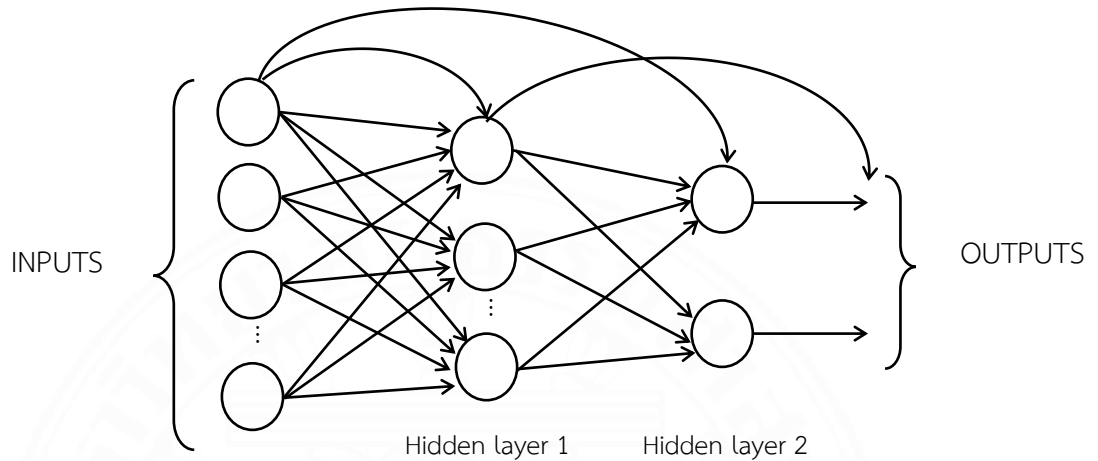
ภาพที่ 3.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

2. Multilayer Perceptron หรือโครงข่ายแบบหลายชั้น เป็นโครงข่ายที่มีชั้น Hidden layer ตั้งแต่ 1 ชั้นขึ้นไป โครงข่ายแบบหลายชั้นจะใช้ในกรณีที่มีปัญหาที่มีความซับซ้อน ซึ่งโครงข่ายแบบชั้นเดียวไม่สามารถ แก้ปัญหาได้ จึงเพิ่มจำนวน node ที่มีการคำนวณหรือชั้น Hidden layer ให้กับโครงข่าย



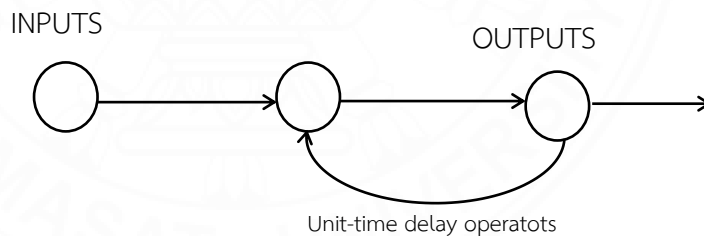
ภาพที่ 3.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

3. Generalized feedforward networks มีลักษณะ โครงสร้างทั่วไปเหมือนกับ Multilayer Perceptron แต่ Generalized feedforward networks มีการสามารถข้ามการเชื่อมต่อหนึ่งเลเยอร์หรือมากกว่า



ภาพที่ 3.5 โครงข่าย Generalized feedforward networks

4. Recurrent Networks ข้อมูลที่ประมวลผลในวงจรข่ายจะมีการป้อนกลับเข้าไปยังวงจรข่ายหลายๆครั้งจนกระทั่งได้คำตอบออกมา (บางที่เรียกว่า Feedback Network)



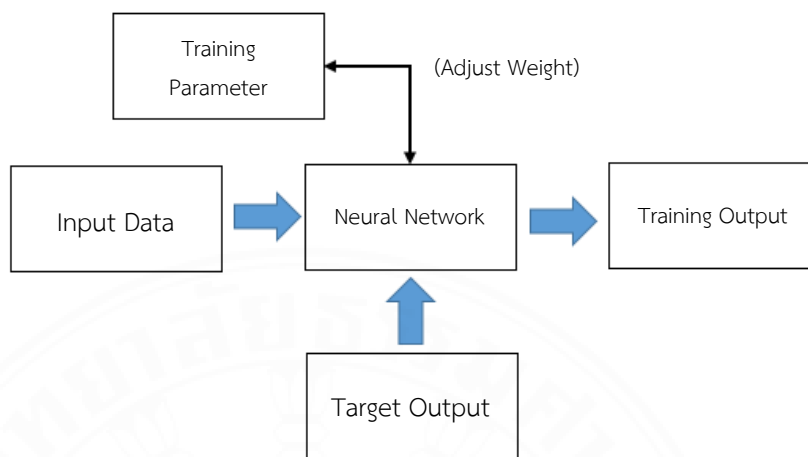
ภาพที่ 3.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Recurrent Networks

โดยหลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 2 ขั้นตอน ดังนี้

1. ขั้นตอนของการเรียนรู้ เป็นขั้นตอนการนำเข้าข้อมูลและเป้าหมายชุดแรกมาฝึกให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ โดยแบ่งการเรียนรู้เป็น 3 ประเภท คือ

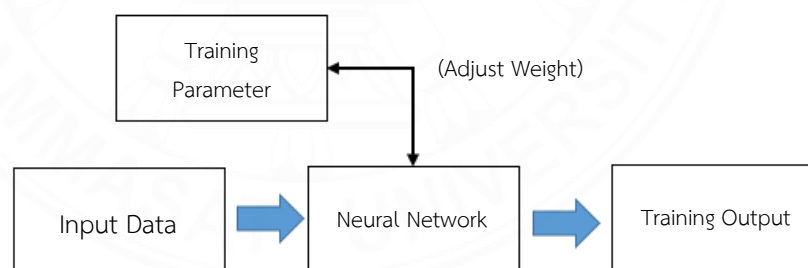
Supervised learning (การเรียนรู้แบบมีครูสอน) เป็นการใส่รูปแบบของชุดข้อมูลคู่ Input - Output เพื่อให้โครงข่ายได้เรียนรู้หาความสัมพันธ์ภายในของ Input ต่าง ๆ เพื่อให้ได้ Output ของโครงข่ายใกล้เคียงหรือตรงกับ Output ที่กำหนดให้ ดังนั้นการเรียนรู้แบบนี้ ถ้า Output ที่ได้ไม่

ตรงกับค่า Target output โครงข่ายจะส่งข้อมูลความคลาดเคลื่อนกลับไปปรับแก้ค่าต่าง ๆ ที่เชื่อมโยงในโครงข่าย เพื่อให้ได้ Output ที่มีความถูกต้องหรือใกล้เคียงกับค่า Target output



ภาพที่ 3.7 การเรียนรู้แบบมีการสอน

Unsupervised learning (การเรียนรู้แบบไม่มีครูสอน) ในโครงข่ายของการเรียนรู้แบบนี้จะปรับตัวเองหรือหาความสัมพันธ์ เพื่อให้ได้ผลลัพธ์เองโดยไม่ต้องความช่วยเหลือจากภายนอกและไม่รับรู้ความผิดพลาดที่เกิดจากข้อมูลเป้าหมาย การเรียนรู้แบบนี้จะใช้วิธีการสร้างความเข้มแข็งให้กับค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงกับ Input ที่ตอบสนองได้ดีกับค่า Target output



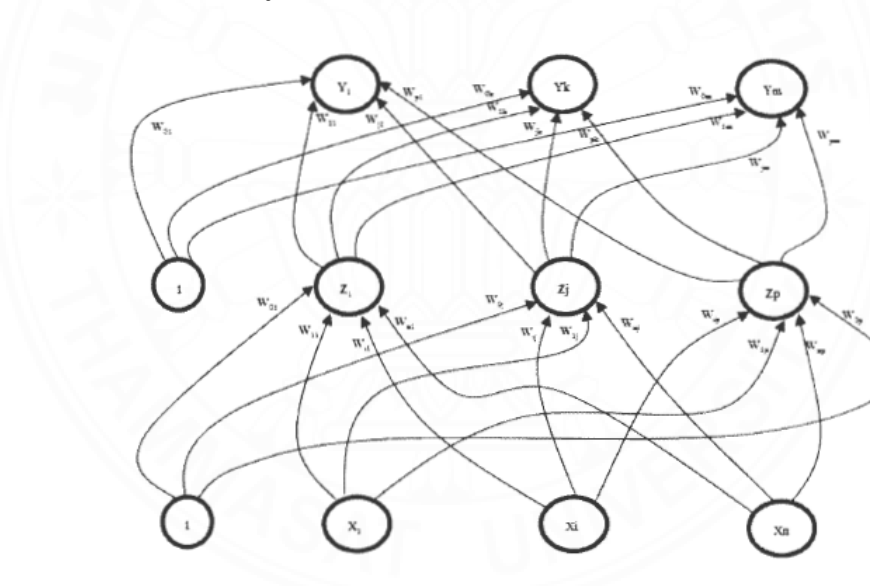
ภาพที่ 3.8 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน

Reinforcement (การเรียนรู้แบบเสริม) แม้ว่าโครงข่ายถูกฝึกอบรมแล้วก็ตาม แต่คำตอบที่ถูกต้องหรือ Target output ไม่ได้ถูกนำมาแสดงในโครงข่าย ดังนั้นผลการคำนวณจึงแสดงออกมาในรูปถูกหรือผิด โครงข่ายจึงต้องใช้ประโยชน์จากข้อมูลต่าง ๆ เพื่อนำไปปรับปรุงการทำงานให้ดีขึ้น

2. ขั้นตอนการทดสอบ โดยนำโครงข่ายที่ได้ไปใช้งานกับชุดข้อมูลอีกชุด ซึ่งขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนการคำนวณไปข้างหน้า ซึ่งจะนำค่าน้ำหนักที่ได้จากขั้นตอนการเรียนรู้มาใช้งาน

### 3.1.3 กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ(Back propagation)

เนื่องจากข้อจำกัดของโครงข่ายชั้นเดียว ทำให้มีนักวิจัยกลุ่มหนึ่งได้พัฒนาวิธีการที่ดีขึ้นมา (Werbos, 1974; parker, 1985, Rumelhart et al., 1985) โดยเสนอโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นที่เรียกว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ซึ่งเป็นวิธีการคำนวณเพื่อหาค่าต่ำสุดของผลรวมของค่าความผิดพลาดของสัญญาณออกยกกำลังสองที่คำนวณจากโครงข่าย ซึ่งสามารถนำไปใช้งานได้หลายแขนง โดยเฉพาะที่เกี่ยวข้องกับการจับคู่ชุดสัญญาณเข้าที่ได้รับกับสัญญาณออกที่เป็นเป้าหมาย การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับประกอบด้วยการทำงาน 3 ขั้นตอน คือ ขั้นตอน การคำนวณไปข้างหน้าของสัญญาณเข้า (Feed Forward) ขั้นตอน การคำนวณและการแทนค่ากลับของ ผลรวมความผิดพลาดของสัญญาณออกและค่าเป้าหมาย และขั้นตอนการปรับค่าน้ำหนักและไบแอส หลังจากที่โครงข่ายผ่านกระบวนการเรียนรู้ การนำโครงข่ายที่ถูกปรับสอนแล้วไปใช้งานโครงข่ายจะทำงานโดยขั้นตอนการคำนวณไปข้างหน้าเพียงขั้นตอนเดียว จึงทำให้โครงข่ายที่ผ่านการเรียนรู้หรือ ได้รับการสอนแล้วสามารถให้คำตอบได้เร็วมาก



ภาพที่ 3.9 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นซึ่งเป็นแบบมีชั้นซ่อนหนึ่งชั้น

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับที่มีหนึ่งชั้นซ่อนจะประกอบด้วย 3 ชั้น คือ ชั้นรับข้อมูล ชั้นซ่อน และชั้นแสดงผล โดยกำหนดให้โหนดที่ชั้นรับข้อมูลแทนด้วยสัญลักษณ์  $X$  มีค่าของสัญญาณที่แต่ละโหนดคือ  $(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)$  โหนดของชั้นซ่อนแทนด้วยสัญลักษณ์  $Z$  และโหนดของชั้นแสดงผลแทนด้วยสัญลักษณ์  $Y$  ที่ตำแหน่งชั้นรับข้อมูลและชั้นซ่อนจะมีค่าไบแอสที่ส่งไปยังหน่วยซ่อน  $Z_j$  แทนด้วย  $V_j$  (ภาพที่ 3.8) และไบแอสจากชั้นซ่อนจ่ายไปยังชั้นแสดงผล  $Y_k$  แทนด้วยสัญลักษณ์  $W_{ok}$  ในระหว่างการคำนวณไปข้างหน้า แต่ละโหนดของชั้นรับข้อมูล ( $X$ ) จะรับข้อมูลและกระจายข้อมูล ไปยังในแต่ละโหนดของชั้นซ่อน ( $Z_1, \dots, Z_i, \dots, Z_p$ ) และแต่ละโหนดของชั้นซ่อนจะทำการแปลง ข้อมูลด้วย

ฟังก์ชันกระตุ้นและส่งผลที่คำนวณได้ ( $Z_j$ ) ไปยังที่แต่ละโหนดของชั้นแสดงผล ( $Y_k$ ) แต่ละ โหนดของชั้นแสดงผลจะทำการแปลงข้อมูลด้วยฟังก์ชันกระตุ้น ( $Y_k$ ) เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ต้องการ เมื่อเสร็จสิ้นขั้นตอนการคำนวณไปข้างหน้า ขั้นตอนต่อไปเป็นการแทนค่ากลับของค่าความผิดพลาดที่ได้จากการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้ในชั้นแสดงผลกับค่าเป้าหมาย ค่าความแตกต่างที่คำนวณได้คือ ผลรวมของผิดพลาดที่จะคำนวณกลับไปยังโหนดของชั้นซ่อนซึ่งเชื่อมต่อกับชั้นซ่อน ( $Y_k$ ) ทำให้มี ผลต่อการเปลี่ยนค่าน้ำหนักระหว่างชั้นรับข้อมูลกับชั้นซ่อนด้วย ซึ่ง  $\delta_j$  [ $j=1, \dots, p$ ] คือผลรวมของค่า ความผิดพลาดที่คำนวณได้ในชั้นซ่อน และจะถูกใช้เป็นตัวปรับค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นรับข้อมูลกับ ชั้นซ่อน หลังจากคำนวณในชั้นตอนนี้แล้วค่าน้ำหนักของทุกโหนดในแต่ละชั้นจะถูกปรับเพื่อให้เกิดความถูกต้องของผลการคำนวณมากขึ้น ขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสระหว่างชั้นรับข้อมูลกับชั้นซ่อน ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่าง สองชั้นนี้ซึ่งแทนด้วย  $W_{jk}$  จะถูกปรับโดยขึ้นอยู่กับค่า  $\delta_j$  ในลักษณะเดียวกัน จากนั้นก็ทำการคำนวณ ไปข้างหน้าวนซ้ำเช่นนี้เรื่อยๆจนกว่าค่าที่คำนวณได้ที่ได้จะเข้าสู่ค่าเป้าหมาย

ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายใยเทียมแบบแพร่กลับที่มีชั้นซ่อนหนึ่งชั้น มีลักษณะดังนี้

ชั้นที่ 0 กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้น

ชั้นที่ 1 ถ้าเงื่อนไขของการหยุดทดสอบเป็นเท็จให้ทำชั้นที่ 2-9

ชั้นที่ 2 สำหรับแต่ละแบบการสอนให้ทำชั้นที่ 3-8

#### การคำนวณไปข้างหน้า

ชั้นที่ 3 สำหรับแต่ละหน่วยสัญญาณเข้า ( $X_i, i=1, \dots, n$ )

ชั้นที่ 4 ที่แต่ละหน่วยซ่อน ( $z_j = 1, \dots, p$ ) จะรวมค่าน้ำหนักของสัญญาณเข้ากับสัญญาณเข้า [ $z_{in_j}$ ]

$$z_{in_j} = v_{oj} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (3.9)$$

และใช้ [ $z_{in_j}$ ] ในการหาค่าฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณสัญญาณออก  $z_j$

$$z_j = f(z_{in_j}) \quad (3.10)$$

โดยที่  $f(\dots)$  คือฟังก์ชันกระตุ้น ซึ่งฟังก์ชันที่เลือกใช้ในการศึกษาครั้งนี้คือ ฟังก์ชันแทนเจตไฮเพอร์โบลิก

$$\tanh(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (3.11)$$

ชั้นที่ 5 ที่แต่ละหน่วยสัญญาณออก ( $Y_k, k=1, \dots, m$ ) หาผลรวมค่าน้ำหนักของสัญญาณเข้ากับสัญญาณเข้ากับสัญญาณเข้า  $y_{ink}$

$$y_{ink} = w_{ok} + \sum_{j=1}^m z_j w_{jk} \quad (3.12)$$

และใช้ค่า  $y_{in_k}$  ที่คำนวณได้ในการหาค่าฟังก์ชันกระตุ้นเพื่ออ่านรวมสัญญาณออก  $y_k$

$$y_k = f(y_{in_k}) \quad (3.13)$$

#### แทนค่ากลับของความผิดพลาด

ขั้นที่ 6 ที่แต่ละหน่วยสัญญาณออก ( $y_k$   $k=1, \dots, m$ ) อ่านค่าเป้าหมายที่สอดคล้องกับแบบสัญญาณเข้า ที่ใช้ในการสอนแล้วคำนวณหาพจน์ของผิดพลาดของข้อมูล  $\delta_k$

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (3.14)$$

โดยที่  $f(x)$  คืออนุพันธ์ของฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) แล้วคำนวณค่าน้ำหนักที่ถูกต้อง (Weight Correction Term) ซึ่งใช้ในการปรับ  $w_{jk}$  เมื่อ  $\alpha$  คืออัตรา การเรียนรู้ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ต่อจากนั้นทำการคำนวณค่าไบแอสที่ถูกต้อง (Bias Correction Term) ซึ่งจะใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก  $w_{ok}$  และส่ง  $\delta_k$  ไปยังหน่วยในชั้นก่อนหน้า

$$\Delta w_{ok} = (\alpha \delta_k) \quad (3.15)$$

ขั้นที่ 7 แต่ละหน่วยซ่อน ( $Z_j$   $j=1, \dots, p$ ) จะทำการรวมผลคูณของสัญญาณเข้าจากหน่วยในชั้นบนกับ ค่าน้ำหนักโดยแทนด้วย  $\delta_{in_j}$

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (3.16)$$

นำค่าที่ได้คูณด้วยค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณหาความผิดพลาดของข้อมูล  $\delta_j$

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (3.17)$$

แล้วนำค่า  $\delta_j$  ที่ได้ไปคูณกับค่าน้ำหนักใหม่และอัตราการเรียนรู้เพื่อหาการเปลี่ยนแปลงของน้ำหนัก ซึ่งจะใช้ในการปรับ  $V_{ij}$  ในขั้นตอนที่ 8

$$\Delta V_{ij} = (\alpha \delta_k) x_i \quad (3.18)$$

และทำการคำนวณเพื่อหาการเปลี่ยนแปลงของค่าไบแอสใหม่ที่ถูกต้องซึ่งจะใช้ในปรับ

$$\Delta V_{ij} = (\alpha \delta_k) x_i$$

#### ปรับค่าน้ำหนักและไบแอส

ขั้นที่ 8 ที่แต่ละหน่วยสัญญาณออก ( $Y_k$   $k=1, \dots, m$ ) จะทำการปรับค่าไบแอสและน้ำหนักใหม่ดัง สมการข้างล่าง

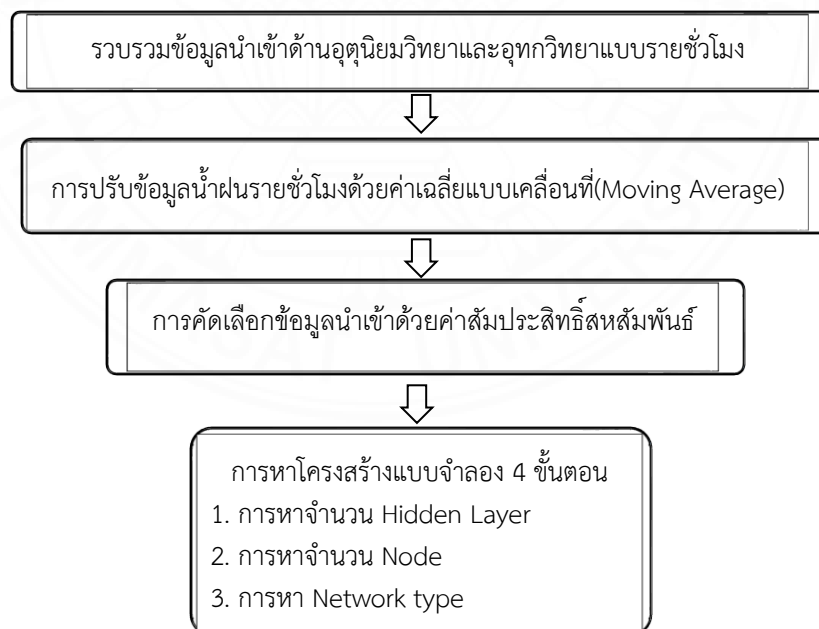
$$w_{ij}(\text{new}) = w_{jk}(\text{old}) + \Delta w_{jk} \quad (3.19)$$

แต่ละหน่วยซ่อน ( $Z_j, j=1, \dots, p$ ) ปรับค่าไบแอสและน้ำหนัก ( $i=0, \dots, n$ )

ขั้นที่ 9 ตรวจสอบเงื่อนไขการหยุดทำงาน ทำงานคำนวณจนครบชุดที่ต้องการเรียกว่า เป็นหนึ่งรอบ ซึ่งทำการสอนโครงข่ายจนกว่าจะได้คำตอบ เข้าสู่เป้าหมายที่ต้องการ โดยจำเป็นต้องอาศัยการคำนวณหลายรอบ

### 3.2 วิธีการสร้างแบบจำลอง

งานวิจัยนี้จะมีการนำข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง มาพิจารณาคัดเลือกโดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วน (Partial correlation coefficient) เป็นเกณฑ์ในการพิจารณา และใช้ค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ (Moving Average) เป็นค่าปรับลดความแปรปรวนของข้อมูลบางส่วน จากนั้นจะแบ่งข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Train) และการสอบทาน (Validation) ของแบบจำลอง โดยใช้วิธีการ K-Fold Cross Validation ก่อนจะไปหาโครงสร้างของแบบจำลอง ANNs และจะทดสอบโครงสร้างของแบบจำลอง ANNs ทั้งตัวแปรที่จะใช้ จำนวนชั้น Layer จำนวน Node กระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลองและฟังก์ชันที่ใช้ โดยมีการทดสอบไปที่ละขั้นตอนโดยการกำหนดขั้นตอนต่าง ๆ ในทุกขั้นตอนจะพิจารณาค่าความแม่นยำที่กระบวนการ Validation โดยพิจารณาจากโครงสร้างที่มีความยุ่งยากน้อยไปมากจนประสิทธิภาพของแบบจำลองไม่ได้ดีขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ



ภาพที่ 3.10 ฝั่งแสดงขั้นตอนวิธีการสร้างแบบจำลอง

### 3.2.1 รวบรวมข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง

งานวิจัยนี้ต้องการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงกับพื้นที่ที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน(พื้นที่ศึกษากลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่) โดยจะใช้ข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยา และอุทกวิทยา ชั่วโมง ภาที่ได้จากสถานีวัดน้ำฝนรายชั่วโมงที่อยู่ในพื้นที่กลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่จำนวน 5 สถานี ได้แก่ สถานีน้ำตกไทรคู่ (SWR014) ,สถานีประปาบ้านคลองเพลิน(SWR012) ,สถานีศาลากลางหมู่บ้านในลือก(SWR016) ,สถานีทด.ร้อนทอง (BSVT) ,และสถานีคลองขนาน (GT.7) และใช้ข้อมูลทั้งหมด 5 สถานีเป็นแบบรายชั่วโมง ได้แก่ ข้อมูลน้ำฝน (R) ,ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ (RH) ,ข้อมูลความกดอากาศ (P) ,และข้อมูลอุณหภูมิ (T) โดยการคัดเลือกข้อมูลช่วงเวลาตั้งแต่วันที่ 7/8/2561 ถึง 4/9/2562 รวมประมาณ 2 ปีที่มีข้อมูลที่เกี่ยวข้องกัน ไม่มีช่วงขาดหายของข้อมูล เพื่อใช้เป็นข้อมูลให้แบบจำลองใช้ในการเรียนรู้ ทดสอบ และปรับแก้แบบจำลอง

### 3.2.2. การปรับข้อมูลน้ำฝนรายชั่วโมงด้วยค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ (Moving Average)

การปรับข้อมูลน้ำฝนรายชั่วโมงด้วยค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(Moving Average) ของทั้ง 5 สถานี จะใช้ตามสมการที่ 1 โดยใช้ชุดข้อมูลที่ปัจจุบัน(t) ,ชุดข้อมูลย้อนหลัง 1 ชั่วโมง(t-1)และชุดข้อมูลย้อนหลัง 2 ชั่วโมง(t-2) และการทดสอบด้วยจำนวนช่วงชั่วโมงต่างๆ (2 , 3 , 4 , 5) แล้วนำค่าที่ได้มาทำการโดยพิจารณาความสำคัญโดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วน (Partial correlation coefficient) เป็นเกณฑ์ในการพิจารณาในการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ (Moving Average)

### 3.2.3. การคัดเลือกข้อมูลนำเข้าด้วยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วน

การพิจารณาคัดเลือกข้อมูลนำเข้าที่จะใช้ในการสร้างแบบจำลอง ANNs สำหรับการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลันนั้น จะใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วน (Partial correlation coefficient) ซึ่งเป็นวิธีการที่ใช้วัดความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรหรือข้อมูลมากกว่า 2 ชุด โดยจะทำการหาความสัมพันธ์ของตัวแปรที่ละคู่ ในขณะที่ทำการขจัดอิทธิพลของตัวแปรที่เหลือ โดยใช้สมการสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วนลำดับที่หนึ่ง (first-order partial correlation) หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัว โดยให้ตัวแปรอีกตัวคงที่ ดังแสดงในสมการที่ 20

$$\delta_{xy.z} = \frac{r_{xy} - r_{xz}r_{yz}}{\sqrt{(1-r_{xz}^2)(1-r_{yz}^2)}} \quad (3.20)$$

$$\text{เมื่อ } r_{xy} = \frac{n \sum_{i=1}^n (x_i y_i) - (\sum_{i=1}^n x_i) (\sum_{i=1}^n y_i)}{\sqrt{[n \sum_{i=1}^n (x_i)^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2] [n \sum_{i=1}^n (y_i)^2 - (\sum_{i=1}^n y_i)^2]}} \quad (3.21)$$

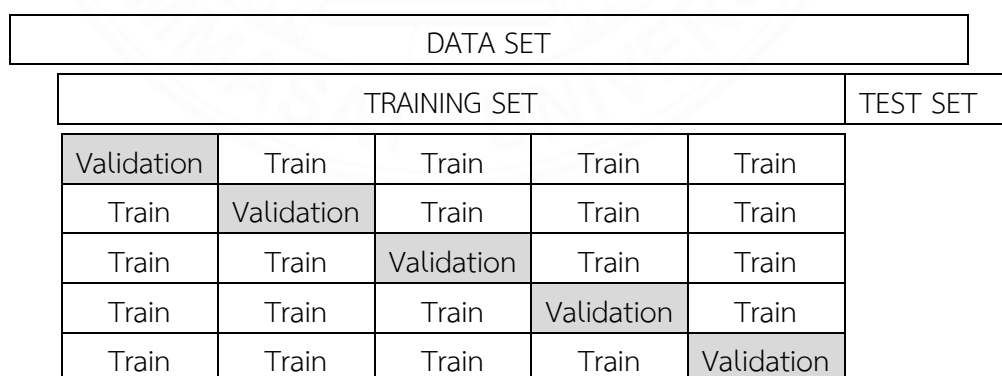
เมื่อ  $\delta_{x,y,z}$  เป็น ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบแยกส่วนลำดับที่หนึ่งของตัวแปร  $x$  กับ  $y$  เมื่อควบคุมตัวแปร  $z$  และ  $r$  เป็น ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน  $x,y,z$  เป็น ค่าตัวแปรใดๆ

ตาราง 3.1 เมทริกซ์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แยกส่วนของชุดข้อมูล  $X_1$  ถึง  $X_n$  เปรียบเทียบข้อมูล  $y$

ตัวแปร	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_n$
$X_1$	1	$r_{x_1x_2}$	$r_{x_1x_3}$	$r_{x_1x_4}$	$r_{x_1x_n}$
$X_2$	$r_{x_1x_2}$	1	$r_{x_2x_3}$	$r_{x_2x_4}$	$r_{x_2x_n}$
$X_3$	$r_{x_1x_3}$	$r_{x_2x_3}$	1	$r_{x_3x_4}$	$r_{x_3x_n}$
$X_4$	$r_{x_1x_4}$	$r_{x_2x_4}$	$r_{x_3x_4}$	1	$r_{x_4x_n}$
$X_n$	$r_{x_1x_n}$	$r_{x_2x_n}$	$r_{x_3x_n}$	$r_{x_4x_n}$	1

### 3.2.4. การแบ่งข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Train) และการสอบทาน (Validation)

วิธีการแบ่งข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Train) และการสอบทาน (Validation) ของแบบจำลอง ซึ่งในบทความนี้ใช้วิธีการ K-Fold Cross Validation ซึ่งเป็นวิธีการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นหลาย ๆ ส่วน ( $k$ ) เท่ากับ 5-Fold Cross Validation คือ การแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 5 ส่วน โดยข้อมูลส่วนหนึ่งจะใช้สำหรับการเรียนรู้ (Train) ของแบบจำลอง และอีกส่วนหนึ่งจะใช้เป็นตัวอย่างสอบทาน (Validation) ของแบบจำลองทำวนซ้ำไปจนครบจำนวนส่วนที่แบ่งไว้ ซึ่งในบทความนี้จะกำหนดข้อมูลที่ใช้สำหรับการทดสอบ (Test) ประสิทธิภาพของแบบจำลองคือข้อมูลที่ไม่ได้อยู่ในชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Train) ของแบบจำลอง ซึ่งวิธีการ K-Fold Cross Validation จะสามารถทำให้แบบจำลองได้มีทักษะในการพยากรณ์สูงขึ้นจากการเรียนรู้ข้อมูลทุกๆ ตัวแปรที่มีโดยไม่ได้อะไรไปในการกระบวนการ Validation (Kunanon Srisutiva, 2020).



ภาพที่ 3.11 ผังแสดงการแบ่งชุดข้อมูลด้วยวิธีการ K-Fold Cross Validation (K=5)

### 3.2.5. การหาโครงสร้างแบบจำลอง 4 ชั้นตอน

วิธีการพิจารณาโครงสร้างของ ANNs ของงานวิจัยนี้จะพิจารณาขั้นตอนการหาโครงสร้างแบบจำลองทั้งหมด 4 ชั้นตอนได้แก่จำนวน Hidden Layer, จำนวน Node, Algorithm และ smooth function โดยในขั้นตอนที่ 1 จะพิจารณาจำนวน Hidden Layer โดยการเพิ่มจำนวน Hidden Layer เพื่อให้โครงสร้างของแบบจำลองมีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้นจนกว่าแบบจำลองจะไม่ได้มีประสิทธิภาพดีขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ ส่วนในองค์ประกอบอื่น ๆ ของแบบจำลองจะกำหนดให้มีค่าคงที่ ได้แก่ 10 Node, Simple multilayer perceptron network และ sigmoid smooth function

ขั้นตอนที่ 2 จะพิจารณาจำนวน Node ในชั้น Hidden Layer โดยจะใช้วิธีการเพิ่มจำนวน Node เพื่อให้แบบจำลองมีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้นและพิจารณาเช่นเดียวกันกับขั้นตอนที่ 1 โดยจำนวนที่ Node จะใช้พิจารณาจะใช้ขอบเขต Boundary ของการพิจารณาจำนวน Node ด้วยการอ้างอิงจากจำนวนข้อมูลนำเข้าของแบบจำลอง โดย Upper Boundary ดังสมการที่ 22 และ Lower Boundary ดังสมการที่ 23 N. Q. Hung et al., (2009)

$$\text{Node} = 2n \quad (3.22)$$

$$\text{Node} = \sqrt{2n + m} \quad (3.23)$$

โดยที่  $n$  คือจำนวนข้อมูล Input ของแบบจำลอง และ  $m$  คือจำนวนข้อมูล Output ของแบบจำลอง

ขั้นตอนที่ 3 จะพิจารณา รูปแบบของโครงสร้าง(Network type)ของแบบจำลอง ระหว่าง Simple multilayer perceptron network และ Generalized feedforward โดยกำหนดให้ใช้จำนวน Hidden Layer และ Node ตามผลที่ได้จาก 2 ชั้นตอนก่อนหน้านี้ และกำหนด smooth function แบบ sigmoid function

ขั้นตอนที่ 4 จะพิจารณา Smooth Function ระหว่าง sigmoid smooth function กับ Hyperbolic Tangent smooth function โดยใช้ผลที่ได้จาก 3 ชั้นตอนก่อนหน้านี้จากขั้นตอนการพิจารณาโครงสร้างของแบบจำลองในขั้นตอนที่ 1 และ 2 ด้วยการเพิ่มความซับซ้อนของแบบจำลองจนกว่าแบบจำลองดังกล่าวจะไม่ได้มีประสิทธิภาพที่เพิ่มขึ้นหรือมีประสิทธิภาพต่ำลงนั้น จะช่วยให้แบบจำลองไม่เกิดการ Overfitting จากกระบวนการทำนายของแบบจำลอง ANNs Adam P. Piotrowski et al., (2013), N. Srivastava et al., (2014)

สำหรับการทดสอบความแม่นยำ และประสิทธิภาพของแบบจำลอง ในการพิจารณากระบวนการต่าง ๆ นั้น งานวิจัยนี้ใช้ค่าความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error, RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์ของการวัดผล (Coefficient of determination,  $R^2$ ) มาใช้ในการตรวจสอบ สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 20 และ 21 ตามลำดับ โดยในขั้นตอนการพิจารณาแบบจำลองนั้นจะพิจารณาที่กระบวนการ Validation ของโครงสร้างที่มีค่าความแม่นยำจากโครงสร้างที่มีความยุ่งยากน้อยไปมากจนประสิทธิภาพของแบบจำลองดีขึ้นจนไม่มีนัยสำคัญ

### 3.2.6 การวัดค่าความสัมพันธ์และความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง

3.2.6.1 ค่าสัมประสิทธิ์ของการวัดผล (Coefficient of determination,  $R^2$ ) คือ ตัวสถิติที่ใช้วัดว่าตัวแบบคณิตศาสตร์ที่ได้นี้มีความสมรूपกับข้อมูลมากน้อยอย่างไร หรือรู้จักกันในอีกความหมายหนึ่งว่าเป็น ค่าสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจ (Coefficient of Determination) หรือ ค่าสัมประสิทธิ์แสดง การตัดสินใจเชิงซ้อน (Coefficient of Multiple Determination) สำหรับการวิเคราะห์การถดถอยแบบพหุคูณ (Multiple Regression) (ควรมีค่าเข้าใกล้ 1)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}-y)^2}{\sum_{i=1}^n (\hat{y}-\bar{y})^2} \quad (3.24)$$

โดยที่  $\hat{y}$  คือ ค่าที่ได้จากการพยากรณ์ของแบบจำลอง

$y$  คือ ค่าที่วัดได้จริง

$n$  คือ จำนวนขนาดของข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์

3.2.6.2. ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Squared Error : RMSE) เป็นวิธีการวัดความคลาดเคลื่อนจากค่าที่ได้จากการพยากรณ์ของ แบบจำลองกับค่าที่เกิดขึ้นจริง กรณีที่ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองมีค่าน้อย แสดงว่า แบบจำลองสามารถพยากรณ์ค่าได้ใกล้เคียงกับค่าที่วัดได้จริง ดังนั้นหากค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย กำลังสองมีค่าเป็นศูนย์ หมายความว่าไม่เกิดความคลาดเคลื่อนในแบบจำลอง(ควรมีค่าเข้าใกล้ 0) โดยมีสมการในการคำนวณ ดังนี้

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}-y)^2}{m}} \quad (3.25)$$

โดยที่  $\hat{y}$  คือ ค่าที่ได้จากการพยากรณ์ของแบบจำลอง

$y$  คือ ค่าที่วัดได้จริง

$n$  คือ จำนวนขนาดของข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์

ค่า Normalized RMSE ควรมีค่าเข้าใกล้ 0 มีหน่วยเป็นร้อยละ

$$\text{Normalized RMSE} = \left[ \frac{RMSE}{M} \right] \times 100 \quad (3.26)$$

โดยที่  $M$  คือค่าปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงสูงสุด(11.6 mm.)ในกระบวนการทดสอบของแบบจำลอง

## บทที่ 4 ผลการศึกษา

### 4.1. พื้นที่ศึกษา

พื้นที่ศึกษาครอบคลุมพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ทั้งหมด ซึ่งตั้งอยู่ทางทิศใต้ของจังหวัดประจวบคีรีขันธ์ โดยตั้งอยู่ระหว่างเส้นละติจูดที่  $11^{\circ}6'22''$  ถึง  $11^{\circ}29'34''$  และเส้นลองจิจูดที่  $99^{\circ}16'00''$  ถึง  $99^{\circ}35'54''$  (รูปที่ 4.1) สภาพภูมิประเทศโดยทั่วไปของพื้นที่ศึกษามีลักษณะเป็นพื้นที่ลาดชันจากด้านทิศตะวันตก ซึ่งเป็นเขตเทือกเขาตะนาวศรี และลาดลงสู่ด้านตะวันออกซึ่งเป็นอ่าวไทย มีพื้นที่ราบเรียบหรือค่อนข้างราบเรียบ ซึ่งส่วนใหญ่อยู่ทางทิศตะวันออกติดชายทะเล ดังนั้นสภาพพื้นที่ด้านทิศตะวันตกและตอนกลางของพื้นที่ จึงมีลักษณะเป็นลูกคลื่นลอนชันถึงลอนลาดมีระดับความสูงอยู่ในช่วงระหว่างที่ +15.00 ม.รทก. ถึง +874.00 ม.รทก. ส่วนบริเวณด้านทิศตะวันออกของพื้นที่ติดชายทะเลเป็นพื้นที่ราบและที่ราบลุ่มชายฝั่งทะเล มีระดับความสูงอยู่ในช่วงระหว่าง +0.00 ม.รทก. ถึง +380.00 ม.รทก. และมีภูเขาโดดกระจัดกระจายอยู่เป็นหย่อม ๆ ตามแนวทิศเหนือ-ใต้ โดยแบ่งออกเป็นสองแนว ประกอบด้วย แนวตอนกลางของพื้นที่และแนวตะวันออกใกล้ ๆ กับชายฝั่งทะเล ลักษณะเป็นภูเขาเตี้ย ๆ ตั้งประชิดชายฝั่ง เช่น เขาแม่รำพึง พื้นที่ส่วนใหญ่เป็นเขาที่ถูกกัดเซาะผุพังสลายตัวอยู่กับพื้นที่ที่มีลำน้ำไหลผ่านพื้นที่จากทางด้านตะวันตกและตะวันตกเฉียงเหนือไปยังด้านตะวันออก ลักษณะลำน้ำส่วนใหญ่เป็นลำน้ำสายสั้น ๆ และไหลจากทางทิศตะวันตกและไหลลงทางทิศตะวันออกผ่านลงสู่อ่าวไทย คลองที่สำคัญ ได้แก่ คลองทอง คลองลอย คลองขนาน คลองยางขวาง คลองพันลำ คลองบางสะพาน คลองกรูด คลองวังหิน คลองแม่รำพึง เป็นต้น สำหรับบริเวณชายฝั่งทะเลมีลักษณะเป็นหาดโคลนหรือทรายปนโคลน

พื้นที่ศึกษาตั้งอยู่ในพื้นที่ลุ่มน้ำหลักชายฝั่งทะเลฝั่งตะวันตก (ประจวบคีรีขันธ์) และครอบคลุม ลุ่มน้ำย่อย 5 ลุ่มน้ำ ประกอบด้วย ลุ่มน้ำคลองกรูด ลุ่มน้ำคลองวังหิน ลุ่มน้ำคลองบางสะพาน ลุ่มน้ำคลองแม่รำพึง และลุ่มน้ำห้วยพระกำ มีแหล่งน้ำธรรมชาติเป็นคลอง และลำห้วยสายสั้น ๆ กระจายอยู่ทั่วไปในพื้นที่ ซึ่งส่วนใหญ่จะใช้ประโยชน์ได้เฉพาะช่วงฤดูฝน เนื่องจากสภาพดินเป็นดินปนทรายจึงไม่สามารถเก็บกักน้ำในฤดูแล้ง สำหรับลำน้ำที่สำคัญในแต่ละลุ่มน้ำย่อยมีดังนี้

1. ลุ่มน้ำคลองกรูด มีพื้นที่ประมาณ 156.00 ตร.กม. ครอบคลุมพื้นที่ในเขตตำบลชัยเกษมและตำบลธงชัย มีคลองกรูดเป็นลำน้ำที่มีน้ำไหลเกือบตลอดปี ต้นน้ำเกิดจากลำห้วยหลายสายที่ไหลจากเขาตะนาวศรี มารวมกัน โดยเริ่มจากคลองมรสวบไหลมารวมกับห้วยเผาหมู และไหลมารวมกับห้วยไก่อ่ตอบริเวณบ้านมรสวบเป็นคลองหนองหญ้าปล้อง และไหลผ่านฝายหนองกระโดนที่บริเวณบ้านหนองระแวง เรียกชื่อว่าคลองกรูด และไหลลงสู่ทะเลที่บ้านปากคลอง ตำบลธงชัย ความยาวของลำน้ำ 28.6 กม.

2. กลุ่มน้ำคลองวังหิน มีพื้นที่ประมาณ 65.70 ตร.กม. ครอบคลุมพื้นที่ในเขตตำบลชัยเกษม ตำบลธงชัย และตำบลแม่รำพึง คลองวังหินมีต้นน้ำเกิดจากลำห้วยหลายสายไหลมารวมกัน เช่น ห้วยหินตั้ง และห้วยวังหิน และไหลลงมาสู่ทะเลที่ปากคลองคองค้าย (คลองวังพลู) ที่บ้านชัยมงคล ตำบลธงชัย ความยาวของลำน้ำประมาณ 10.4 กม. ห้วยหินตั้งมีต้นน้ำเกิดจากเขานาคราช และไหลผ่าน ที่ราบในเขตพื้นที่บ้านตะเคียนสองพี่น้อง และบ้านหนองตาเมือง ตำบลธงชัย ก่อนที่จะไหลไปบรรจบห้วยวังหินที่บริเวณ บ้านกรูด มีความยาวของลำน้ำประมาณ 10.9 กม.

3. กลุ่มน้ำคลองบางสะพาน มีพื้นที่ประมาณ 487.9 ตร.กม. (รวมคลองปากปิด) ครอบคลุมพื้นที่ 6 ตำบล อำเภอบางสะพาน และ 2 ตำบล อำเภอบางสะพานน้อย ประกอบด้วย ตำบลทองมงคูล ตำบลร่อนทอง ตำบลพงศ์ประศาสน์ ตำบลกำเนิดนพคุณ ตำบลชัยเกษม และตำบลธงชัย อำเภอบางสะพาน และตำบลช้างแรกร ตำบลบางสะพาน อำเภอบางสะพานน้อย คลองบางสะพานเป็นลำน้ำหลักสายใหญ่ของอำเภอบางสะพาน ต้นน้ำเกิดจากลำน้ำสาขาสายหลักต่าง ๆ ได้แก่ คลองยางขวา คลองขนาน คลองลอย และคลองทอง ซึ่งไหลมารวมกันที่บริเวณด้านตะวันตกของถนนเพชรเกษม บริเวณบ้านบึงผักหนาม ตำบลร่อนทอง ไหลผ่านเขตเทศบาลตำบลกำเนิดนพคุณ โดยมีลำน้ำสาขาที่ไหลเข้ามาสมทบเพิ่มเติม ได้แก่ คลองพันลำ ห้วยหินดาด ห้วยน้ำผุด คลองปัตตามัง คลองวังกระจง และไหลลงทะเลที่บ้านปากคลอง ตำบลพงศ์ประศาสน์ ความยาวลำน้ำ 22.8 กม. คลองยางขวามีต้นน้ำจากเขากระทะครอบในแนวเทือกเขาตะนาวศรี และไหลผ่านเชิงเขาสูงที่ราบในเขตตำบลทองมงคูล ไหลผ่านบ้านธรรมรัตน์ และไปบรรจบกับคลอง ลำจริงที่บ้านราษฎร์ประสงค์ และไหลผ่านบ้านวังยาวไปบรรจบคลองขนาน ความยาวของลำน้ำ 23.5 กม. คลองขนานมีต้นน้ำเกิดจากเขาวังตะแบก และไหลผ่านเชิงเขาสูงที่ราบไหลผ่านบ้านทุ่งเชือก ตำบลร่อนทอง บ้านโป่งโก ตำบลทองมงคูล และไหลลงสู่คลองบางสะพานที่บ้านวังยาว ตำบลทองมงคูล ความยาวของลำน้ำ 15.1 กม. คลองลอยมีต้นน้ำเกิดจากเทือกเขาตะนาวศรี ในเขตตำบลร่อนทอง และไหลผ่านเชิงเขาสูงสู่อ่างเก็บน้ำบ้านคลองลอยที่บ้านคลองลอย และไหลไปบรรจบกับคลองทองที่บ้านเกาะยายฉิม ความยาวของลำน้ำ 14 กม. คลองทองมีต้นน้ำเกิดจากลำห้วยหลายสายจากเทือกเขาตะนาวศรี ได้แก่ คลองเพลิน ห้วยหินราง ห้วยกำมะยาน ห้วยจ้งหัน ห้วยพลู และห้วยไผ่ และไหลมารวมกันเป็นคลองทองที่บ้านวังน้ำเขียว ตำบลร่อนทอง และไหลไปบรรจบกับคลองลอยก่อนที่จะไหลลงสู่คลองบางสะพาน ความยาวของลำน้ำ 11.2 กม. คลองพันลำมีต้นน้ำเกิดจากเขาบ่อนก และลำน้ำสาขาหลายสาย ได้แก่ ห้วยยายลุ่ย ห้วยตานิม ห้วยสามขุม ห้วยโกรกคา ห้วยน้ำขวาง เป็นต้น และไหลผ่านที่ราบในร่องเขา ผ่านบ้านดอนสง่า บ้านหนองตาจำ และไปบรรจบคลองระหารที่บ้านดอนทอง ตำบลกำเนิดนพคุณ ความยาวของลำน้ำ 16.9 กม.

4. กลุ่มน้ำคลองแม่รำพึงมีพื้นที่ประมาณ 54.30 ตร.กม. ครอบคลุมพื้นที่ส่วนใหญ่ในเขตตำบลแม่รำพึง และบางส่วนของตำบลกำเนิดนพคุณ และตำบลธงชัย คลองแม่รำพึงมีต้นกำเนิดจากที่ลุ่มเป็นเขาด้านทิศตะวันออกเฉียงเหนือของบางสะพาน (เขาน้ำโจนและเขาหินดาด) และน้ำบางส่วนจากห้วยน้ำผุดและห้วยระหารของกลุ่มน้ำคลองบางสะพาน รวมเรียกลำน้ำในช่วงต้นว่าคลองวัง

ตะเคียน โดยเริ่มจากคลอง วังตะเคียน บ้านระหาร ตำบลกำเนิดนพคุณ และเข้าเขตตำบลแม่รำพึง มีชื่อ เรียกว่า คลองท่ายายอ่อน บ้านลานควายผ่านบ้าน ท่ามะนาว มีชื่อเรียกว่า คลองทับมอญและ คลองแม่รำพึง และลงสู่ทะเลบริเวณเชิงเขาแม่รำพึงที่บ้านอ่าวยาง

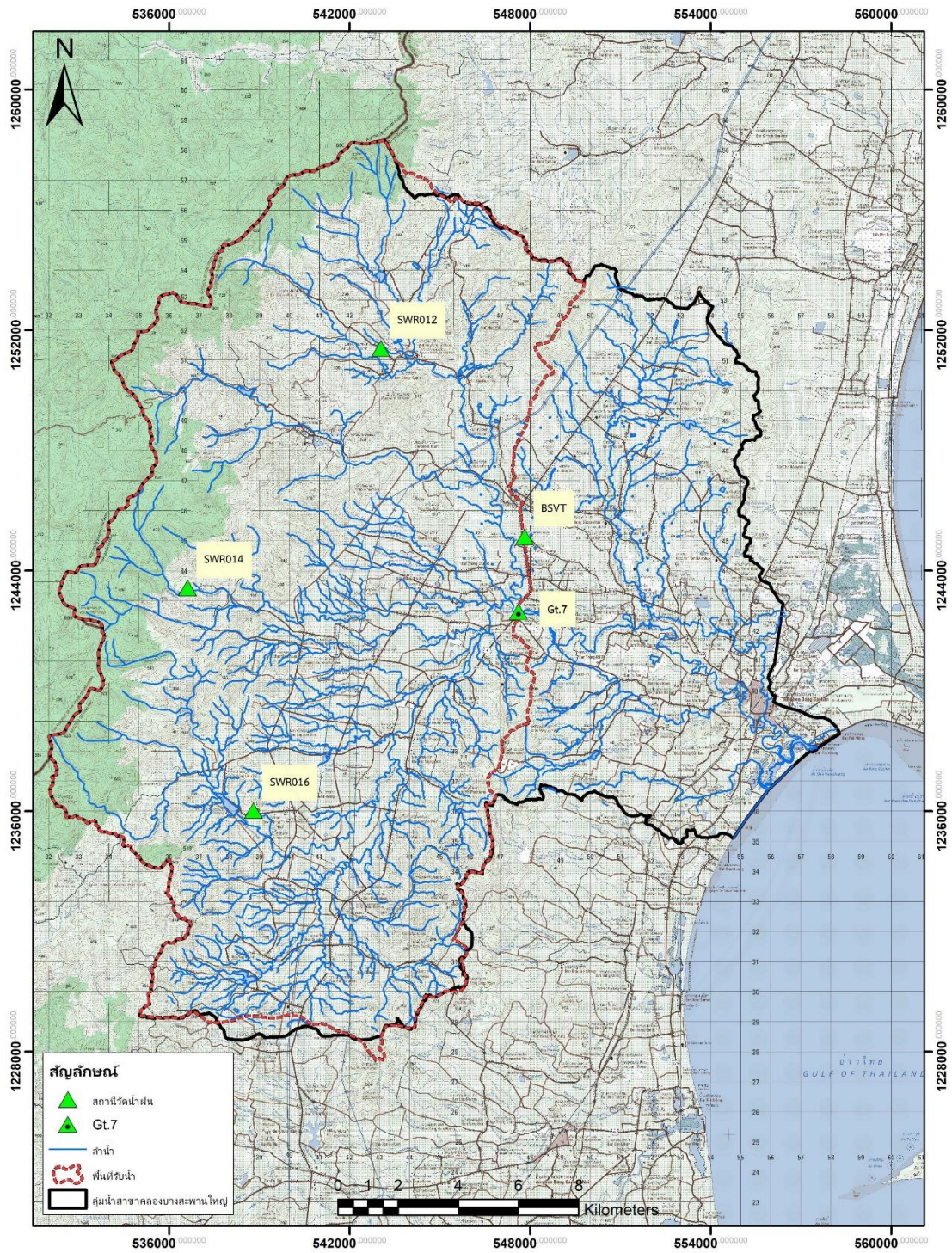
5. ลุ่มน้ำห้วยพระกำมีพื้นที่ประมาณ 57.30 ตร.กม. ครอบคลุม พื้นที่บางส่วนในเขต ตำบลพงศ์ประศาสน์ อำเภอบางสะพานและตำบลบางสะพานอำเภอบางสะพานน้อย คลองชะมวง มี ต้นน้ำเกิดจากเขาอ้ายต่าง ในเขตตำบลพงศ์ประศาสน์และไหลผ่านเชิงเขาของลำน้ำที่ราบผ่านบ้านชะมวง และรับน้ำจากคลองวังตารอดและคลองวังกะยี่ บริเวณบ้านต้นทองกลาง ก่อนที่จะไหลลงสู่ทะเลที่ ปากคลองชะมวง บริเวณหาดต้นทองกลาง หรืออ่าวทองกลาง ความยาวของลำน้ำ 12.1 กม. ห้วยพระ กำ มีต้นน้ำเกิดจากเขาขวางและไหลเข้าสู่อ่างเก็บน้ำพระกำ ในเขตพื้นที่บ้านหินกอง ความยาว ของลำน้ำ 12.9 กม.

#### 4.2. ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงด้วยแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียม (ANN) โดยการใช้ข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาและอุทกวิทยารายชั่วโมง เพื่อใช้เป็นข้อมูลให้แบบจำลองใช้ในการ เรียนรู้ ทดสอบ และปรับแก้แบบจำลอง โดยใช้สถานีวัดน้ำฝนในพื้นที่มีการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝน รายชั่วโมงจำนวน 5 สถานี ได้แก่ สถานีน้ำตกไทรคู่ (SWR014) สถานีประปาบ้านคลองเพลิน (SWR012) สถานีศาลากลางหมู่บ้านในลี้ก (SWR016) สถานีทด.ร้อนทอง(BSVT) และสถานีสะพาน บ้านวังยาว(Gt.7) ช่วงเวลาตั้งแต่ วันที่ 7/8/2017 ถึง 4/9/2019 รวมประมาณ 2 ปี และข้อมูลที่ใช้ใน การศึกษานี้ รวบรวมจากหน่วยงานสถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำ (องค์การมหาชน)

ตารางที่ 4.1 ตารางแสดงสถานีและข้อมูลที่นำมาใช้ในสถานีและข้อมูลที่นำมาใช้

ลำดับ	รายการ
1	สถานีน้ำตกไทรคู่ (SWR014) ตำบลทองมงคล อำเภอบางสะพาน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์ ข้อมูลปริมาณฝน ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ ข้อมูลความกดอากาศ ข้อมูลอุณหภูมิต
2	สถานีประปาบ้านคลองเพลิน(SWR012) ตำบลร่อนทอง อำเภอบางสะพาน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์ ข้อมูลปริมาณฝน ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ ข้อมูลความกดอากาศ ข้อมูลอุณหภูมิต
3	สถานีศาลากลางหมู่บ้านในถ้ำ(SWR016) ตำบลทองมงคล อำเภอบางสะพาน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์ ข้อมูลปริมาณฝน ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ ข้อมูลความกดอากาศ ข้อมูลอุณหภูมิต
4	สถานีทด.ร่อนทอง(BSVT) ตำบลร่อนทอง อำเภอบางสะพาน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์ ข้อมูลปริมาณฝน ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ ข้อมูลความกดอากาศ ข้อมูลอุณหภูมิต
5	สถานีสะพานบ้านวังยาว(Gt.7) ตำบลร่อนทอง อำเภอบางสะพาน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์ ข้อมูลปริมาณฝน ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ ข้อมูลความกดอากาศ ข้อมูลอุณหภูมิต



ภาพที่ 4.1 แผนที่ภูมิประเทศแสดงขอบเขตพื้นที่และตำแหน่งสถานีวัดน้ำฝนที่ใช้ในการศึกษา

### 4.3 ผลลัพธ์

#### 4.3.1 ตัวแปรที่ใช้พัฒนาแบบจำลอง ANN

การหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(Moving Average)ของข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงของทั้ง 5 สถานี โดยพิจารณาตัวแปรที่สำคัญโดยใช้ค่า Correlation ในการพิจารณาในการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(Moving Average) โดยกำหนดให้ค่า Correlation มากกว่า 0.1 เป็นเกณฑ์ในการพิจารณา ตามตารางที่ 4.2 ซึ่งให้ค่า Correlation ที่มีความสำคัญต่อตัวแปรพยากรณ์

ตารางที่ 4.2 ค่า Correlation กับค่า Moving Average เพื่อพิจารณาตัวแปรนำเข้าแบบจำลอง

ชื่อตัวแปร	Correlation			
	Moving Average			
	N=2	N=3	N=4	N=5
R_GT.7(t)	0.770	0.637	0.578	0.530
R_GT.7(t-1)	0.201	0.191	0.188	0.184
R_GT.7(t-2)	0.150	0.135	0.133	0.131
R_SWR014(t)	0.830	0.707	0.601	0.580
R_SWR014(t-1)	0.338	0.320	0.315	0.292
R_SWR014(t-2)	0.203	0.197	0.195	0.194
R_SWR012(t)	0.794	0.666	0.584	0.534
R_SWR012(t-1)	0.239	0.228	0.215	0.210
R_SWR012(t-2)	0.135	0.134	0.132	0.132
R_SWR016(t)	0.826	0.702	0.675	0.577
R_SWR016(t-1)	0.326	0.316	0.301	0.284
R_SWR016(t-2)	0.203	0.199	0.196	0.194
R_BSVT(t)	0.813	0.698	0.657	0.584
R_BSVT(t-1)	0.320	0.312	0.305	0.241
R_BSVT(t-2)	0.229	0.226	0.220	0.184

จากผลการทดสอบในการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(Moving Average)ของข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงของทั้ง 5 สถานี โดยใช้ชุดข้อมูลปัจจุบัน(t) ,ชุดข้อมูลย้อนหลัง 1 ชั่วโมง(t-1)และชุดข้อมูลย้อนหลัง 2 ชั่วโมง(t-2) และพิจารณาตัวแปรที่สำคัญโดยใช้ค่า Correlation ในการพิจารณาในการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(Moving Average) โดยกำหนดให้ค่า Correlation มากกว่า 0.1 เป็นเกณฑ์ในการพิจารณา ตามตารางที่ 4.2 จะพบว่า จากการทดสอบด้วยจำนวนช่วงเวลาต่างๆ (2 ,3 ,4 ,5) แสดงให้เห็นว่า ค่า Correlation แปรผกผันกับค่า n ยิ่งค่า n เพิ่มขึ้นค่า Correlation ก็จะลดลง ดังนั้นในการพิจารณาผลของหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(Moving Average) ของข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงของทั้ง 5 สถานี จะใช้ค่าข้อมูลของปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงปัจจุบัน

(t) ข้อมูลย้อนหลัง 1 ชั่วโมง(t-1)และข้อมูลย้อนหลัง 2 ชั่วโมง(t-2)ทั้ง 5 สถานีของค่า  $N = 2$  ที่มีค่า Correlation มากที่สุด ไปพิจารณาตัวแปรที่สำคัญต่อไป

จากการนำข้อมูลทั้งหมดมาพิจารณาตัวแปรที่สำคัญโดยใช้ค่า Correlation ในการพิจารณา ในสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง โดยกำหนดให้ค่า Correlation มากกว่า 0.1 เป็นเกณฑ์ในการพิจารณา พบว่าข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาจะไม่ใช้ข้อมูลสำคัญในการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงเนื่องจากลักษณะภูมิประเทศของพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน(ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่) ที่มีความลาดชันบริเวณพื้นที่ต้นน้ำและเป็นที่ยาบสลับที่ตอนบริเวณพื้นที่ตอนล่างนั้น ทำให้ข้อมูลมีความผันผวนมาก จึงจะมีความแตกต่างกับงานวิจัยของ N. Q. Hung et al.,(2009) ได้ศึกษาแบบจำลอง ANN สำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมง ในเขตพื้นที่กรุงเทพมหานครที่มีลักษณะภูมิประเทศเป็นที่ยาบ ดังนั้นวิทยานิพนธ์นี้จะใช้ตัวแปรในการพยากรณ์ทั้งหมด 15 ตัวแปร ได้แก่ R\_GT.7(t), R\_SWR014(t), R\_SWR012(t), R\_SWR016(t), R\_BSVT(t), R\_GT.7(t-1), R\_SWR014(t-1), R\_SWR012(t-1),R\_SWR016(t-1),R\_BSVT(t-1), R\_GT.7(t-2), R\_SWR014(t-2) ,R\_SWR012(t-2), R\_SWR016(t-2), R\_BSVT(t-2) ตามตารางที่ 4.3 ซึ่งให้ค่า Correlation ที่มีความสำคัญต่อตัวแปรพยากรณ์

ตารางที่ 4.3 ค่า Correlation กับช่วงเวลาต่าง ๆ เพื่อพิจารณาตัวแปรนำเข้าแบบจำลอง

ชื่อตัวแปร	Correlation			
	Lag0	Lag1	Lag2	Lag3
R_GT.7	0.7716	0.7716	0.1673	0.0912
R_SWR014	0.1698	0.1488	0.1075	0.0721
R_SWR012	0.3139	0.2450	0.1190	0.0812
R_SWR016	0.3669	0.2811	0.1269	0.0940
R_BSVT	0.4584	0.3424	0.1252	0.1041
RH_SWR014	0.0448	0.0136	0.0097	0.0066
RH_SWR012	0.0425	0.0198	0.0080	0.0062
RH_SWR016	0.0559	0.0293	0.0202	0.0129
RH_BSVT	0.0484	0.0177	0.0026	0.0027
RH_GT.7	0.0820	0.0360	0.0225	0.0175
P_SWR014	0.0091	0.0035	0.00	0.00
P_SWR012	0.0064	0.0048	0.00	0.00
P_SWR016	0.0159	0.0018	0.00	0.00
P_BSVT	0.0097	0.0001	0.00	0.00
P_GT.7	0.0122	0.0055	0.00	0.00

ตารางที่ 4.3 (ต่อ)

ชื่อตัวแปร	Correlation			
	Lag0	Lag1	Lag2	Lag3
T_SWR014	0.0026	0.0074	0.00	0.00
T_SWR012	0.0253	0.0023	0.00	0.00
T_SWR016	0.0313	0.0027	0.00	0.00
T_BSVT	0.0305	0.0020	0.00	0.00
T_GT.7	0.0507	0.0032	0.00	0.00

#### 4.3.2 โครงสร้างของแบบจำลอง ANN

จากการพิจารณาโครงสร้างของแบบจำลอง ANN ตามที่เสนอไว้ ซึ่งแบ่งออกเป็นทั้งหมด 4 ชั้นตอน และใช้ค่า Normalized RMSE และ  $R^2$  ในการวัดความแม่นยำของแต่ละชั้นตอนนั้น ๆ ซึ่งได้ผลการพิจารณาตามชั้นตอนต่าง ๆ ซึ่งมีผลดังนี้

ผลการพิจารณาชั้นตอนคัดเลือกจำนวน Layer ในชั้น Hidden Layer โดยเมื่อพิจารณาเพิ่มความซับซ้อนของแบบจำลองขึ้นไปเรื่อย ๆ จะพบว่าประสิทธิภาพของแบบจำลองที่มีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 2 มีประสิทธิภาพสูงที่สุดดังแสดงในตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 แสดงค่า  $R^2$  และค่า Normalized RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 1, 2, 3 และ 4 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)

No. Hidden layer	1 hour Ahead			
	Train		Validate	
	$R^2$	Normalized RMSE	$R^2$	Normalized RMSE
1	0.98	0.25	0.95	0.29
2	0.98	0.38	0.93	0.43
3	0.98	0.17	0.92	0.60
4	0.97	0.26	0.89	0.65

จากผลการทดสอบในการหาจำนวน Hidden Layer สำหรับแบบจำลอง ANN ตามตารางที่ 4.4 จะพบว่า การเพิ่มจำนวน Hidden Layer เพื่อให้โครงสร้างของแบบจำลองซับซ้อนมากยิ่งขึ้นนั้นจะมีประสิทธิภาพสูงที่สุดสำหรับแบบจำลองพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงล่วงหน้า 1 ชั่วโมง ที่พิจารณาผลของในตัวแปรพยากรณ์ได้แก่ แบบจำลองที่มีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 1 โดยมีค่าความแม่นยำสูงที่สุด (Validate ( $R^2 = 0.98$ , Normalized RMSE=0.29)) ซึ่งหากเพิ่มความ

ซับซ้อนของแบบจำลองด้วยการเพิ่มจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 2,3,4 จะพบว่าแบบจำลองมีความแม่นยำน้อยลงทำให้ไม่มีความจำเป็นที่จะใช้แบบจำลองที่มีความซับซ้อนมากขึ้น

เมื่อทำการคัดเลือกจำนวน Hidden Layer พบว่าจำนวน Hidden Layer ที่ดีที่สุดได้แก่ 1 Hidden Layer ดังนั้นจึงนำโครงสร้างดังกล่าวมาใช้ในการคัดเลือกจำนวน Node ที่ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีที่สุดของแต่ละการพยากรณ์ โดยการเพิ่มความซับซ้อนของแบบจำลองเพิ่มขึ้นดังเช่นเดียวกันกับการพิจารณาจำนวน Hidden Layer จะได้ผลตามตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 แสดงค่า  $R^2$  และค่า Normalized RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่มีจำนวน Node ต่าง ๆ (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)

No. Node	1 hour Ahead			
	Train		Validate	
	$R^2$	Normalized RMSE	$R^2$	Normalized RMSE
5	0.96	0.34	0.94	0.43
6	0.98	0.17	0.98	0.25
10	0.98	0.17	0.93	0.34
30	0.98	0.17	0.93	0.34

จากผลการทดสอบในการหาจำนวน Node สำหรับแบบจำลอง ANN ตามตารางที่ 4.5 จะพบว่า การเพิ่มจำนวน Node เพื่อให้โครงสร้างของแบบจำลองซับซ้อนมากยิ่งขึ้นนั้นจะมีประสิทธิภาพสูงที่สุดสำหรับแบบจำลองพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงล่วงหน้า 1 ชั่วโมง เท่ากับ 6 โดยมีค่าความแม่นยำสูงที่สุด (Validate ( $R^2 = 0.98$ , Normalized RMSE = 0.25)) และหากลดหรือเพิ่มความซับซ้อนของแบบจำลองด้วยการลดหรือเพิ่มจำนวน Node เท่ากับ 5,10 และ 30 จะพบว่าแบบจำลองมีความแม่นยำน้อยลงทำให้ไม่มีความจำเป็นที่จะใช้แบบจำลองที่มีความซับซ้อนมากขึ้น ขั้นตอนต่อมาจะพิจารณา Network type ที่จะใช้ในแบบจำลอง โดยจะเปรียบเทียบระหว่าง Simple multilayer perceptron และ Generalized feedforward ซึ่งจะได้ผลการพิจารณาตามตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6 แสดงค่า  $R^2$  และค่า Normalized RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Network type ต่าง ๆ (1 Hidden Layer , 6 node และ sigmoid smooth function คงที่)

Network type	1 hour Ahead			
	Train		Validate	
	$R^2$	Normalized RMSE	$R^2$	Normalized RMSE
Simple multilayer perceptron	0.98	0.17	0.92	0.34
Generalized feedforward	0.94	0.43	0.91	0.51

จากตารางที่ 4.6 จะพบว่า แบบจำลอง ANN ที่ใช้ Network type แบบ Generalized feedforward มีประสิทธิภาพสูงกว่าแบบ Simple multilayer perceptron ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงล่วงหน้า 1 ชั่วโมง ในตัวแปรพยากรณ์ขั้นตอนสุดท้ายในการพิจารณาโครงสร้างของแบบจำลองคือการทดสอบ Smooth function ระหว่าง Sigmoid Function และ Hyperbolic Tangent Function พบว่า Sigmoid Function ให้ประสิทธิภาพแบบจำลองที่ดีที่สุดสำหรับพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงล่วงหน้า 1 วันตามตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 แสดงค่า  $R^2$  และค่า Normalized RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Smooth function ต่าง ๆ (1 Hidden Layer, 6 Node และ Simple multilayer perceptron network)

Smooth function	1 hour Ahead			
	Train		Validate	
	$R^2$	Normalized RMSE	$R^2$	Normalized RMSE
Sigmoid Function	0.98	0.17	0.98	0.25
Hyperbolic Tangent Function	0.96	0.25	0.90	0.35

จากผลการหาโครงสร้างทั้งกระบวนการที่กล่าวมานั้นสามารถสรุปได้ว่าโครงสร้างของแบบจำลอง ANN สำหรับพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงล่วงหน้า 1 ชั่วโมงที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดได้แก่ 1 Hidden Layer, 6 Node, Simple multilayer perceptron network และ sigmoid smooth function นำโครงสร้างแบบจำลองที่ได้มาทำการเปรียบเทียบของข้อมูลตัวแปรต้นแบบใช้ Moving Average กับไม่ใช้ Moving Average พบว่า ค่า  $R^2$  และ Normalized RMSE ของตัวแปรต้นที่มีการใช้ Moving Average ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าตัวแปรต้นที่ไม่ใช้ Moving Average ดังแสดงตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.8 แสดงค่า  $R^2$  และค่า Normalized RMSE ของแบบจำลอง ANN เปรียบเทียบผลลัพธ์ของแต่ละกรณี

กรณี	1 hour Ahead			
	Train		Validate	
	$R^2$	Normalized RMSE	$R^2$	Normalized RMSE
ใช้ Moving Average	0.98	0.17	0.95	0.25
ไม่ใช้ Moving Average	0.10	1.78	0.07	2.01

### 4.3.3 ผลการพยากรณ์ของจำลอง ANN

จากผลการหาโครงสร้างหัวข้อที่ผ่านมานำมาพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ที่ 1 ,2 ,3 ,4 ,5 ,และ 6 ชั่วโมงล่วงหน้าของสถานีวัดน้ำฝน(GT.7) โดยการใช้ข้อมูลนำเข้าเป็นข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงแบบปรับแก้โดยวิธีค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ และกำหนดค่าจำนวนช่วงเวลา(N)ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 2, 3, 4, และ 5 ชั่วโมง ดังแสดงตารางที่ 4.9

ตารางที่ 4.9 แสดงผลลัพธ์พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ 1 ,2 ,3 ,4 ,5 ,และ 6 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 2, 3, 4, และ 5

ค่า N	1 hour ahead		2 hour ahead		3 hour ahead	
	Test		Test		Test	
	R <sup>2</sup>	Normalized RMSE(%)	R <sup>2</sup>	Normalized RMSE(%)	R <sup>2</sup>	Normalized RMSE(%)
2	0.95	0.25	0.96	0.70	0.05	2.59
3	0.62	1.81	0.77	1.47	0.80	1.35
4	0.35	2.59	0.35	2.24	0.73	1.38
5	0.30	2.93	0.35	3.48	0.29	2.24

ตารางที่ 4.9 (ต่อ)

ค่า N	4 hour ahead		5 hour ahead		6 hour ahead	
	Test		Test		Test	
	R <sup>2</sup>	Normalized RMSE(%)	R <sup>2</sup>	Normalized RMSE(%)	R <sup>2</sup>	Normalized RMSE(%)
2	-	-	-	-	-	-
3	0.07	2.07	-	-	-	-
4	0.83	0.95	0.01	2.16	-	-
5	0.71	1.38	0.82	0.95	0.03	2.59

จากผลลัพธ์ที่แสดงในตารางที่ 4.9 พบว่าการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ 1 และ 2 ชั่วโมงล่วงหน้า ที่ค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ค่า N เท่ากับ 2 สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าค่าจำนวนชั่วโมงของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่อื่น ๆ และที่ค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ค่า N เท่ากับ 3 ,4 และ 5 สามารถพยากรณ์ได้ดีเฉพาะบางชั่วโมงเท่านั้น ไม่สามารถพยากรณ์แบบเนื่องกันได้ ทั้งนี้การพยากรณ์ฝนล่วงหน้าจะมีความสัมพันธ์แบบแปรผันตรงกับค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ หากต้องพยากรณ์ฝนล่วงหน้าหลายๆชั่วโมง ก็จะต้องใช้ค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ที่มากขึ้นเช่นเดียวกัน แต่ยังมีค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ที่มากขึ้นก็จะทำให้ค่า R<sup>2</sup> และ Normalized RMSE ของการพยากรณ์ฝนล่วงหน้าลดลงด้วย ดังนั้น การพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงใน

พื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ จะใช้ 1 และ 2 ชั่วโมงล่วงหน้า ที่ค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ค่า N เท่ากับ 2

#### 4.3.4 การประยุกต์แบบจำลอง ANN

สืบเนื่องจากกรมชลประทาน ได้มีการทำเกณฑ์ระดับน้ำเฝ้าระวังภัยน้ำท่วมของอำเภอเมืองบางสะพาน โดยมีการสร้างความสัมพันธ์ของระดับน้ำสถานีเหนือ(สถานีวัดน้ำ GT.7 สะพานบ้านวังยาว) และสถานีท้ายน้ำ(สถานีวัดน้ำ GT.20 หน้า ร.ร.อนุบาลบางสะพาน) ดังนี้

ระดับน้ำที่สถานี Gt.7 +6.00 ม.(ร.ส.ม.) ขึ้นไปเริ่มท่วม รพ.บางสะพาน ต้องอพยพคนไข้และเครื่องมือแพทย์

ระดับน้ำที่สถานี Gt.7 +5.00 ม.(ร.ส.ม.) น้ำเริ่มท่วมบริเวณหน้าอาคารออมสิน ถนนทางเข้าวัดห้วยทรายขาวและถนนหน้า ร.ร.อนุบาลบางสะพาน

ระดับน้ำที่สถานี Gt.7 +4.50 ม.(ร.ส.ม.) น้ำจะเริ่มล้นตลิ่ง บริเวณชุมชนข้างวัดห้วยทรายขาว และบ้านเขาม้าร้อง

ระดับน้ำที่สถานี Gt.7 +4.00 ม.(ร.ส.ม.) ให้เฝ้าระวังอย่างใกล้ชิด

ระดับน้ำที่สถานี Gt.7 +3.00 ม.(ร.ส.ม.) ให้เฝ้าระวัง



ภาพที่ 4.2 เกณฑ์ระดับน้ำเฝ้าระวังภัยน้ำท่วมของอำเภอเมืองบางสะพานของกรมชลประทาน

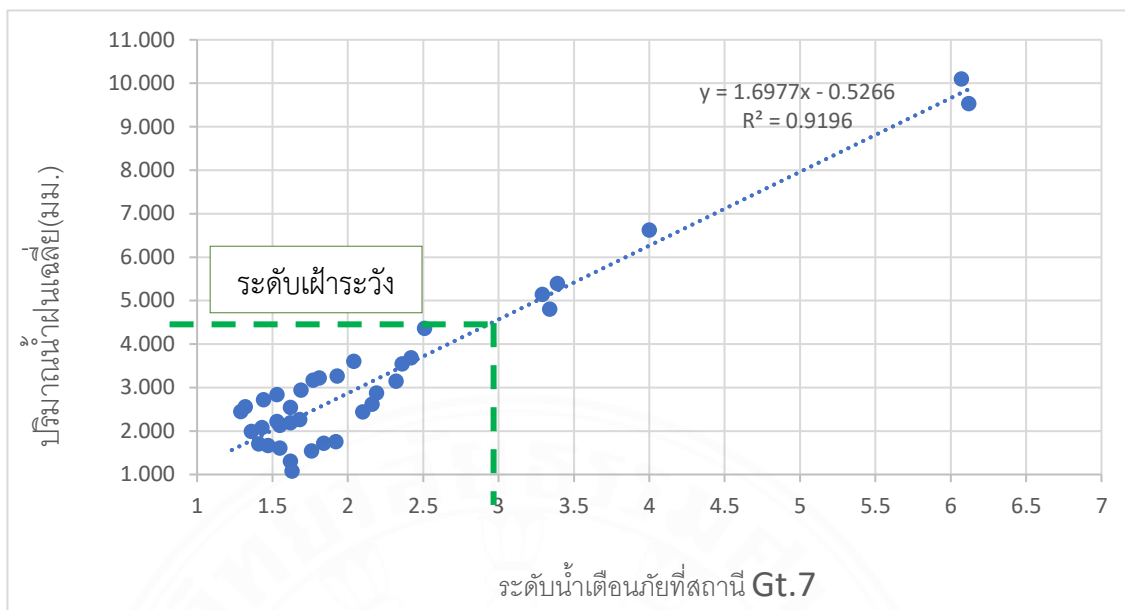
จากการคัดเลือกเฉพาะเหตุการณ์ที่มีฝนตกมาทั้งหมด 38 เหตุการณ์ในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ เพื่อหาความสัมพันธ์ปริมาณฝนเฉลี่ยของ 5 สถานี กับระดับน้ำเตือนภัยที่สถานี Gt.7 ในเหตุการณ์เดียวกัน จากกราฟความสัมพันธ์พบว่า  $R^2$  เท่ากับ 0.91 สามารถทราบได้ว่าค่าปริมาณฝนเฉลี่ยของ 5 สถานีมีความแปรผันตรงกับระดับน้ำเตือนภัยที่สถานี Gt.7 ดังนั้น ค่าปริมาณฝนเฉลี่ยรายชั่วโมงของ 5 สถานี จะเป็นข้อมูลหนึ่งในการสนับสนุนเกณฑ์ระดับน้ำเฝ้าระวังภัยน้ำท่วมของอำเภอเมืองบางสะพาน

**ตารางที่ 4.10 แสดงสถานีและข้อมูลที่นำมาใช้ในสถานีและข้อมูลนำมาใช้**

ลำดับ	ข้อมูลเหตุการณ์ที่มีฝนตกช่วงต่างๆ
1	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 05/10/2017 เวลา 06.00 น. ถึงวันที่ 06/10/2017 เวลา 13.00 น. ทั้ง 5 สถานี
2	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 11/10/2017 เวลา 09.00 น. ถึงวันที่ 12/10/2017 เวลา 14.00 น. ทั้ง 5 สถานี
3	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 24/10/2017 เวลา 20.00 น. ถึงวันที่ 25/10/2017 เวลา 14.00 น. ทั้ง 5 สถานี
4	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 26/10/2017 เวลา 04.00 น. ถึงวันที่ 26/10/2017 เวลา 22.00 น. ทั้ง 5 สถานี
5	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 08/11/2017 เวลา 02.00 น. ถึงวันที่ 08/11/2017 เวลา 23.00 น. ทั้ง 5 สถานี
6	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 12/11/2017 เวลา 09.00 น. ถึงวันที่ 13/11/2017 เวลา 01.00 น. ทั้ง 5 สถานี
7	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 20/11/2017 เวลา 00.00 น. ถึงวันที่ 20/11/2017 เวลา 22.00 น. ทั้ง 5 สถานี
8	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 21/11/2017 เวลา 05.00 น. ถึงวันที่ 22/11/2017 เวลา 13.00 น. ทั้ง 5 สถานี
9	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 22/11/2017 เวลา 11.00 น. ถึงวันที่ 23/11/2017 เวลา 08.00 น. ทั้ง 5 สถานี
10	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 05/12/2017 เวลา 19.00 น. ถึงวันที่ 07/12/2017 เวลา 02.00 น. ทั้ง 5 สถานี
11	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 02/02/2018 เวลา 06.00 น. ถึงวันที่ 03/02/2018 เวลา 00.00 น. ทั้ง 5 สถานี
12	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 03/02/2018 เวลา 06.00 น. ถึงวันที่ 03/02/2018 เวลา 22.00 น. ทั้ง 5 สถานี
13	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 07/04/2018 เวลา 08.00 น. ถึงวันที่ 08/04/2018 เวลา 20.00 น. ทั้ง 5 สถานี
14	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 27/04/2018 เวลา 16.00 น. ถึงวันที่ 29/04/2018 เวลา 10.00 น. ทั้ง 5 สถานี
15	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 29/04/2018 เวลา 15.00 น. ถึงวันที่ 30/04/2018 เวลา 03.00 น. ทั้ง 5 สถานี
16	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 01/05/2018 เวลา 07.00 น. ถึงวันที่ 05/05/2018 เวลา 01.00 น. ทั้ง 5 สถานี
17	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 02/05/2018 เวลา 07.00 น. ถึงวันที่ 03/05/2018 เวลา 07.00 น. ทั้ง 5 สถานี
18	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 24/05/2018 เวลา 01.00 น. ถึงวันที่ 24/05/2018 เวลา 19.00 น. ทั้ง 5 สถานี
19	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 30/05/2018 เวลา 10.00 น. ถึงวันที่ 31/05/2018 เวลา 06.00 น. ทั้ง 5 สถานี

## ตารางที่ 4.10(ต่อ)

ลำดับ	ข้อมูลเหตุการณ์ที่มีฝนตกช่วงต่างๆ
20	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 31/05/2018 เวลา 07.00 น. ถึงวันที่ 01/06/2018 เวลา 08.00 น. ทั้ง 5 สถานี
21	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 05/06/2018 เวลา 08.00 น. ถึงวันที่ 06/06/2018 เวลา 07.00 น. ทั้ง 5 สถานี
22	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 08/06/2018 เวลา 08.00 น. ถึงวันที่ 09/06/2018 เวลา 07.00 น. ทั้ง 5 สถานี
23	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 17/06/2018 เวลา 21.00 น. ถึงวันที่ 19/06/2018 เวลา 08.00 น. ทั้ง 5 สถานี
24	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 10/07/2018 เวลา 08.00 น. ถึงวันที่ 11/07/2018 เวลา 21.00 น. ทั้ง 5 สถานี
25	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 11/07/2018 เวลา 21.00 น. ถึงวันที่ 13/07/2018 เวลา 01.00 น. ทั้ง 5 สถานี
26	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 12/07/2018 เวลา 21.00 น. ถึงวันที่ 14/07/2018 เวลา 00.00 น. ทั้ง 5 สถานี
27	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 08/11/2018 เวลา 03.00 น. ถึงวันที่ 09/11/2018 เวลา 05.00 น. ทั้ง 5 สถานี
28	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 29/11/2018 เวลา 06.00 น. ถึงวันที่ 10/11/2018 เวลา 02.00 น. ทั้ง 5 สถานี
29	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 07/12/2018 เวลา 20.00 น. ถึงวันที่ 08/12/2018 เวลา 10.00 น. ทั้ง 5 สถานี
30	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 08/12/2018 เวลา 12.00 น. ถึงวันที่ 09/12/2018 เวลา 15.00 น. ทั้ง 5 สถานี
31	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 10/12/2018 เวลา 09.00 น. ถึงวันที่ 11/12/2018 เวลา 03.00 น. ทั้ง 5 สถานี
32	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 11/12/2018 เวลา 15.00 น. ถึงวันที่ 12/12/2018 เวลา 06.00 น. ทั้ง 5 สถานี
33	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 04/01/2019 เวลา 19.00 น. ถึงวันที่ 05/01/2019 เวลา 20.00 น. ทั้ง 5 สถานี
34	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 04/01/2019 เวลา 19.00 น. ถึงวันที่ 05/01/2019 เวลา 20.00 น. ทั้ง 5 สถานี
35	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 10/01/2019 เวลา 18.00 น. ถึงวันที่ 11/01/2019 เวลา 03.00 น. ทั้ง 5 สถานี
36	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 02/02/2019 เวลา 10.00 น. ถึงวันที่ 03/02/2019 เวลา 01.00 น. ทั้ง 5 สถานี
37	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 09/08/2019 เวลา 04.00 น. ถึงวันที่ 10/08/2019 เวลา 10.00 น. ทั้ง 5 สถานี
38	ข้อมูลปริมาณฝนของ วันที่ 04/09/2019 เวลา 07.00 น. ถึงวันที่ 04/09/2019 เวลา 23.00 น. ทั้ง 5 สถานี

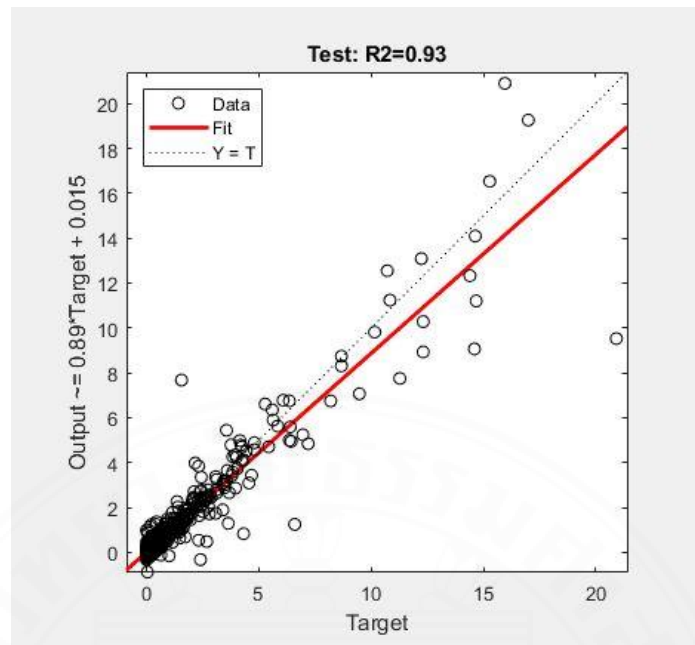


ภาพที่ 4.3 ความสัมพันธ์ของปริมาณน้ำฝนสะสมเฉลี่ย(มม.)กับระดับน้ำเตื่อนภัยที่สถานี Gt.7 (ม.)

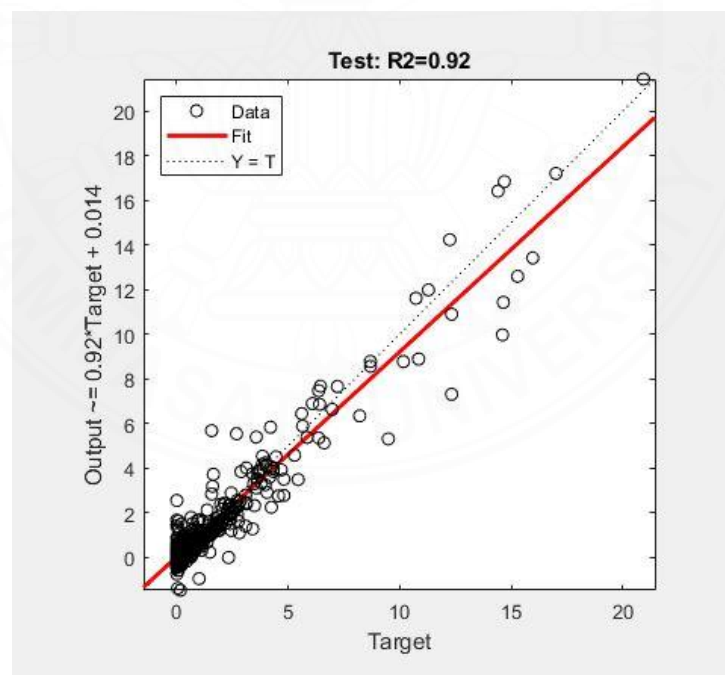
จากการพัฒนาที่ได้ โครงสร้าง คือ 1 Hidden Layer, 6 Node, Simple multilayer perceptron network และ sigmoid smooth function ข้อมูลนำเข้าเป็นข้อมูลแบบปรับแก้โดยวิธีค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่และกำหนดค่าจำนวนช่วงเวลา(N)ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่เท่ากับ 2 ชั่วโมงนั้น จะนำมาพยากรณ์ปริมาณฝนเฉลี่ยรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ 1 , และ 2 ชั่วโมงล่วงหน้า เพื่อนำผลพยากรณ์ที่ได้มาใช้เป็นข้อมูลในการช่วยสนับสนุนเกณฑ์ระดับน้ำฝ้าระวังภัยน้ำท่วมของอำเภอเมืองบางสะพานให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ผลการพยากรณ์พบว่า โครงสร้างที่พัฒนามีความคงทน (Robust) และสามารถพยากรณ์ได้อย่างแม่นยำที่ 1 และ 2 ชั่วโมงล่วงหน้า (มีค่า Normalized RMSE อยู่ในช่วงร้อยละ 0.91 ถึง 1.33และค่า R<sup>2</sup> อยู่ในช่วง 0.92 ถึง 0.93) ดังที่แสดงตารางที่ 4.11

ตารางที่ 4.11 แสดงผลลัพธ์การพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ 1 , และ 2 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่าฝนเฉลี่ย 5 สถานี

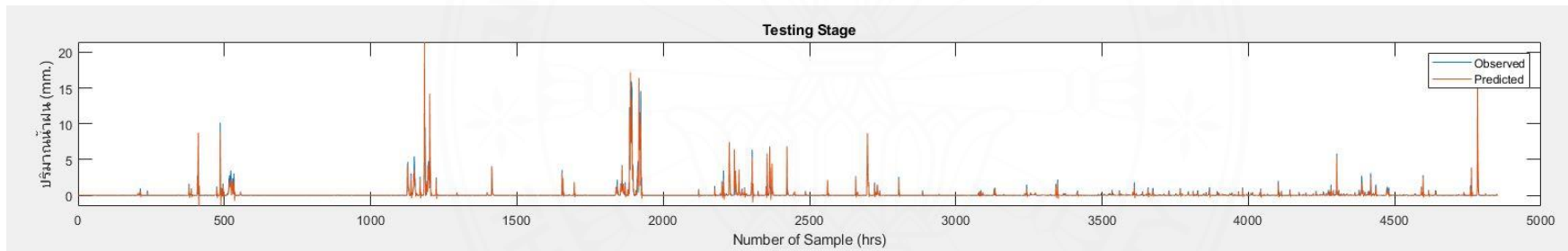
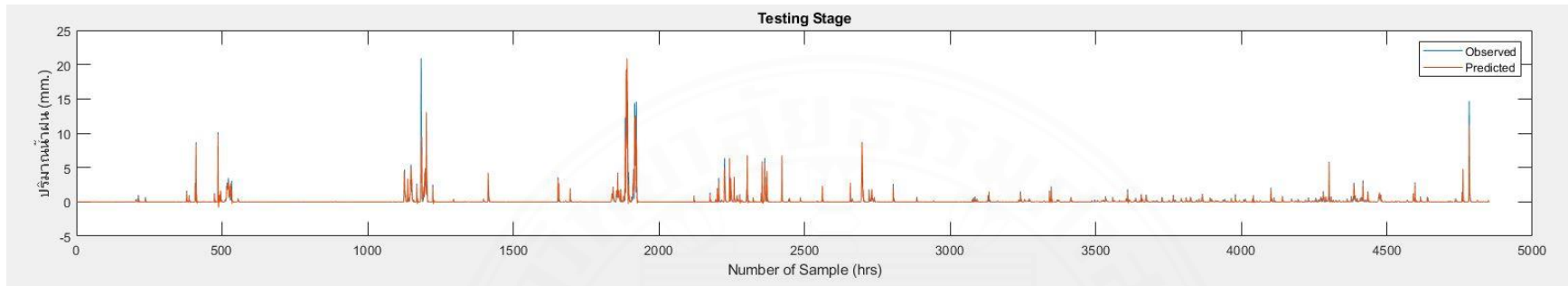
1 hour Ahead		2 hour Ahead	
Test		Test	
R <sup>2</sup>	Normalized RMSE(%)	R <sup>2</sup>	Normalized RMSE(%)
0.93	0.91	0.92	1.33



ภาพที่ 4.4 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN สำหรับพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ล่วงหน้า 1 ชั่วโมง



ภาพที่ 4.5 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN สำหรับพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ล่วงหน้า 2 ชั่วโมง



ภาพที่ 4.6 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN สำหรับพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ล่วงหน้า 1 และ 2 ชั่วโมง

## บทที่ 5

### บทสรุป

#### 5.1 สรุปผลการศึกษา

การพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน ที่มีความลาดชันบริเวณพื้นที่ต้นน้ำและเป็นที่ยาบสลับที่ตอนบริเวณพื้นที่ตอนล่างนั้น จะใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม(ANN) เพื่อการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมง โดยทำการพัฒนา ตรวจสอบความสามารถและการประยุกต์ใช้กับพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน(พื้นที่ศึกษาลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่) สามารถสรุปได้ดังนี้

5.1.1 ข้อมูลนำเข้าในการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงในพื้นที่ประสบอุทกภัยแบบฉับพลัน(ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่) ที่มีความลาดชันบริเวณพื้นที่ต้นน้ำและเป็นที่ยาบสลับที่ตอนบริเวณพื้นที่ตอนล่างนั้น ข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาจะไม่ใช้ข้อมูลสำคัญในการพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงเนื่องจากลักษณะภูมิประเทศมีความสลับซับซ้อนทำให้ข้อมูลมีความผันผวนมาก ส่วนข้อมูลนำเข้าที่สำคัญได้แก่ ข้อมูลปริมาณฝนรายชั่วโมงที่ผ่านการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่(จำนวนค่า N เท่ากับ 2) ของแต่ละสถานีวัดฝนในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ มีจำนวนตัวแปรทั้งหมด 15 ตัวแปร ดังนี้  $R\_GT7(t)$ ,  $R\_SWR014(t)$ ,  $R\_SWR012(t)$ ,  $R\_SWR016(t)$ ,  $R\_BSVT(t)$ ,  $R\_GT7(t-1)$ ,  $R\_SWR014(t-1)$ ,  $R\_SWR012(t-1)$ ,  $R\_SWR016(t-1)$ ,  $R\_BSVT(t-1)$ ,  $R\_GT7(t-2)$ ,  $R\_SWR014(t-2)$ ,  $R\_SWR012(t-2)$ ,  $R\_SWR016(t-2)$ ,  $R\_BSVT(t-2)$

5.1.2 โครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้วิธีการ 5-Fold Cross Validation ช่วยในการพัฒนาแบบจำลองในการพยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงได้แก่ Layer input มี 15 node ,1 Hidden Layer มี 6 Node, Simple multilayer perceptron network, sigmoid smooth function และ Layer output มี 1 node

5.1.3 ผลการพยากรณ์ปริมาณฝนเฉลี่ยรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ 1 และ 2 ชั่วโมงล่วงหน้าสำหรับเป็นข้อมูลช่วยสนับสนุนเกณฑ์ระดับน้ำเฝ้าระวังภัยน้ำท่วมของอำเภอเมืองบางสะพานให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น พบว่า สามารถพยากรณ์ได้อย่างแม่นยำที่ 1 และ 2 ชั่วโมงล่วงหน้า (มีค่า Normalized RMSE ของแต่ละสถานีจะอยู่ในช่วงร้อยละ 0.91 ถึง 1.33 และค่า  $R^2$  ของแต่ละสถานีจะอยู่ในช่วง 0.92 ถึง 0.93)

5.1.4 โครงสร้างจากการพัฒนาแบบจำลอง ANN เป็นโครงสร้างที่มีความคงทน (Robust) เนื่องจากโครงสร้างดังกล่าวสามารถพยากรณ์ให้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำทั้งตอนการพัฒนา(พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมงของสถานี GT.7) และตอนการประยุกต์(พยากรณ์ปริมาณฝนเฉลี่ยรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่)

## 5.2 ข้อเสนอแนะ

5.2.1 ในการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อความแม่นยำของโครงข่ายควรมีข้อมูลในการทดสอบที่มากกว่านี้ เพื่อให้สามารถพัฒนาต่อยอดไปเพื่อพยากรณ์ฝนรายชั่วโมงล่วงหน้าได้มากขึ้น

5.2.2 งานวิทยานิพนธ์นี้ใช้วิธีการ K-Fold Cross Validation ในการคัดเลือกข้อมูลสำหรับกระบวนการ train และ validate แต่ยังมีวิธีการคัดเลือกข้อมูลอื่นๆ ที่ใช้สำหรับแบบจำลองทางด้านอุทกวิทยาเช่น วิธีการเชิงพันธุกรรม (Genetic algorithm, GA) ดังนั้นควรมีการเปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลอง ANN ซึ่งใช้วิธีการคัดเลือกข้อมูลทั้ง 2 วิธี

5.2.3 ในการจะประยุกต์ใช้ผลการพยากรณ์ปริมาณฝนเฉลี่ยรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่กับเกณฑ์ระดับน้ำเฝ้าระวังภัยน้ำท่วมของอำเภอเมืองบางสะพานของกรมชลประทานให้ได้มีประสิทธิภาพดีสูงสุด ต้องใช้ข้อมูลทางกายภาพของลำน้ำได้แก่ หน้าตัดลำน้ำ และข้อมูลอัตราการไหลของลำน้ำ แต่ข้อมูลที่ดังกล่าวยังไม่สมบูรณ์เพียงพอต่อการสร้างแบบจำลองอุทกพลศาสตร์

5.2.4 ในการใช้แบบจำลอง ANN สำหรับพยากรณ์ปริมาณฝนเฉลี่ยรายชั่วโมงในพื้นที่ลุ่มน้ำคลองบางสะพานใหญ่ในช่วงเวลาปัจจุบัน ผู้ใช้จะต้องเพิ่มเติมข้อมูลนำเข้าคือ ฝนรายชั่วโมงทั้ง 5 สถานี โดยต้องใช้ข้อมูลจากหน่วยงานสถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำ (องค์การมหาชน)

## รายการอ้างอิง

- กรมชลประทาน (2555),งานศึกษาความเหมาะสมและผลกระทบสิ่งแวดล้อม โครงการบรรเทาอุทกภัยและบริหารจัดการน้ำพื้นที่อำเภอบางสะพาน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์, กรมชลประทาน.
- Phimphaka Taninpong, Thamonwan Manori, Watha Minsan (2018), “Water Level Forecasting at Bang Sai Arts and Crafts Center (C.29A) Gauge Station, Chao Phraya River Basin, Amphoe Bang Sai, PhraNakhon Si Ayuttaya Province Using NARX Network”, Journal of Applied Statistics and Information Technology Vol 3 No 1, pp.31-41
- Tawee Chaipimonplin ,2014. “50 Years with the Applications of Artificial Neural Network for Flood Forecasting in Thailand” Journal of Social Sciences Chiang Mai University 26(2), pp. 171-192.
- N. Q. Hung, M. S. Babel, S. Weesakul, and N. K. Tripathi (2008). “An Artificial Neural Network Model for Rainfall Forecasting in Bangkok, Thailand,” Hydrology and Earth System Sciences 13 , pp. 1413-1425
- Haykin Simon (1999). “Self-organizing maps. Neural Networks – A Comprehensive Foundation.” 2nd ed. New Jersey,Prentice-Hall.
- The ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrolog (2000) Artificial Neural Networks in Hydrology. I: Preliminary Concept. Journal Of Hydrologic Engineering/April 2000, pp.115-123
- The ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology(2000) Artificial Neural Networks in Hydrology. II: Hydrologic Application. Journal Of Hydrologic Engineering/April 2000, pp.124-137
- Kumar Abhishek, M. P. Singh, Saswata Ghosh, Abhishek Anand (2012). “Weather forecasting model using Artificial Neural Network” Procedia Technology 4 ( 2012 ), pp.311 – 318
- S M Chen, Y M Wang and I Tsou (2013). “Using artificial neural network approach for modelling rainfall–runoff due to typhoon” Journal of Earth System Science 122, pp.399 – 405
- Gwo-Fong Lin, Lu-Hsien Chen (2005). “Application of an artificial neural network to typhoon rainfall forecasting” HYDROLOGICAL PROCESSES 19, pp.1825 – 1837

Phimphaka Taninpong, Thamonwan Manori, Watha Minsan (2018), Water Level Forecasting at Bang Sai Arts and Crafts Center (C.29A) Gauge Station, Chao Phraya River Basin, Amphoe Bang Sai, PhraNakhon Si Ayuttaya Province Using NARX Network, Department of Statistics, Faculty of Science, Chiang Mai University. Available from: <https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/asitjournal/article/view/166888>

สมเกียรติ เกตุเอี่ยม.(2548). เทคนิคการพยากรณ์, มหาวิทยาลัยทักษิณ.

Adam P. Piotrowski, J Jaroslaw and J Napiorkowski (2013). “A comparison of methods to avoid overfitting in neural networks training in the case of catchment runoff modelling” Journal of Hydrology Volume 476, 7 January 2013, Pages 97-111

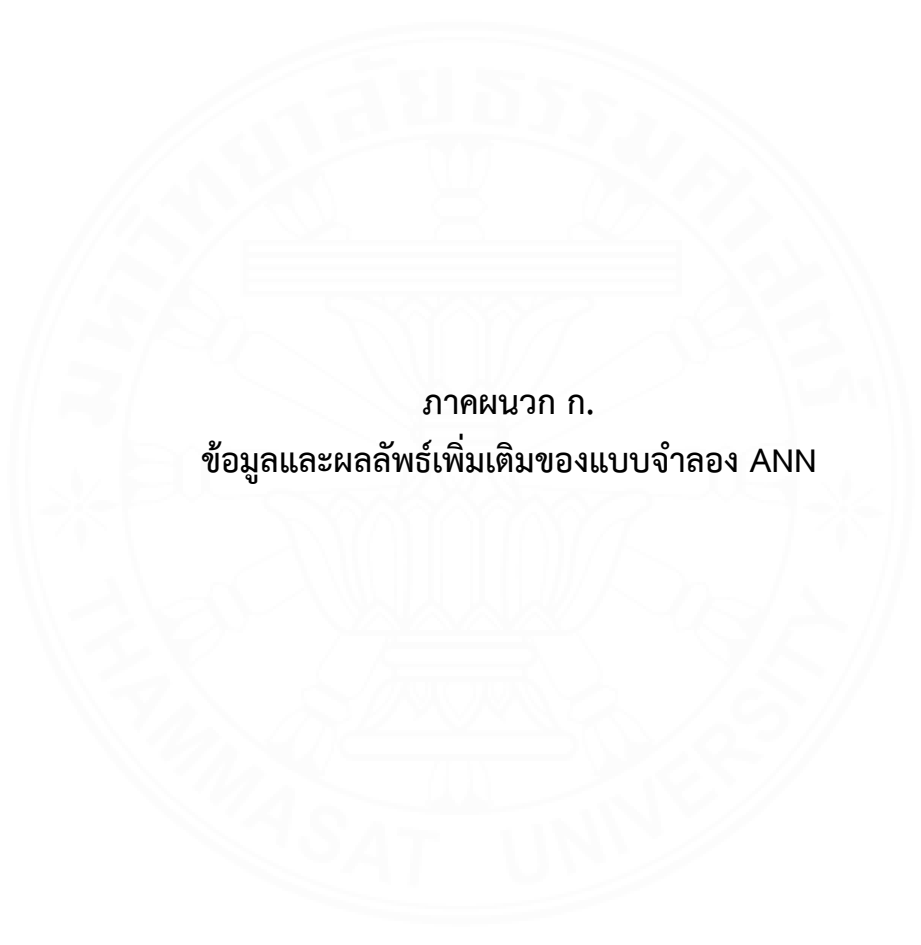
N Srivastava, G Hinton and A Krizhevsky (2014). “Dropout: a simple way to prevent neural networks form overfitting” Journal of Machine Learning Research 15(2014), pages 1929-1958

Kunanon Srisutiva (2020). “Water Management In The Lower Chao Phraya Basin For Rainy And Dry Seasons” Master of Engineering Thesis, Civil Engineering, Faculty of Engineering, Thammasat University

## ประวัติผู้เขียน

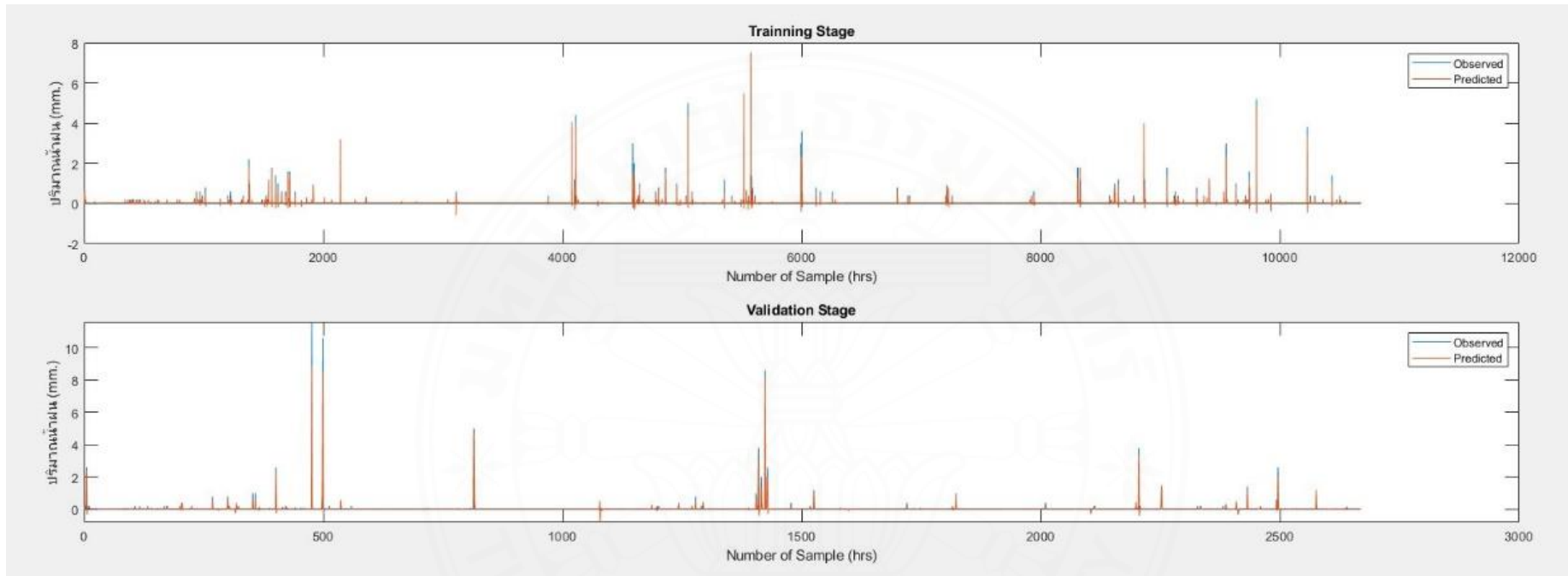
ชื่อ	นายพนพล เงามา
วันเดือนปีเกิด	วันที่ 4 มกราคม 2534
วุฒิการศึกษา	ปีการศึกษา 2557: วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
ตำแหน่ง	วิศวกรชลประทานปฏิบัติการ สำนักงานชลประทานที่ 14 กรมชลประทาน
ผลงานทางวิชาการ	วารสารการประชุมวิชาการวิศวกรรมแหล่งน้ำแห่งชาติ ครั้งที่ 9 เรื่อง แบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียม ของฝนรายชั่วโมงสำหรับการเตือนภัยน้ำท่วมแบบ ฉับพลัน



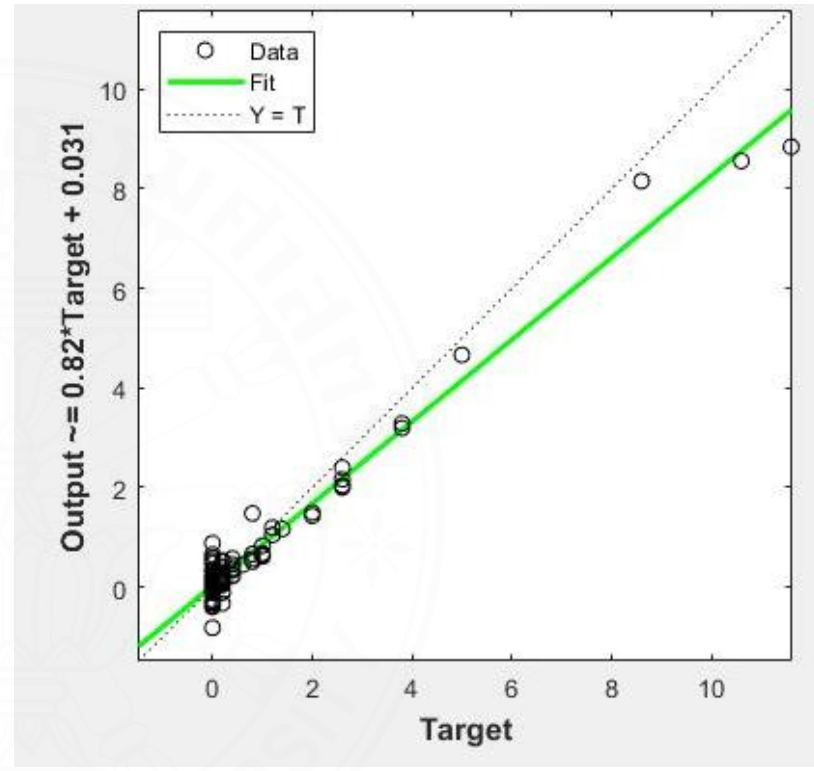
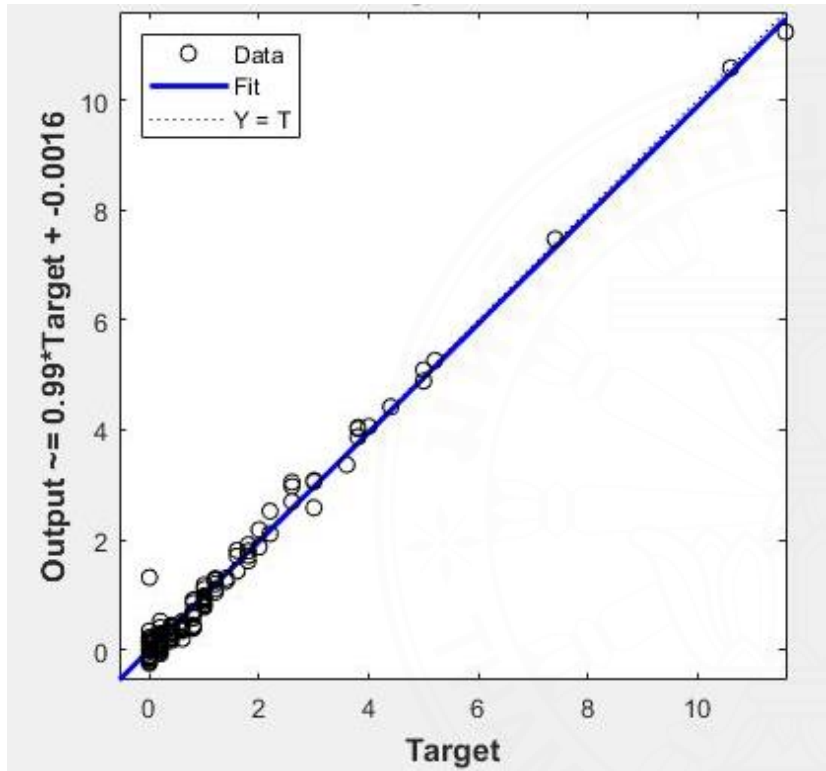


ภาคผนวก ก.

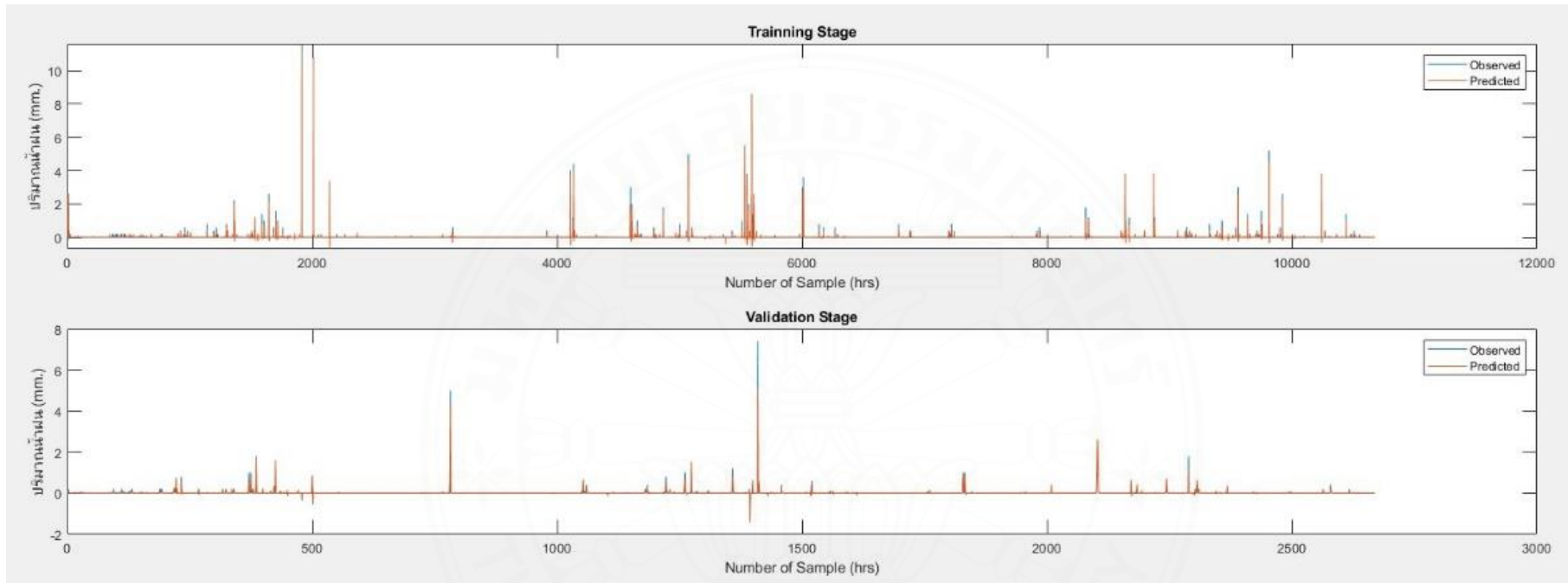
ข้อมูลและผลลัพธ์เพิ่มเติมของแบบจำลอง ANN



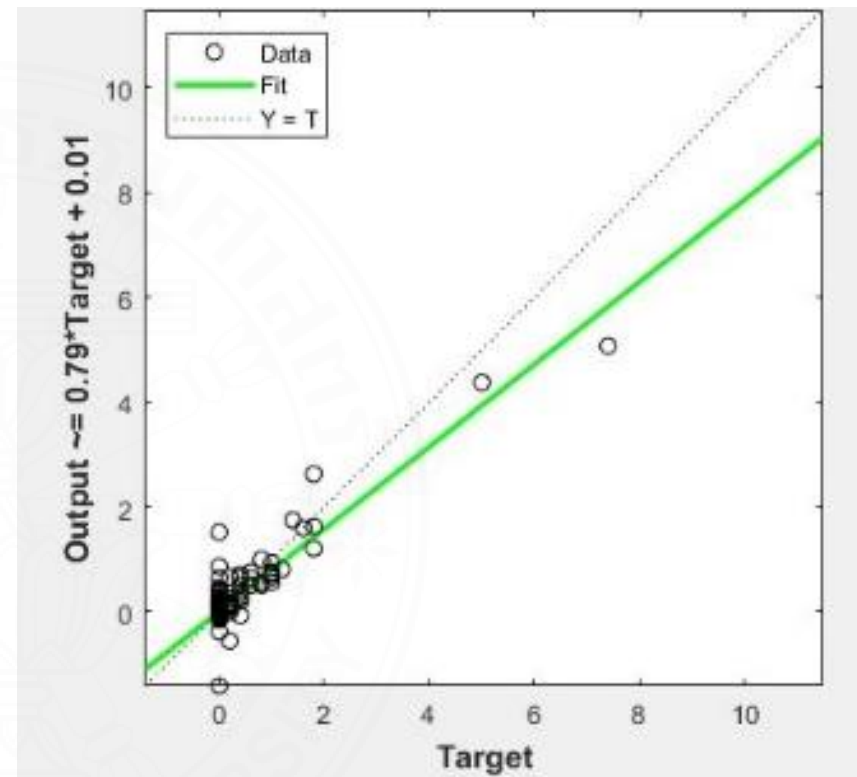
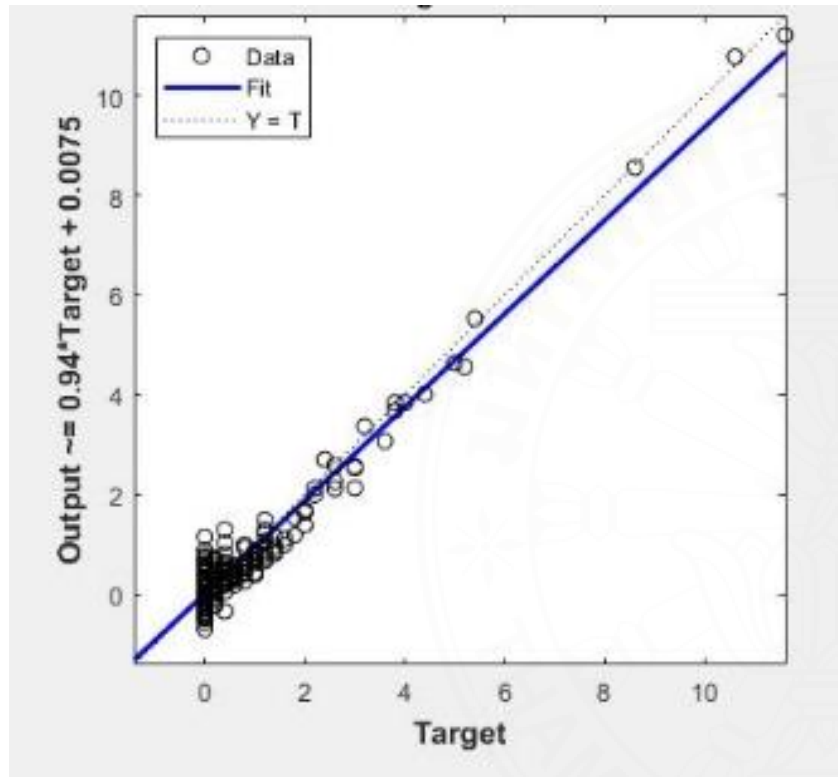
ภาพที่ ก.1 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 1 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



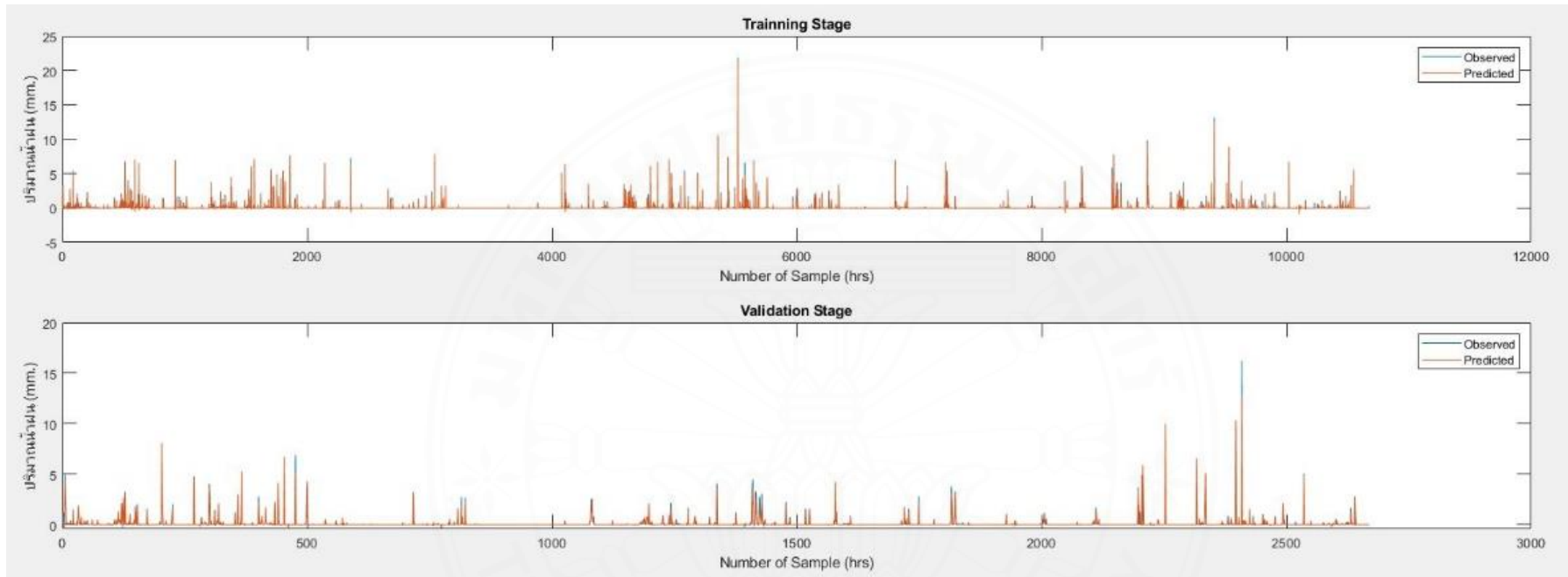
ภาพที่ ก.2 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 1 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



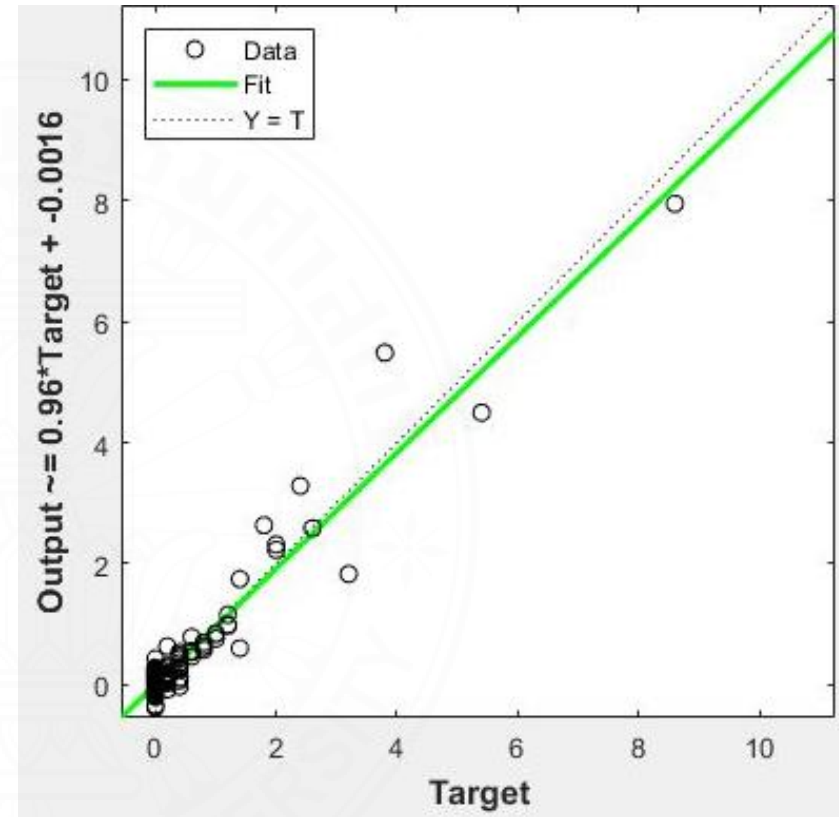
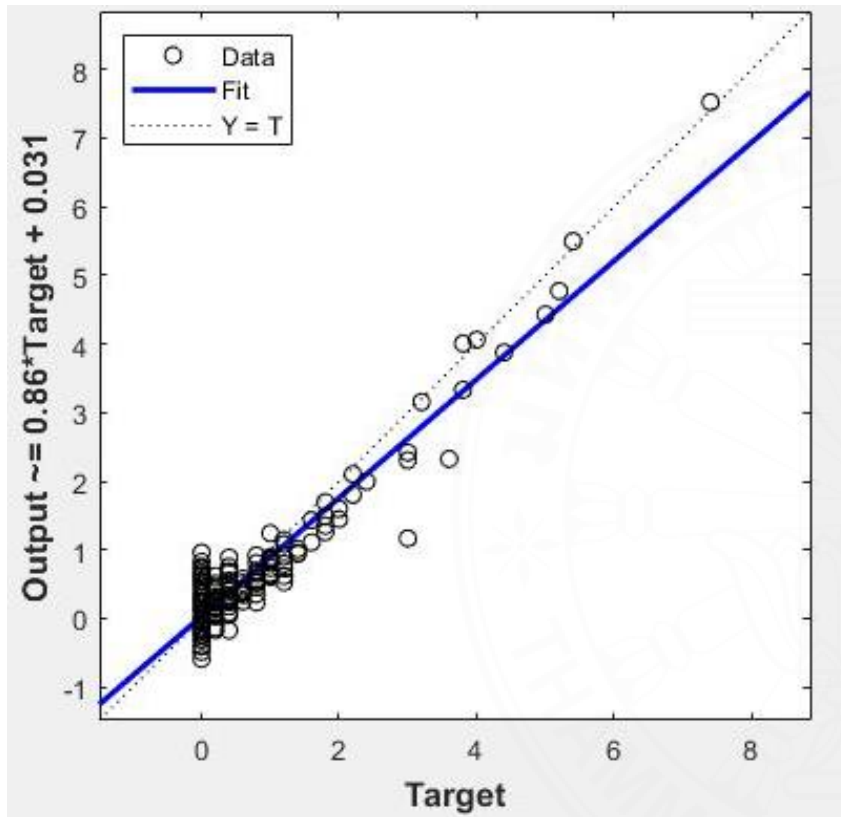
ภาพที่ ก.3 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 2 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



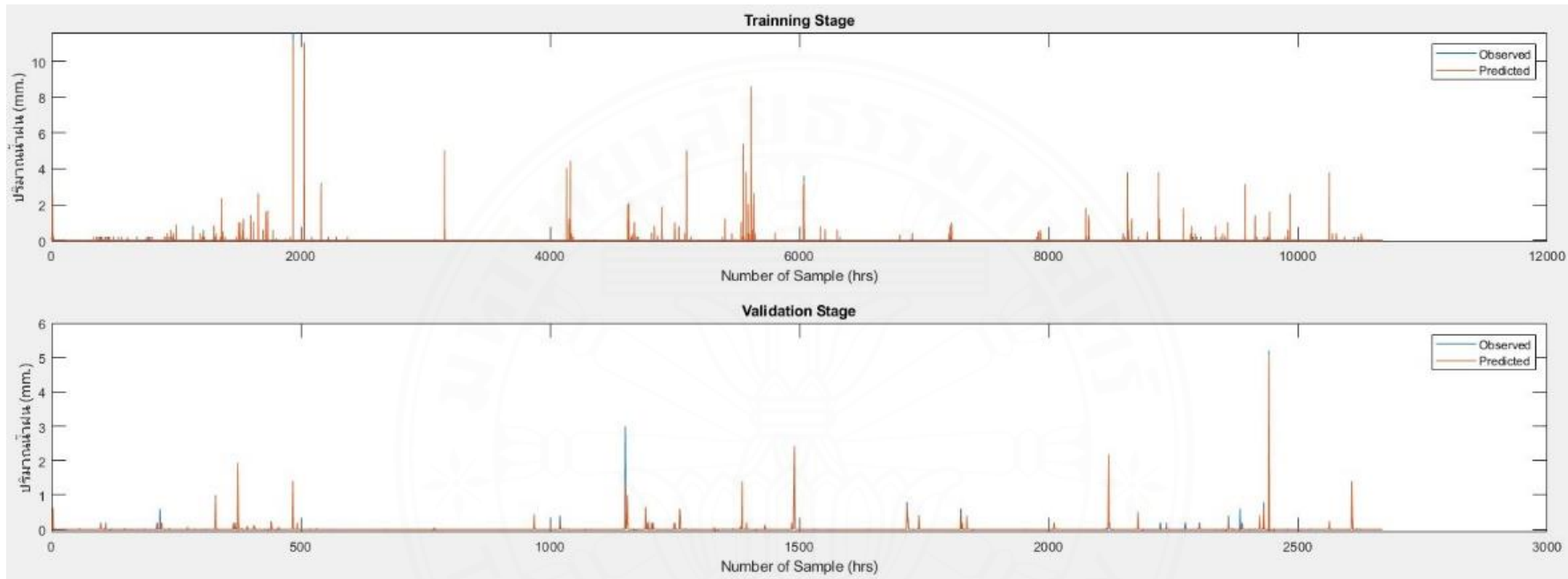
ภาพที่ ก.4 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 2 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



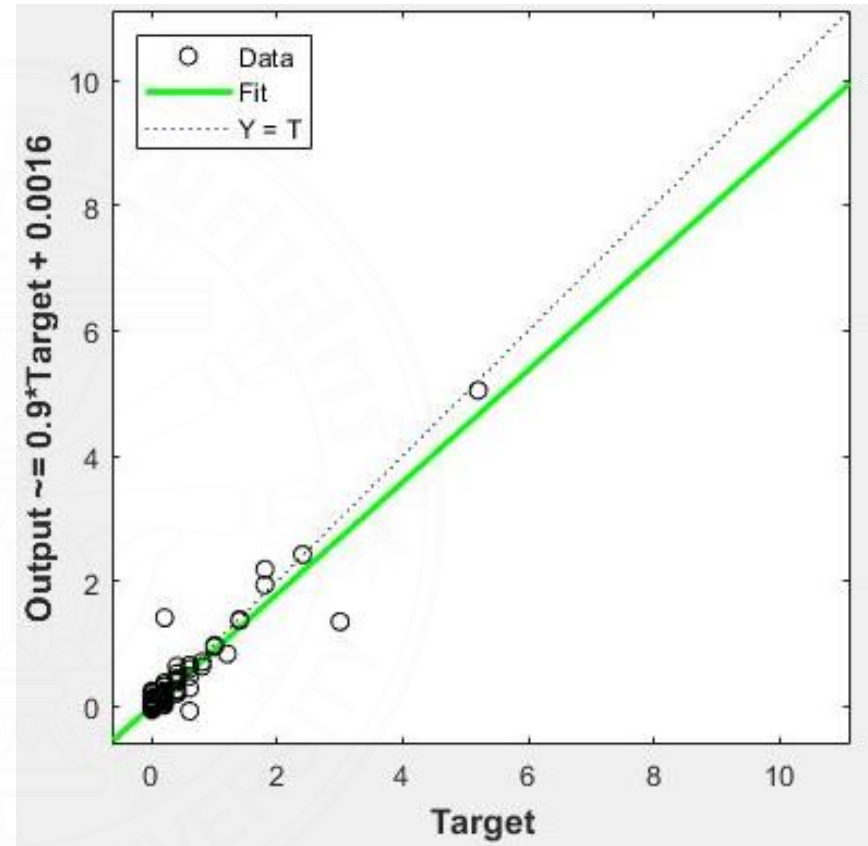
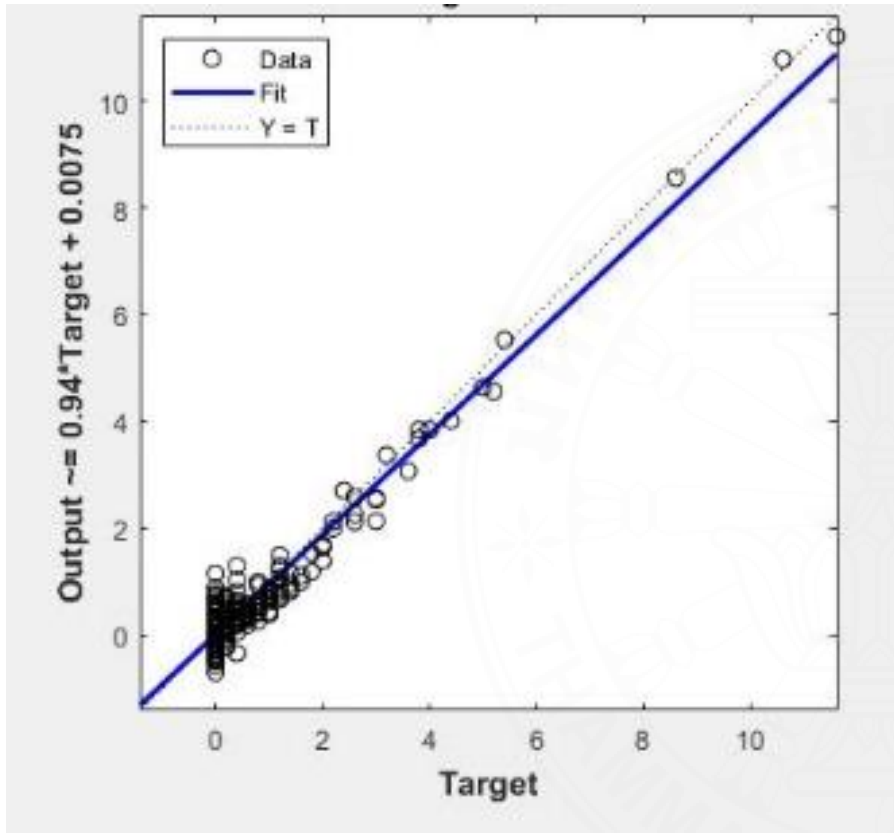
ภาพที่ ก.5 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 3(10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



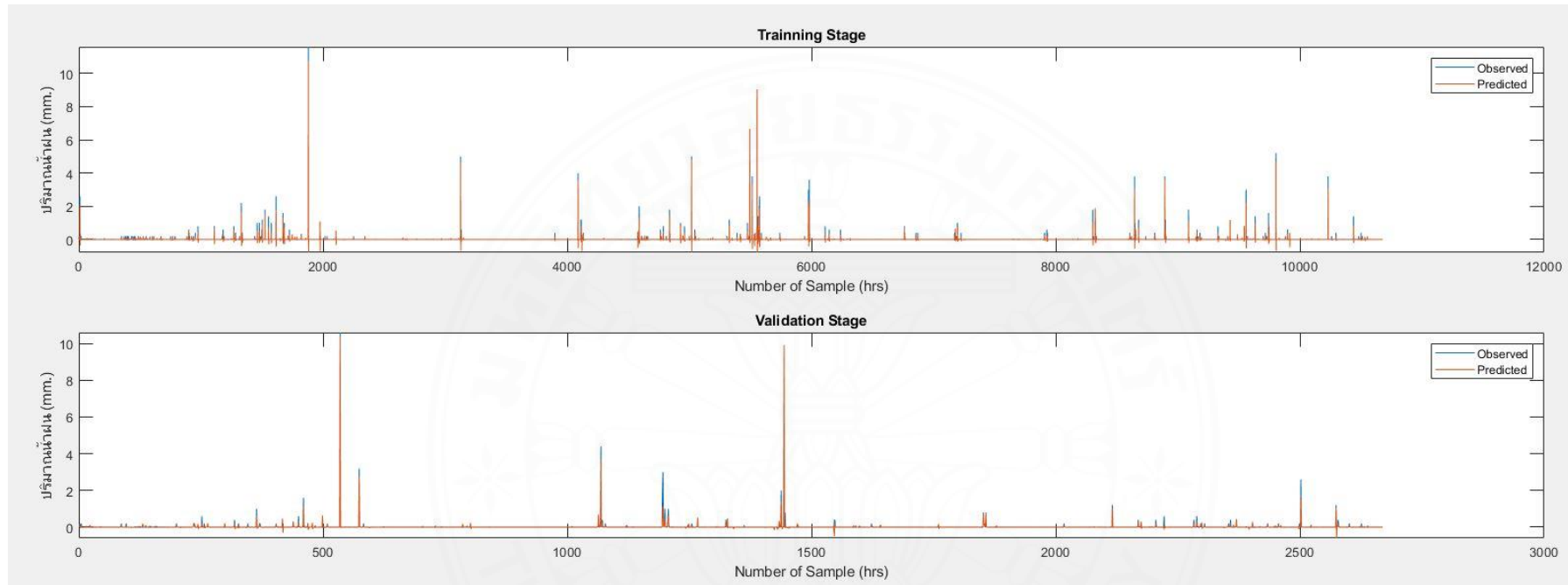
ภาพที่ ก.6 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 3 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



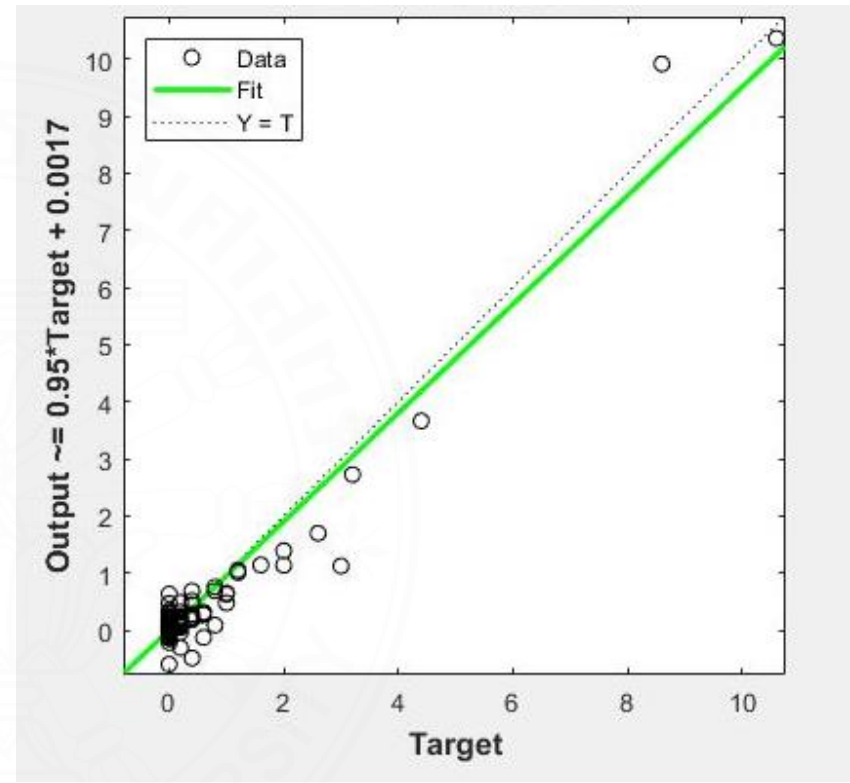
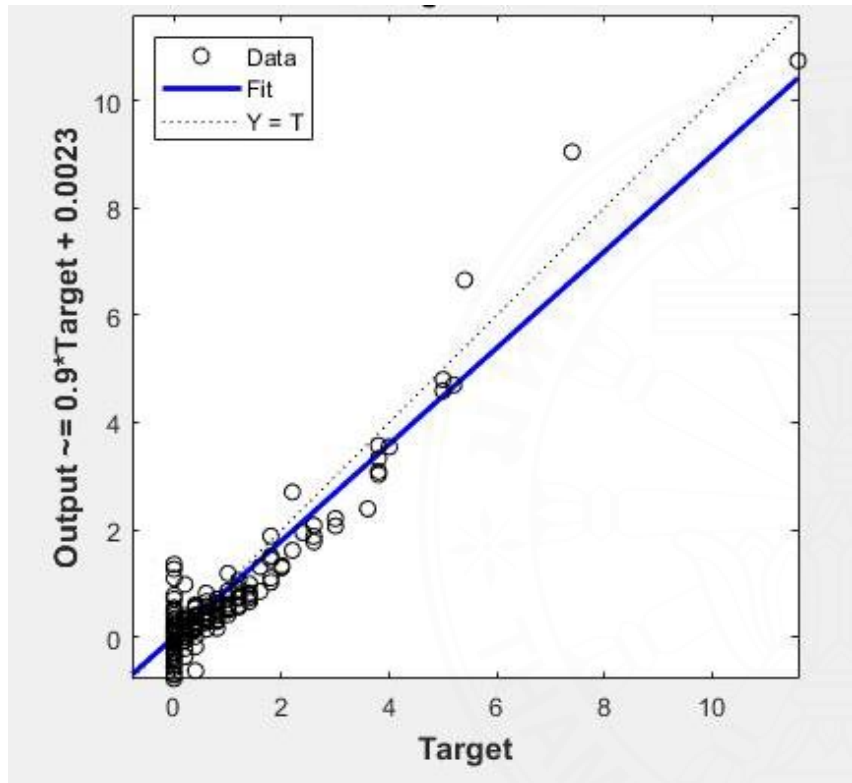
ภาพที่ ก.7 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 4 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



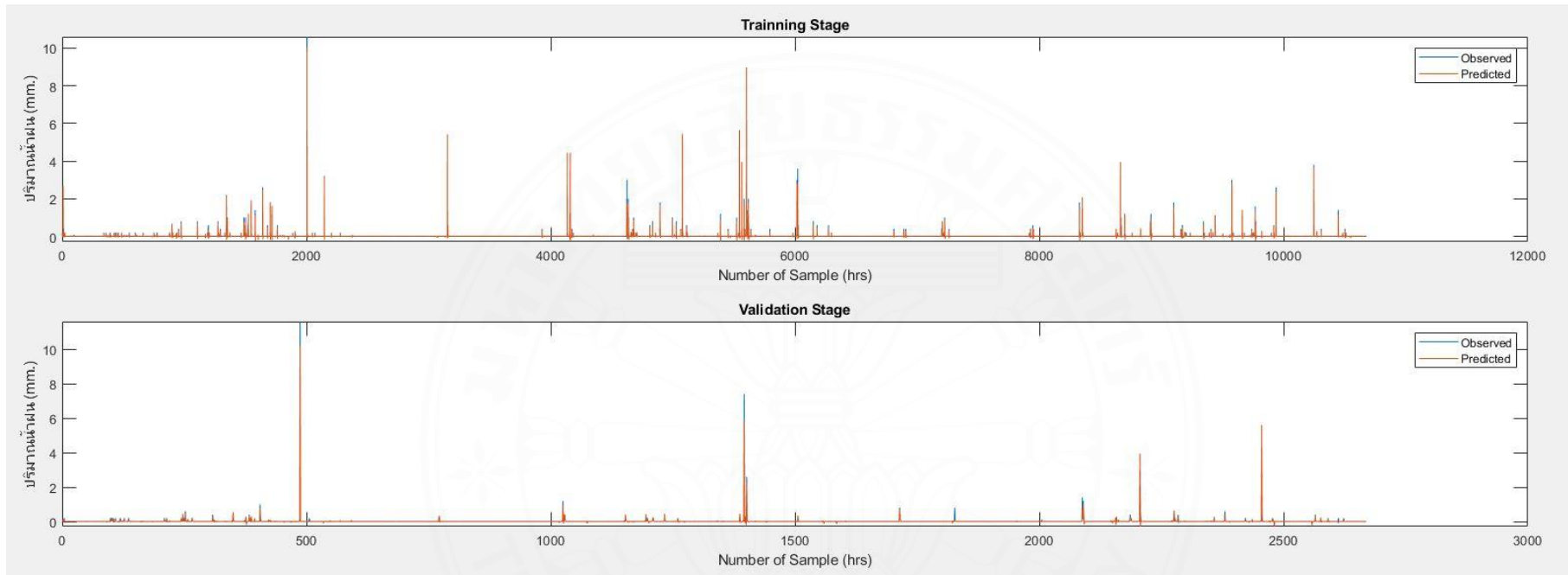
ภาพที่ ก.8 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Hidden Layer เท่ากับ 4 (10 Node, Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



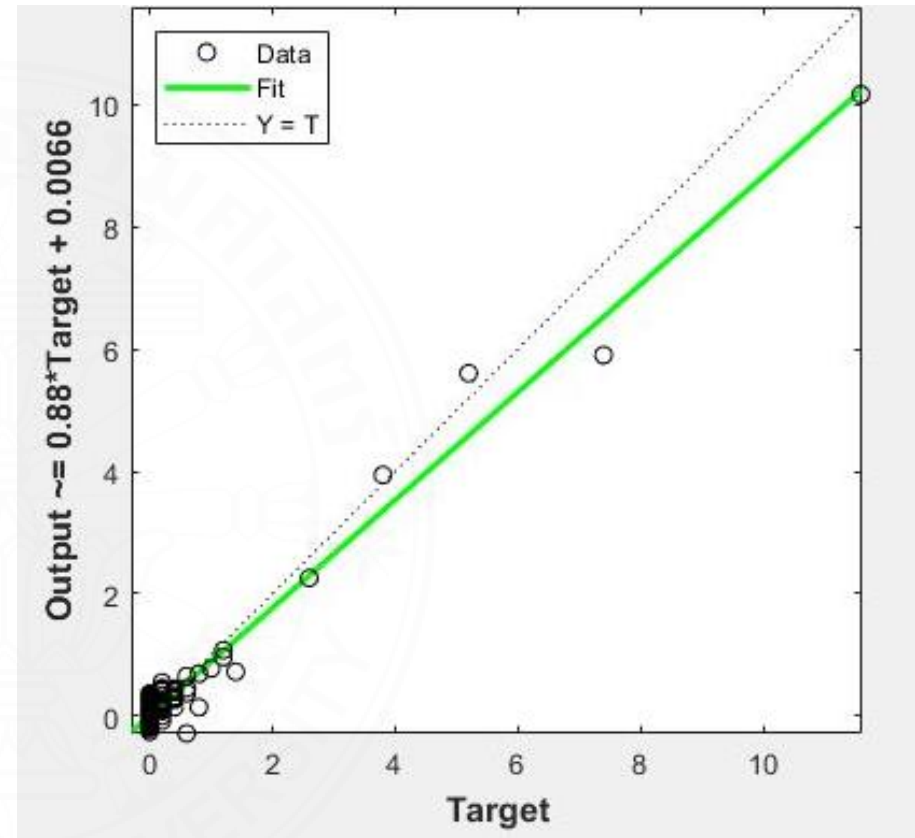
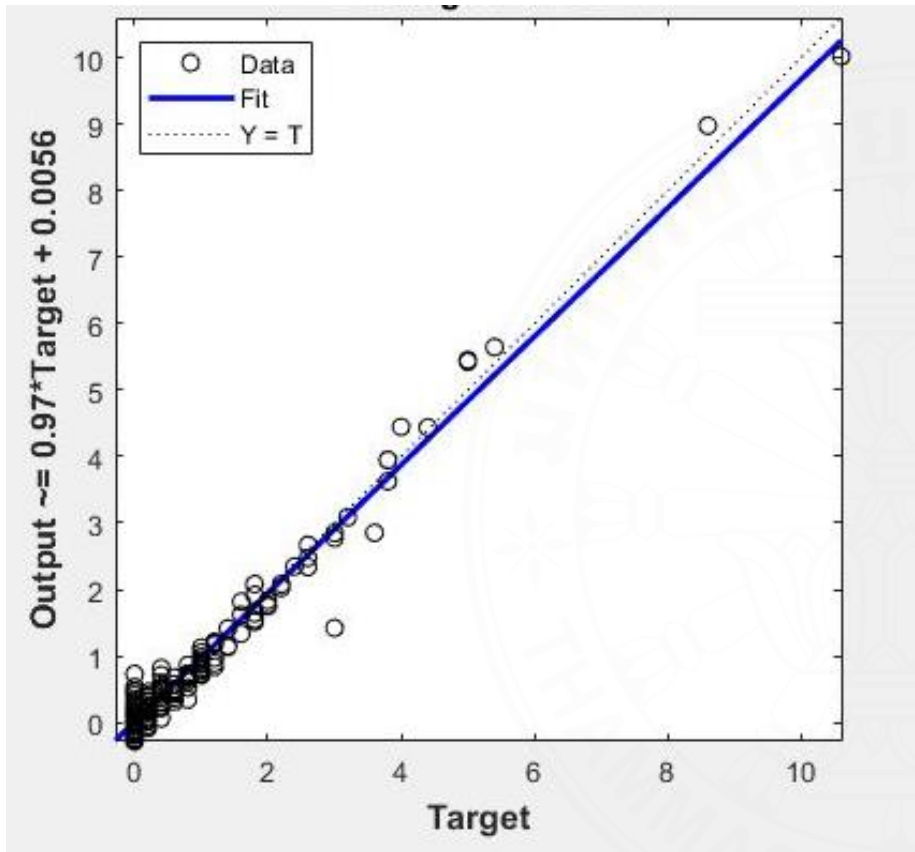
ภาพที่ ก.9 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 5 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



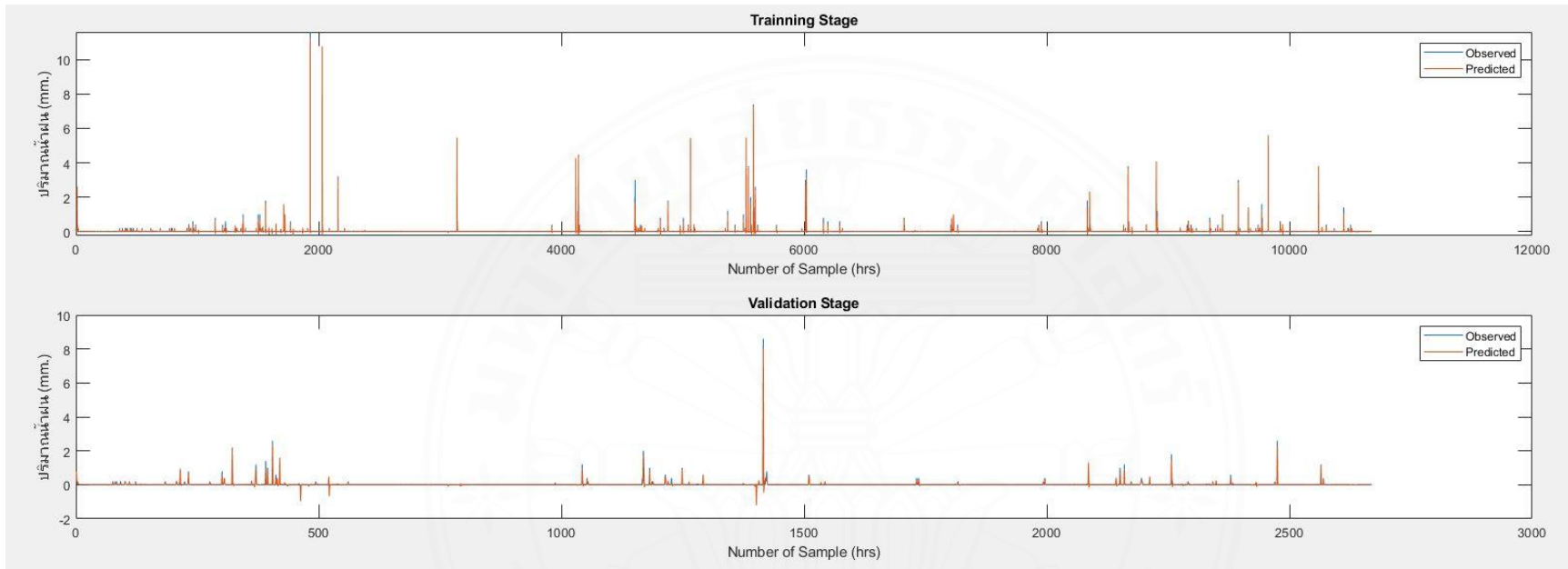
ภาพที่ ก.10 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 5 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



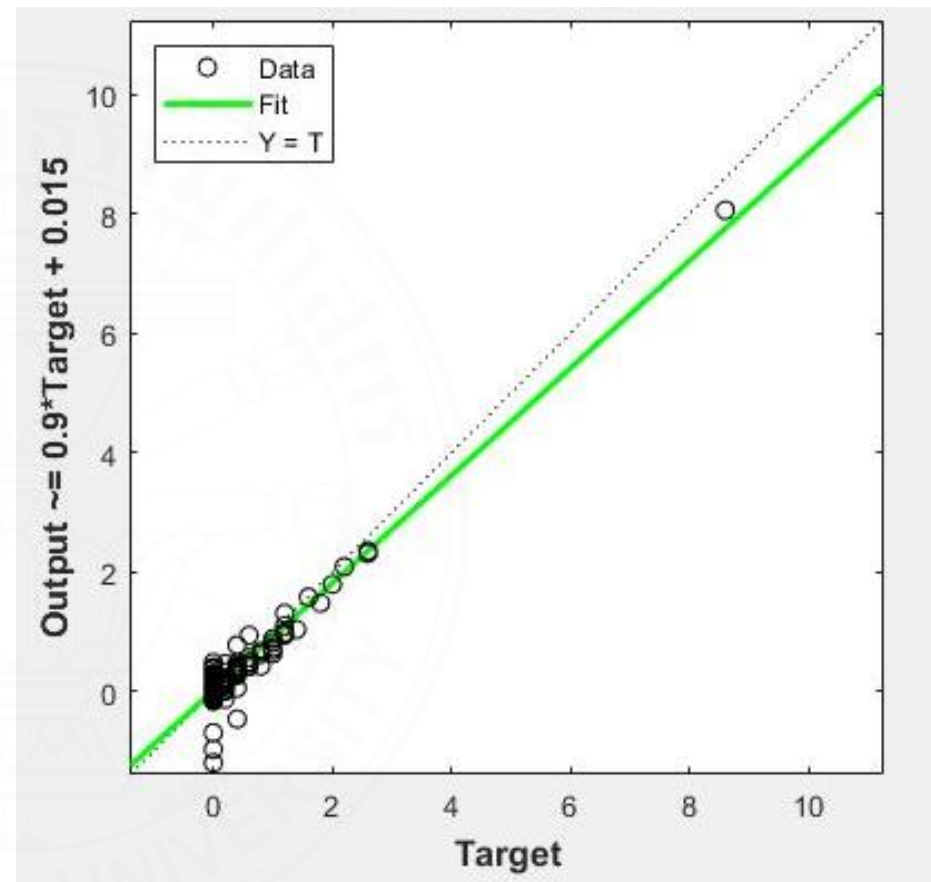
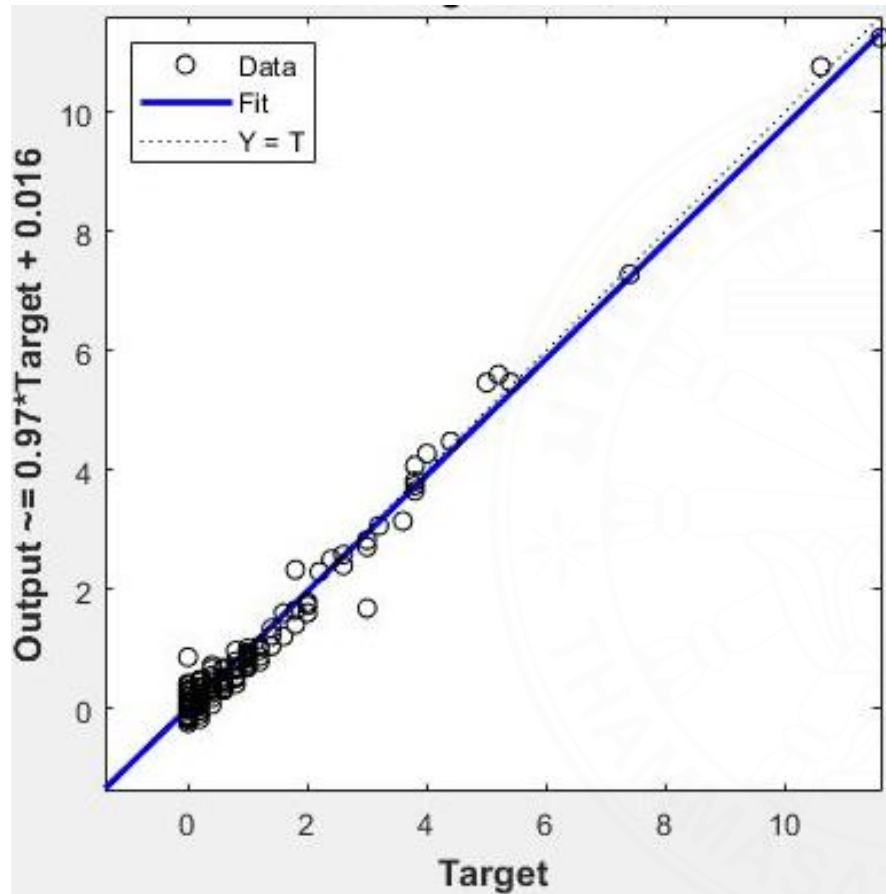
ภาพที่ ก.11 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 6 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



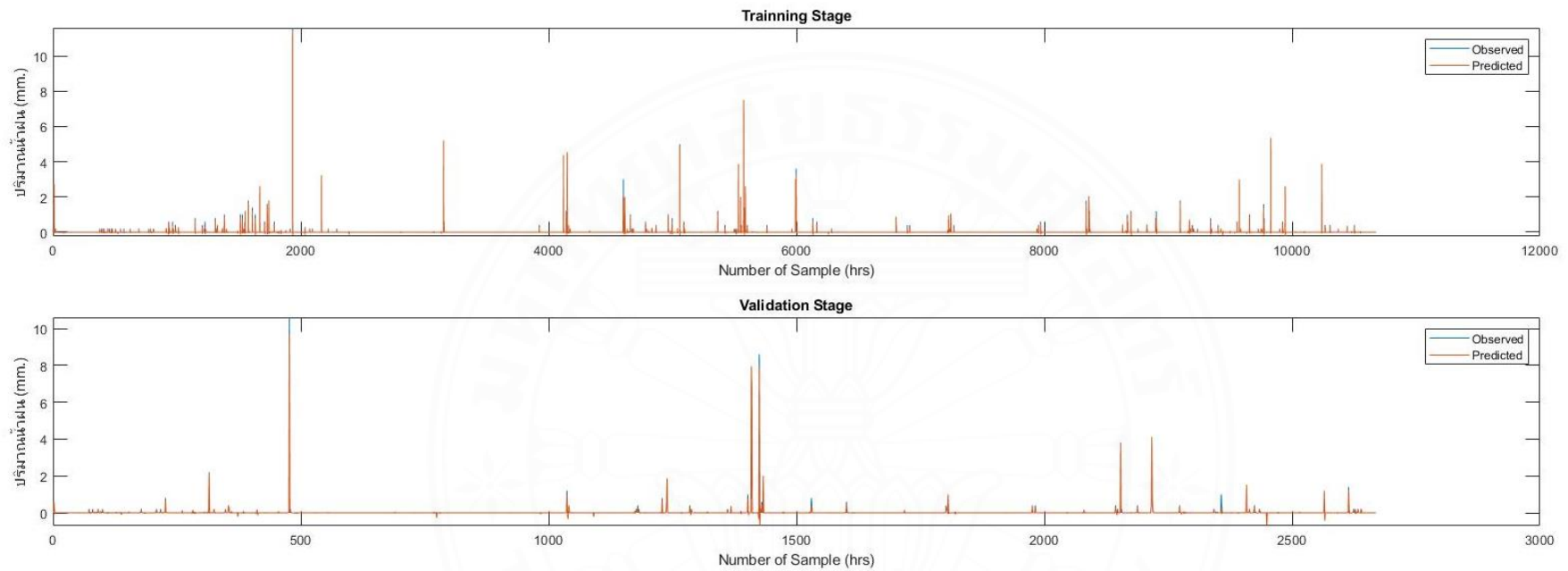
ภาพที่ ก.12 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 6(1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



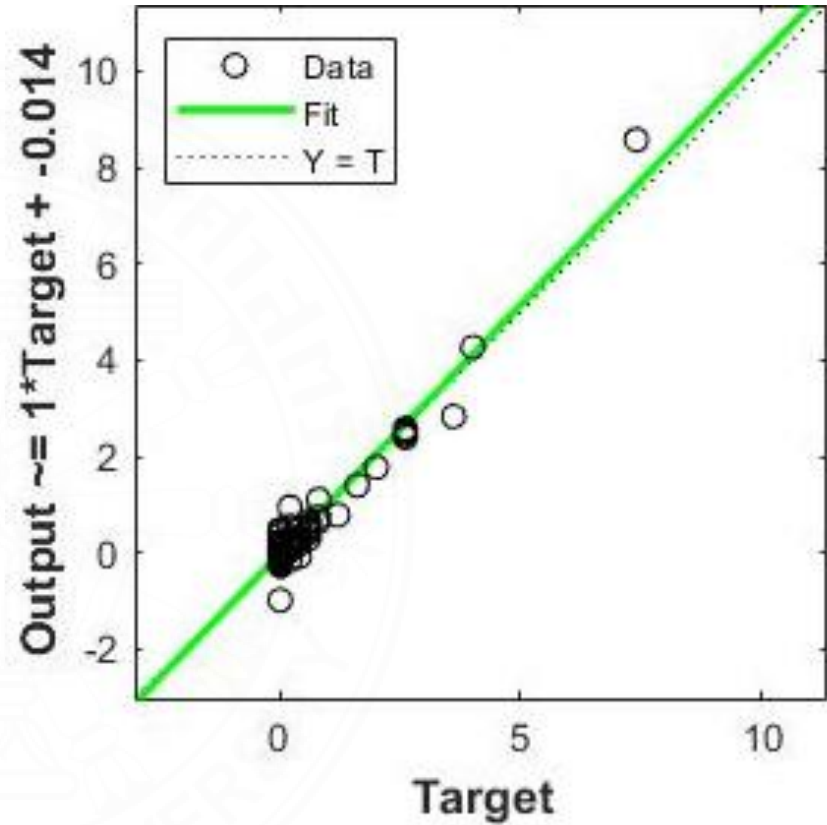
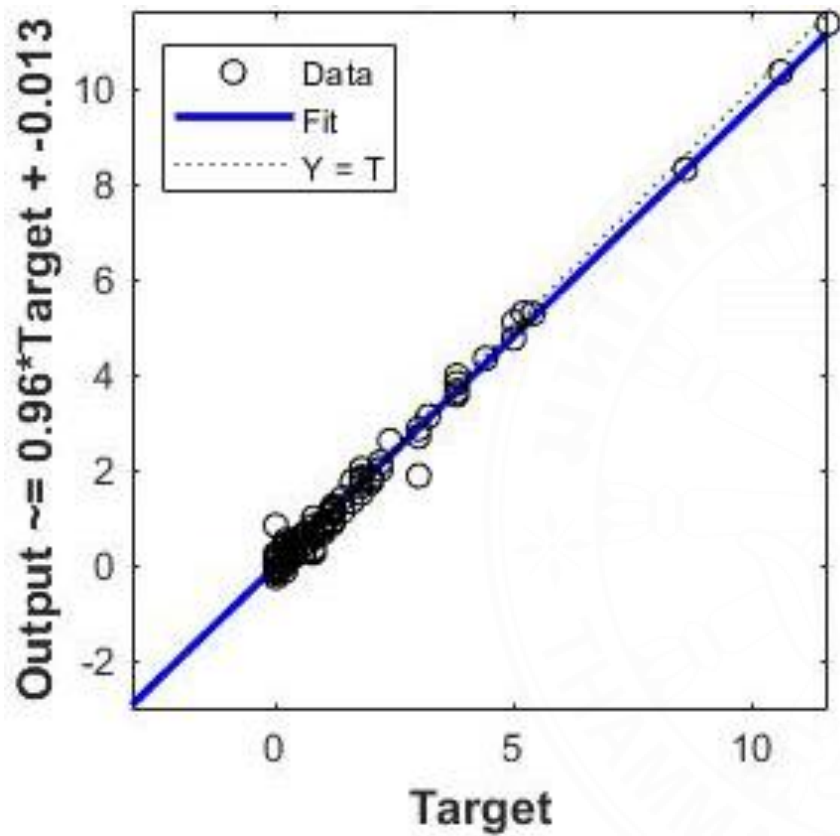
ภาพที่ ก.13 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 10 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



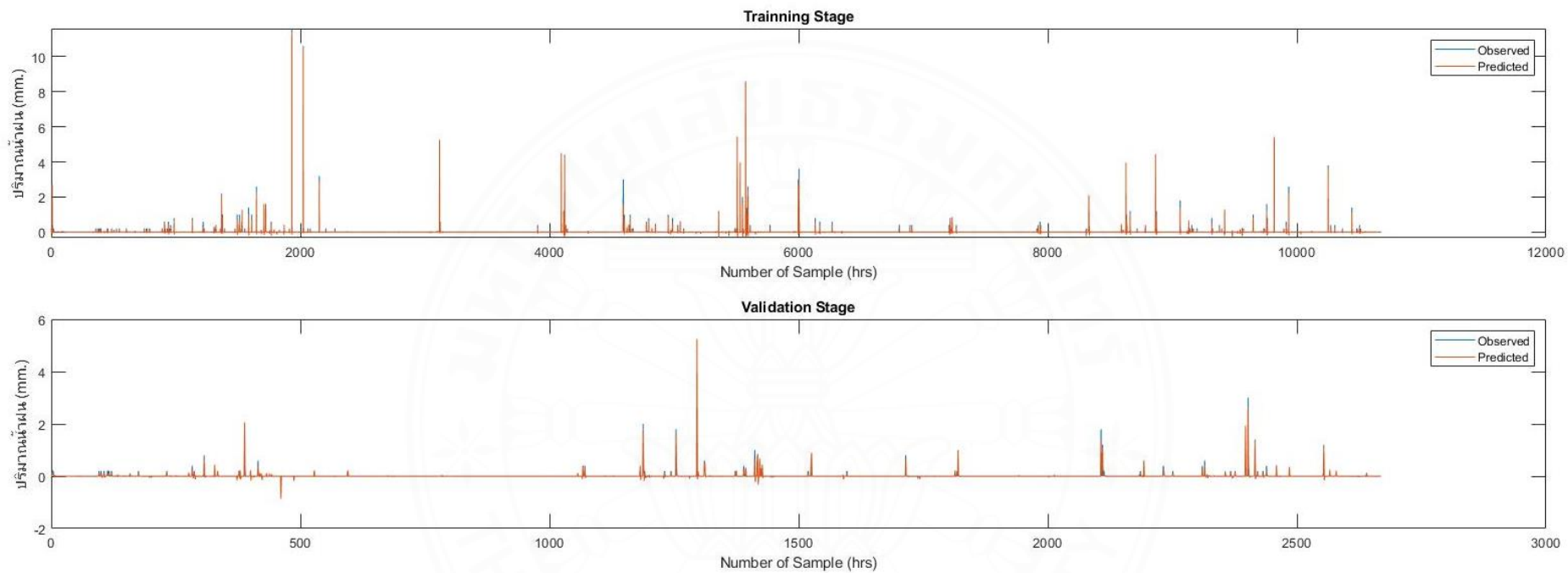
ภาพที่ ก.14 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 10 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



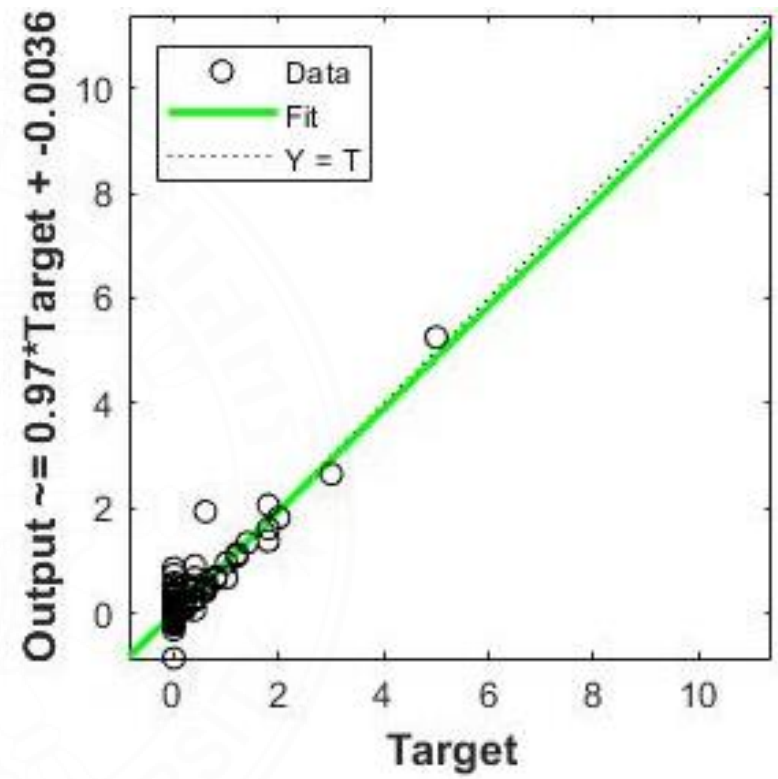
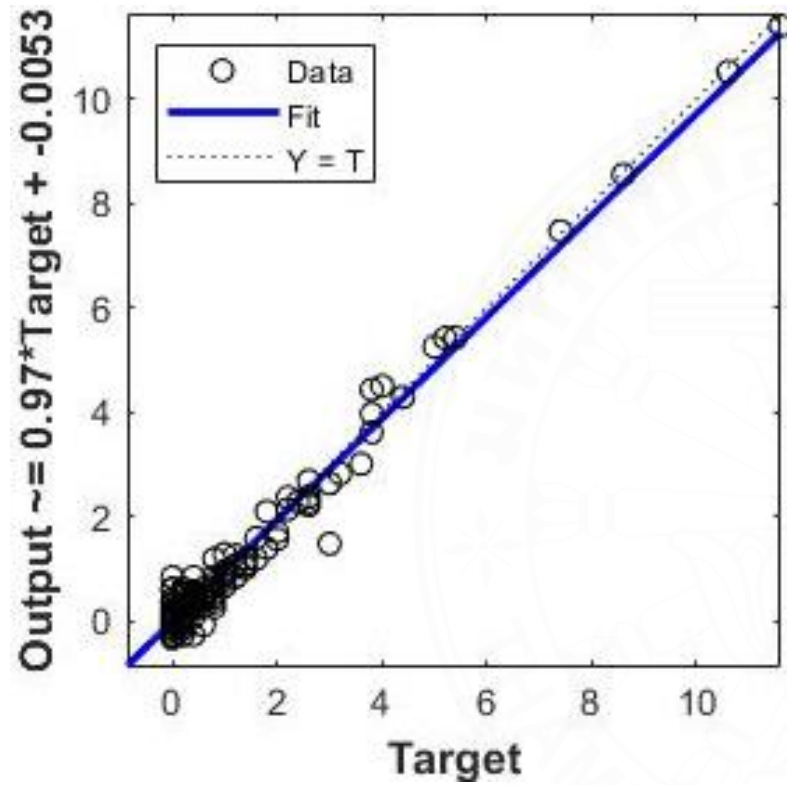
ภาพที่ ก.15 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 30 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



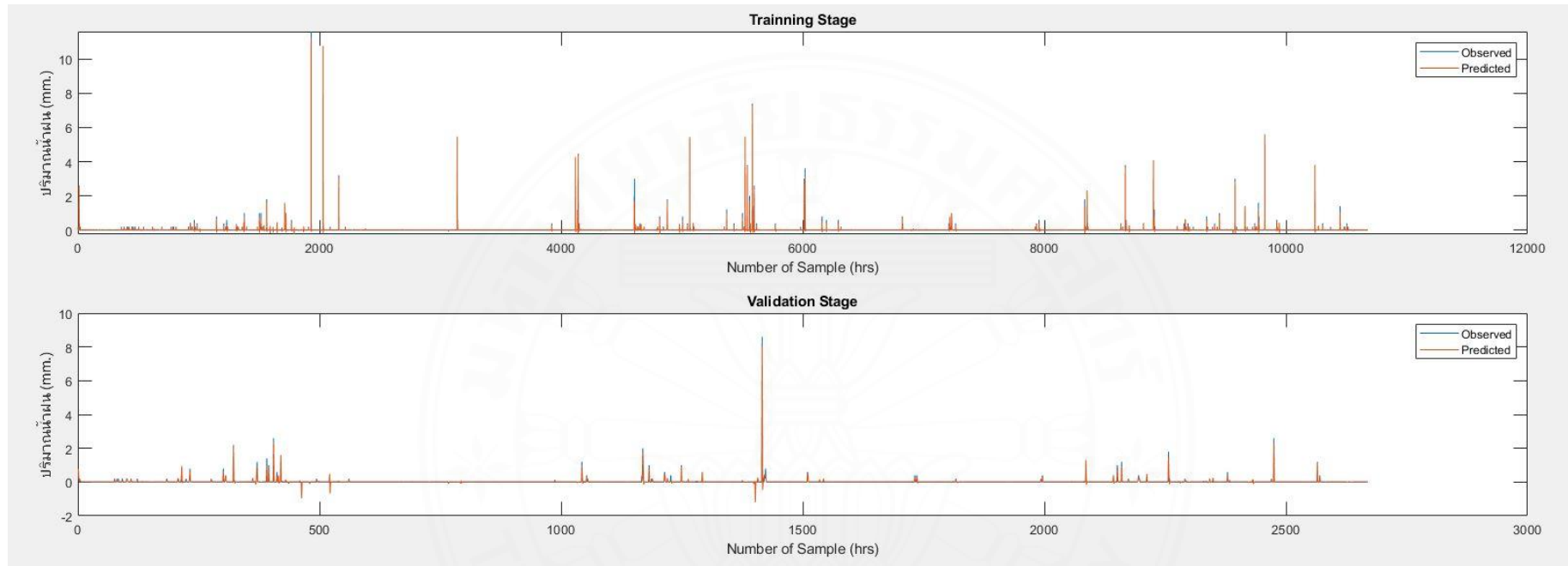
ภาพที่ ก.16 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่โครงสร้างแบบจำลองมีจำนวน Node เท่ากับ 30 (1 Hidden Layer , Generalized feedforward และ sigmoid smooth function คงที่)



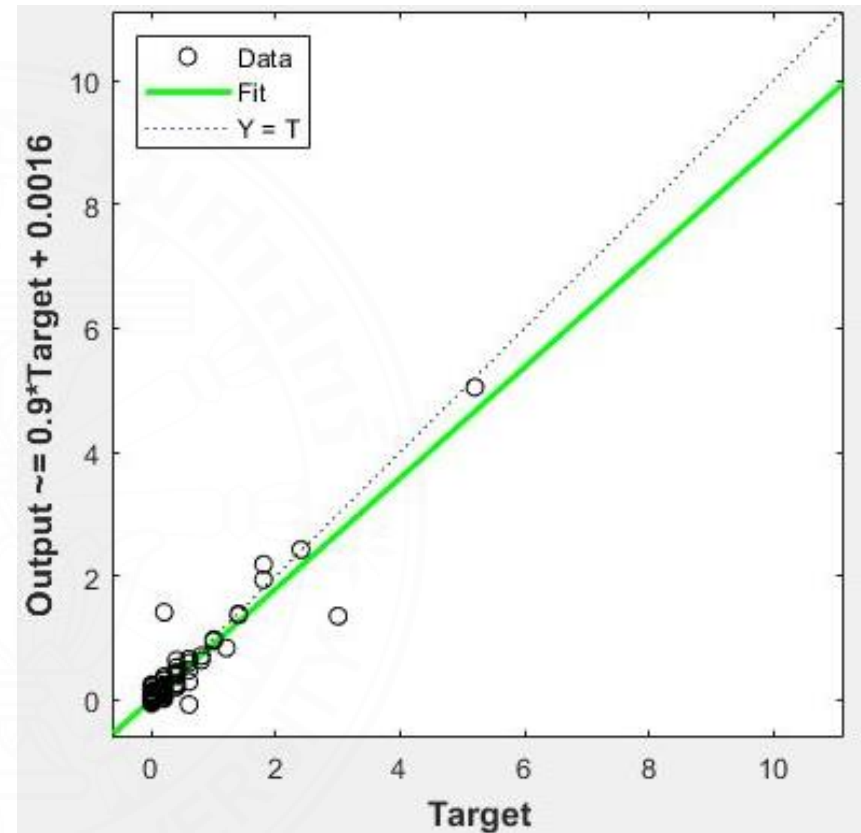
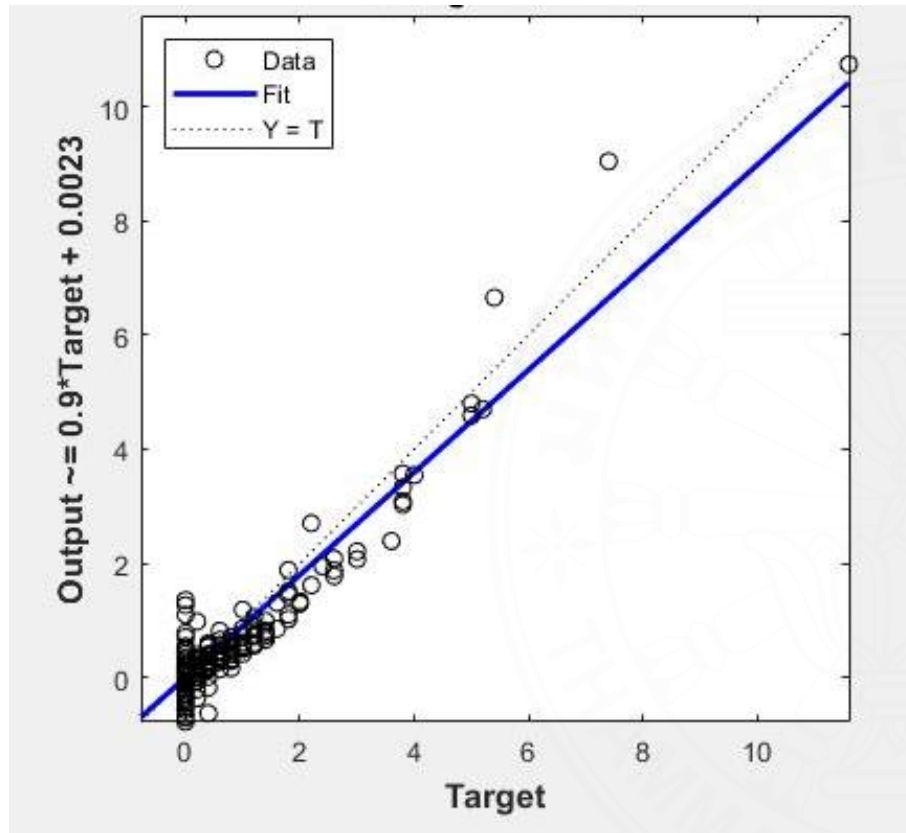
ภาพที่ ก.17 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Simple multilayer perceptron Network (1 Hidden Layer , 6 node และ sigmoid smooth function คงที่)



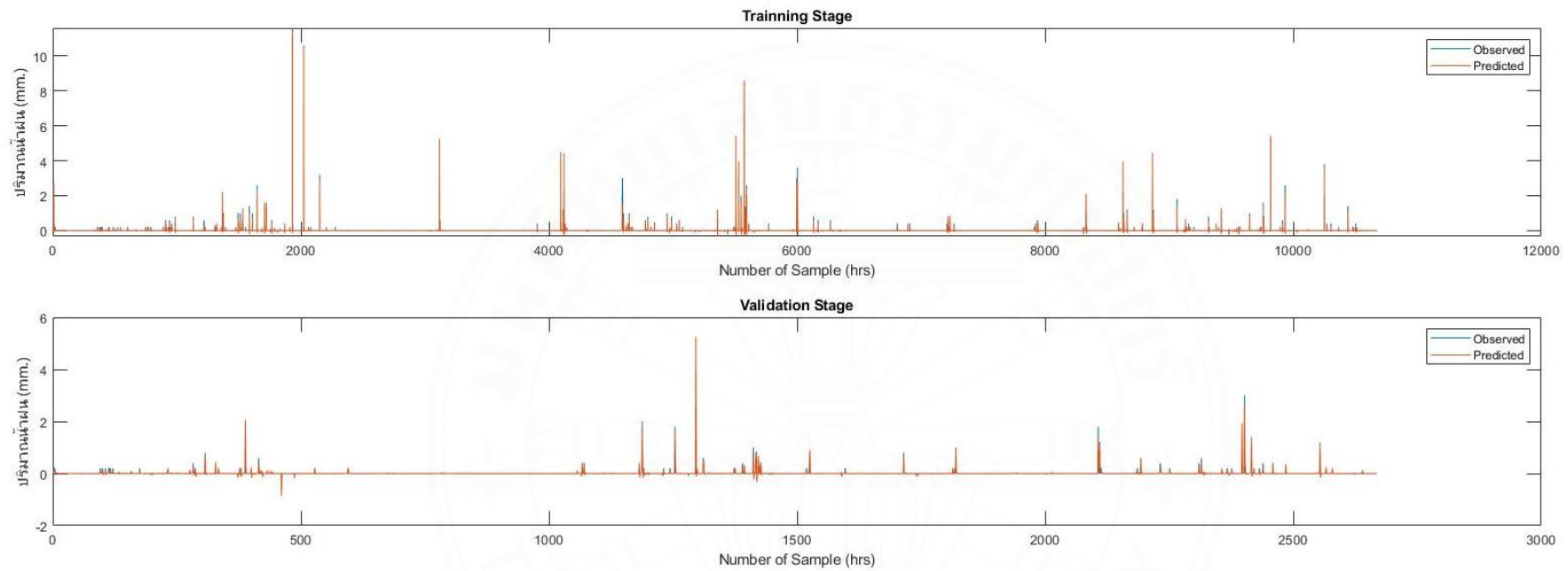
ภาพที่ ก.18 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Simple multilayer perceptron Network (1 Hidden Layer , 6 node และ sigmoid smooth function คงที่)



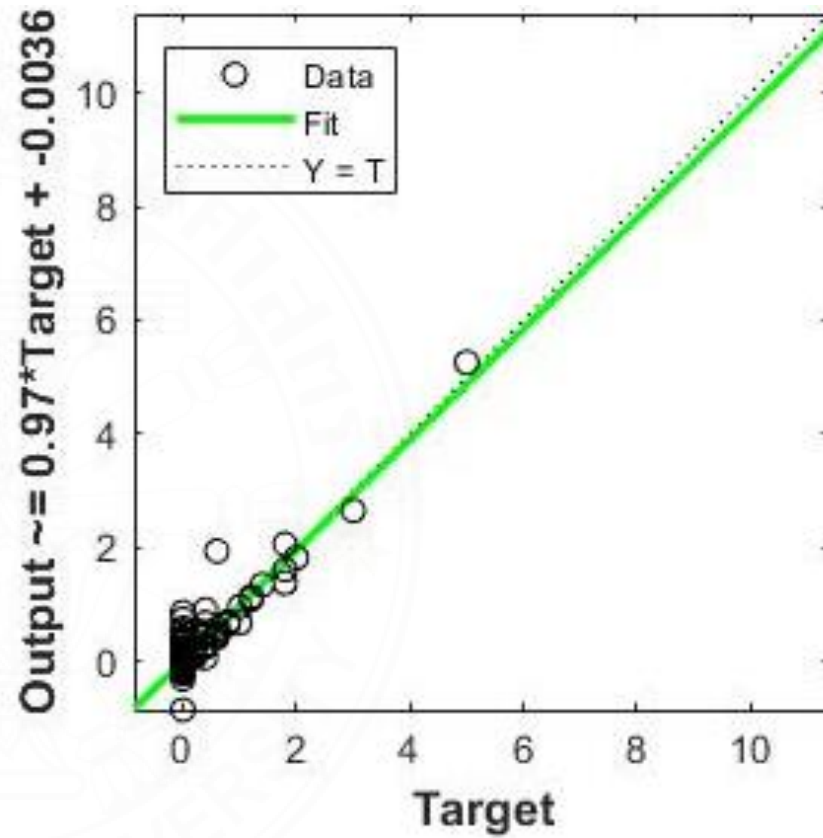
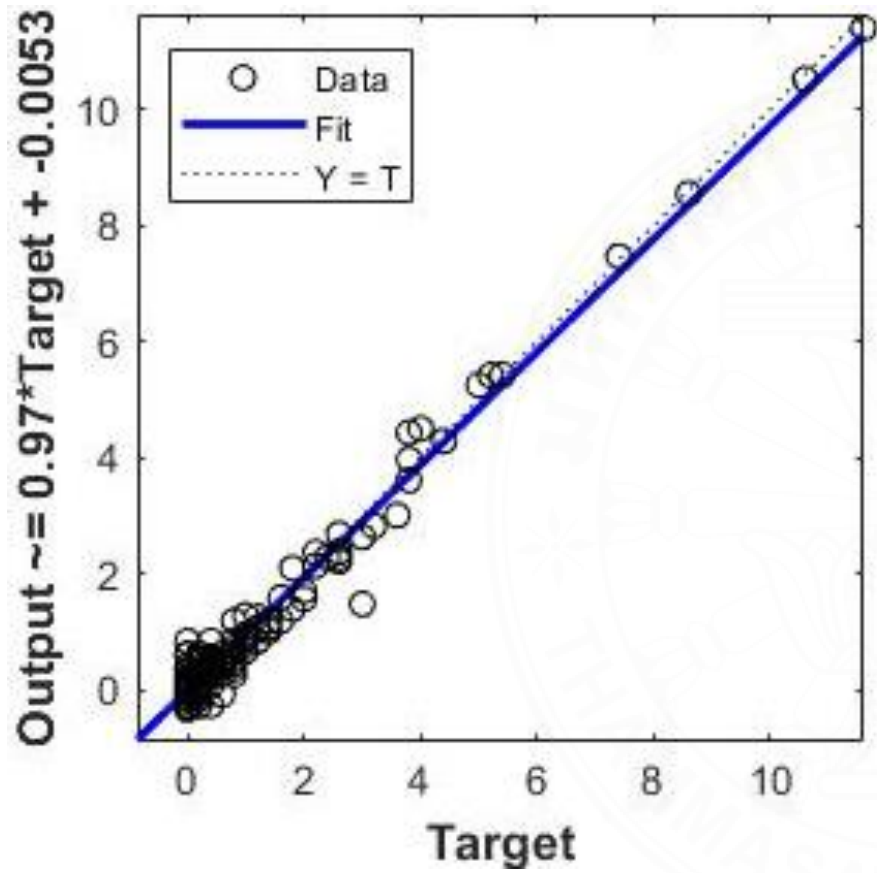
ภาพที่ ก.19 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Generalized feedforward Network (1 Hidden Layer , 6 node และ sigmoid smooth function คงที่)



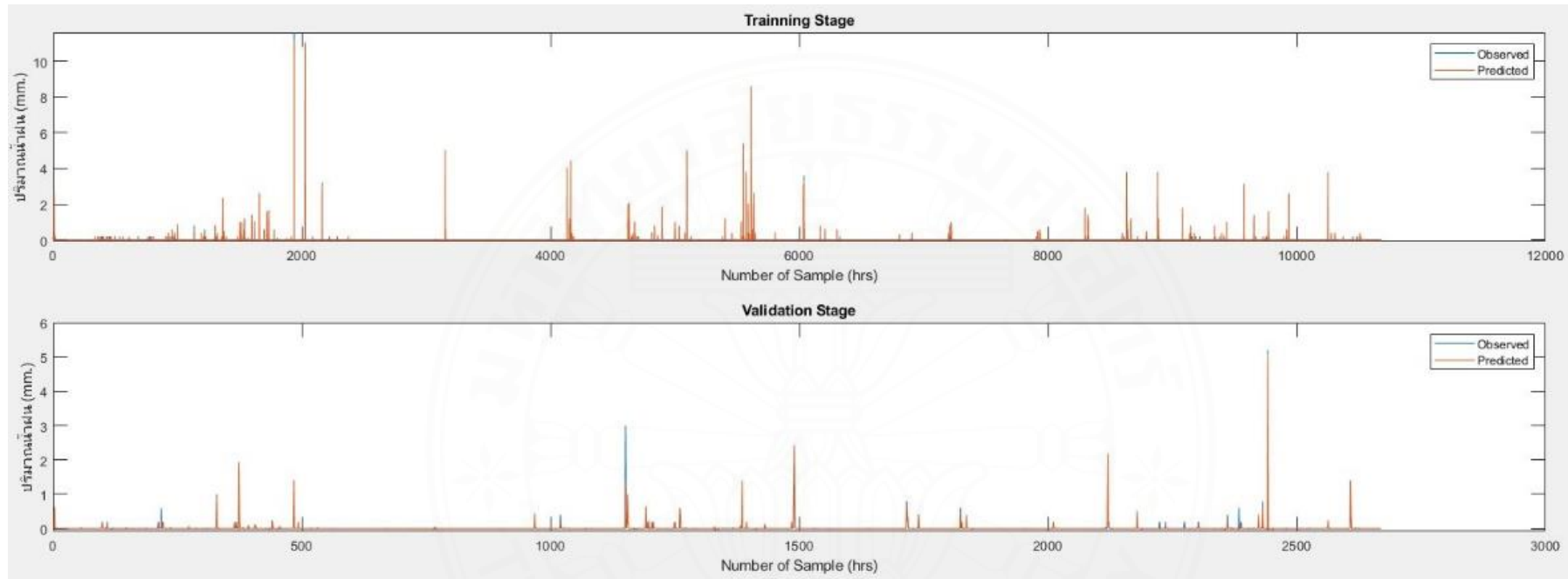
ภาพที่ ก.20 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Generalized feedforward Network (1 Hidden Layer , 6 node และ sigmoid smooth function คงที่)



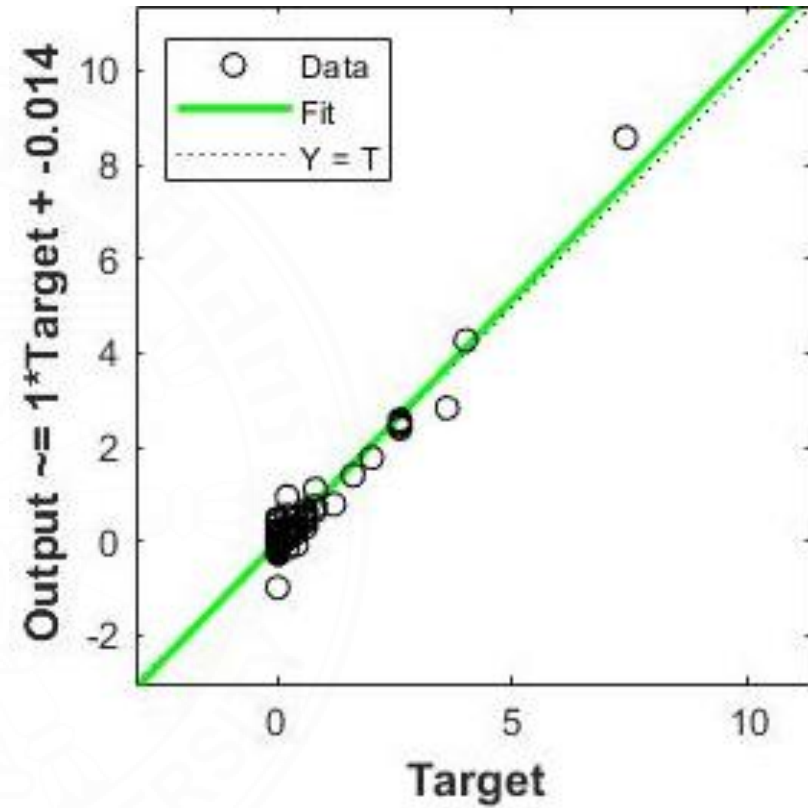
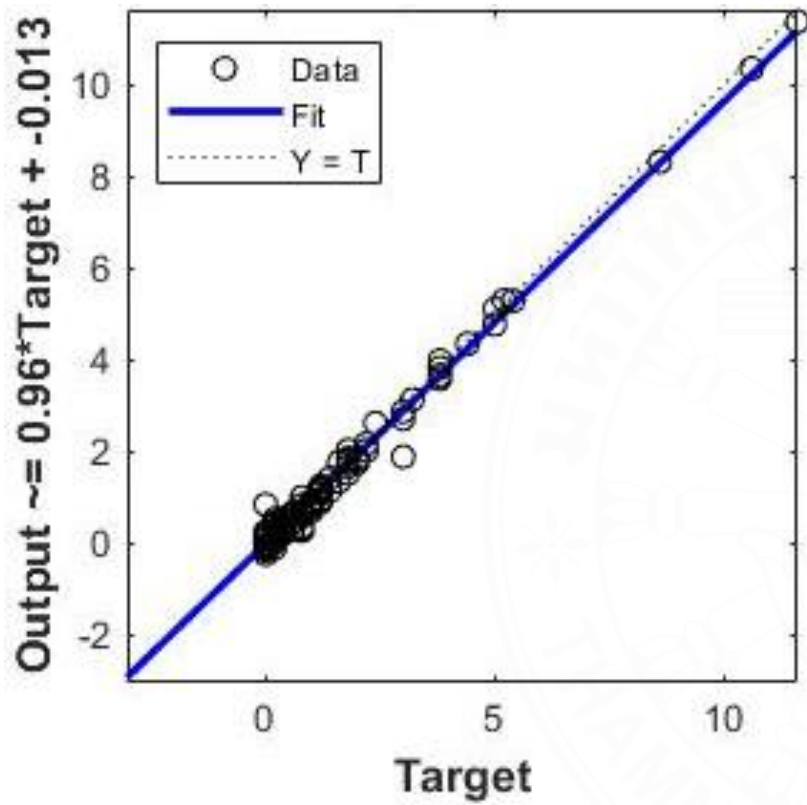
ภาพที่ ก.21 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Sigmoid Function (1 Hidden Layer, 6 Node และ Simple multilayer perceptron network คงที่)



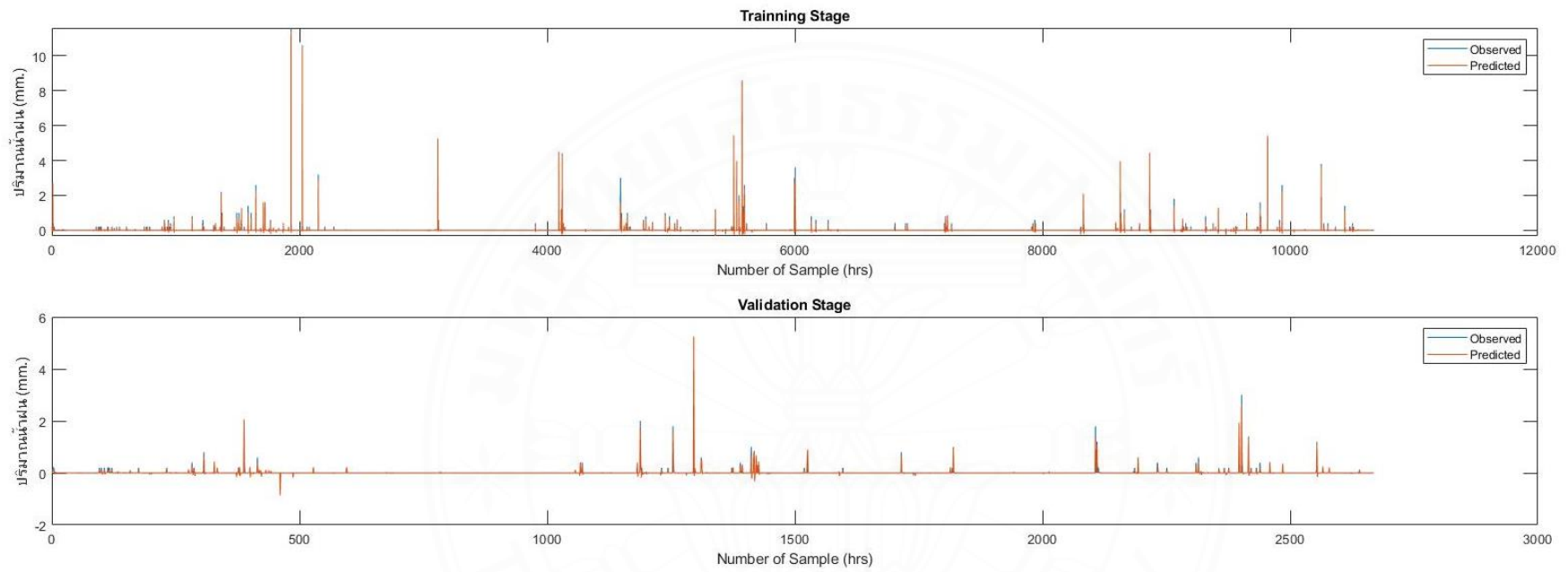
ภาพที่ ก.22 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Sigmoid Function (1 Hidden Layer, 6 Node และ Simple multilayer perceptron network คงที่)



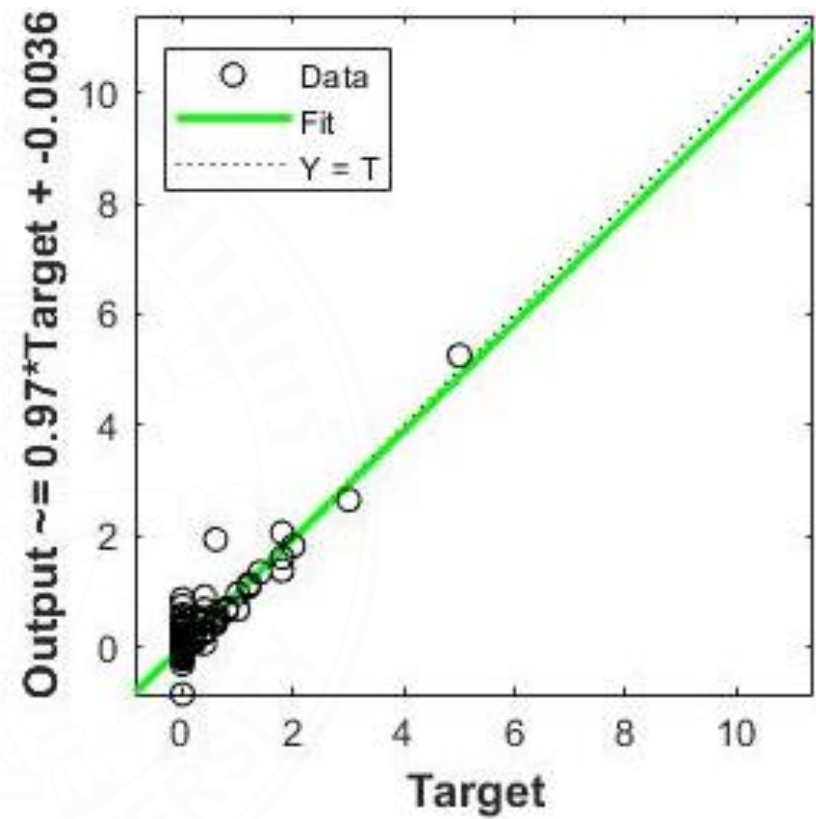
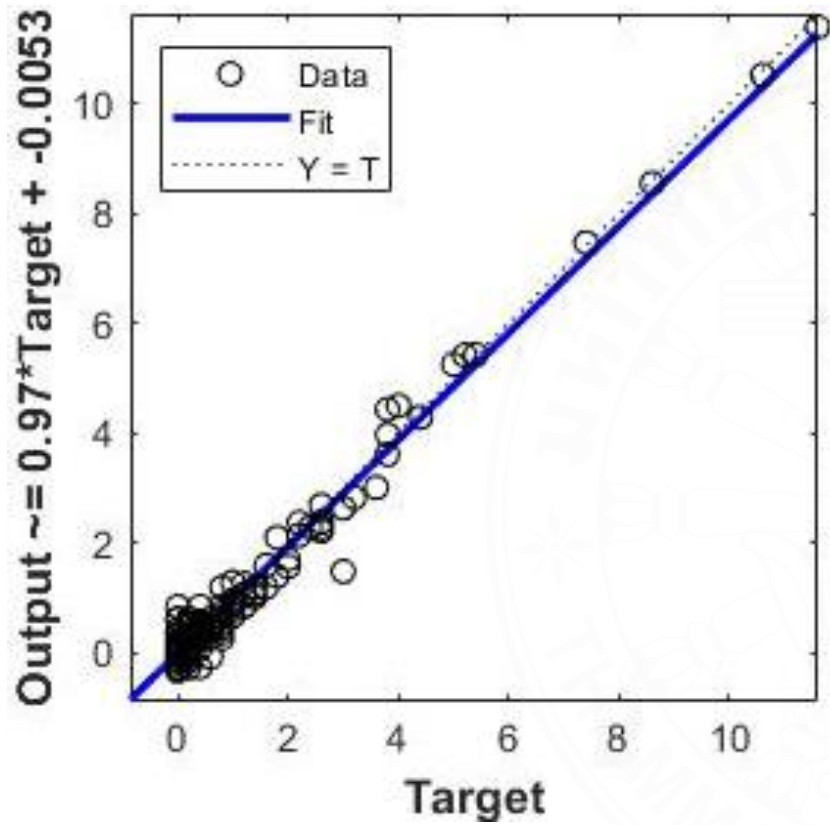
ภาพที่ ก.23 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Hyperbolic Tangent Function(1 Hidden Layer, 6 Node และ Simple multilayer perceptron network คงที่)



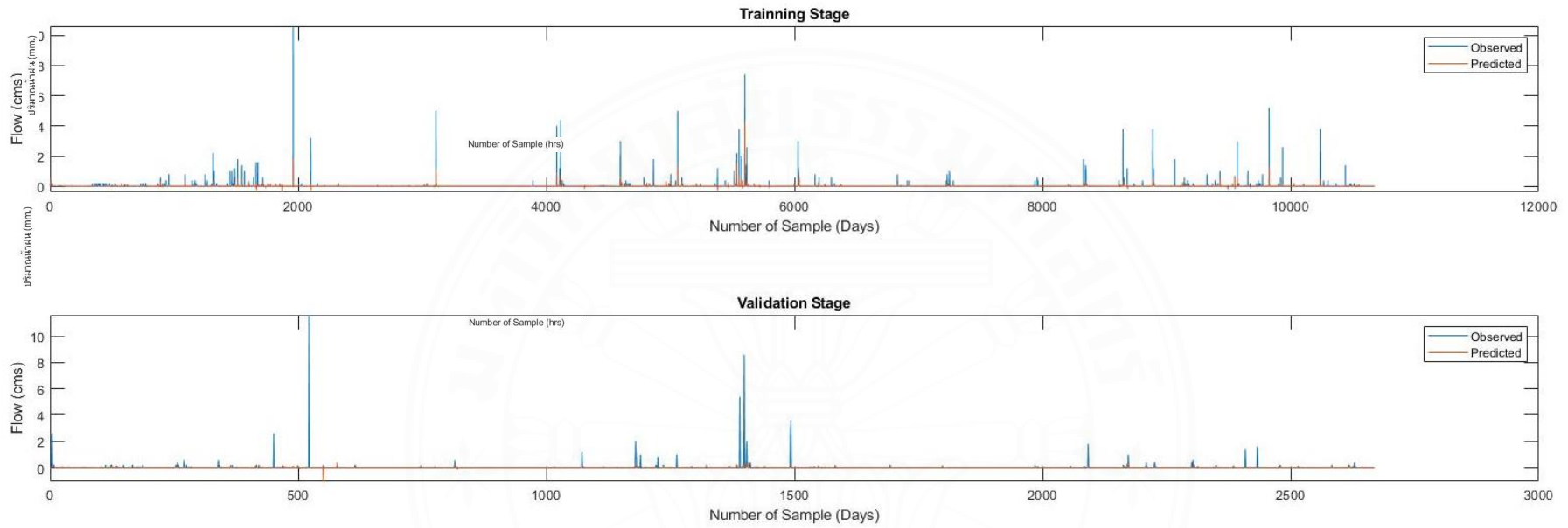
ภาพที่ ก.24 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Hyperbolic Tangent Function (1 Hidden Layer, 6 Node และ Simple multilayer perceptron network คงที่)



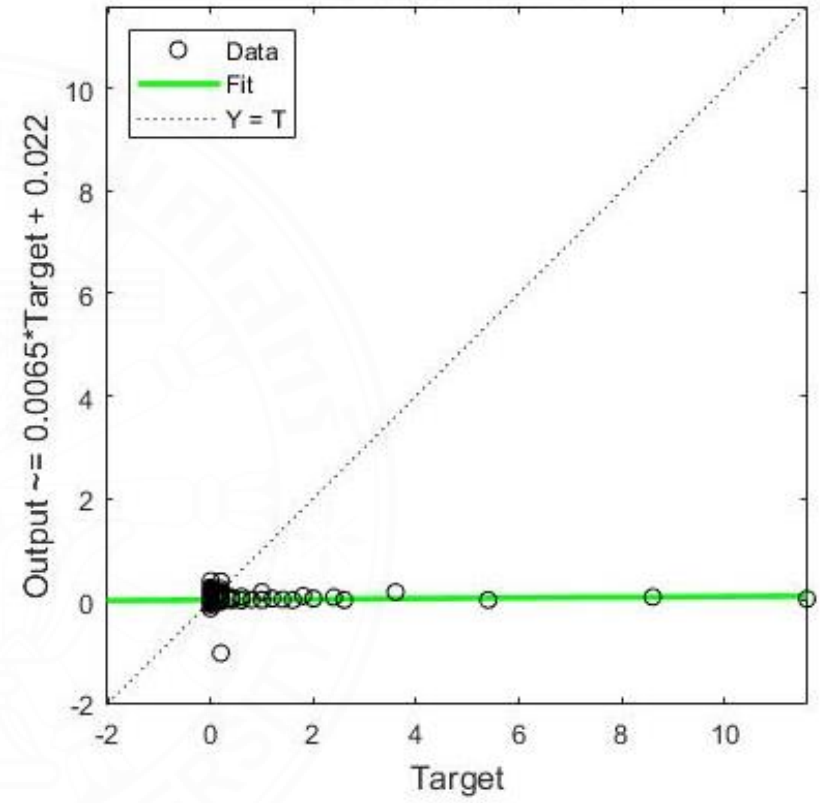
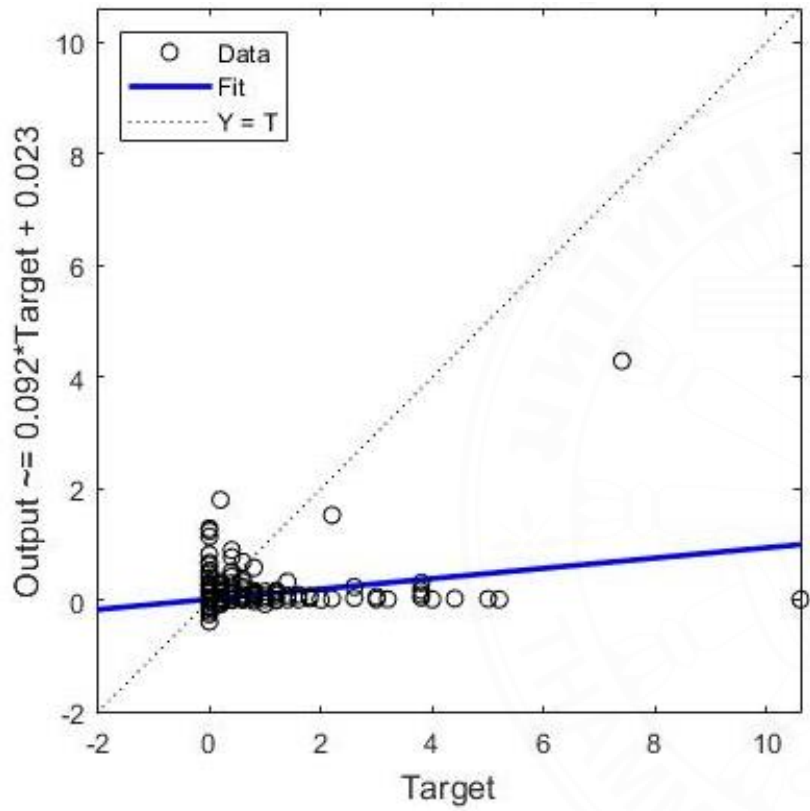
ภาพที่ ก.25 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Moving Average



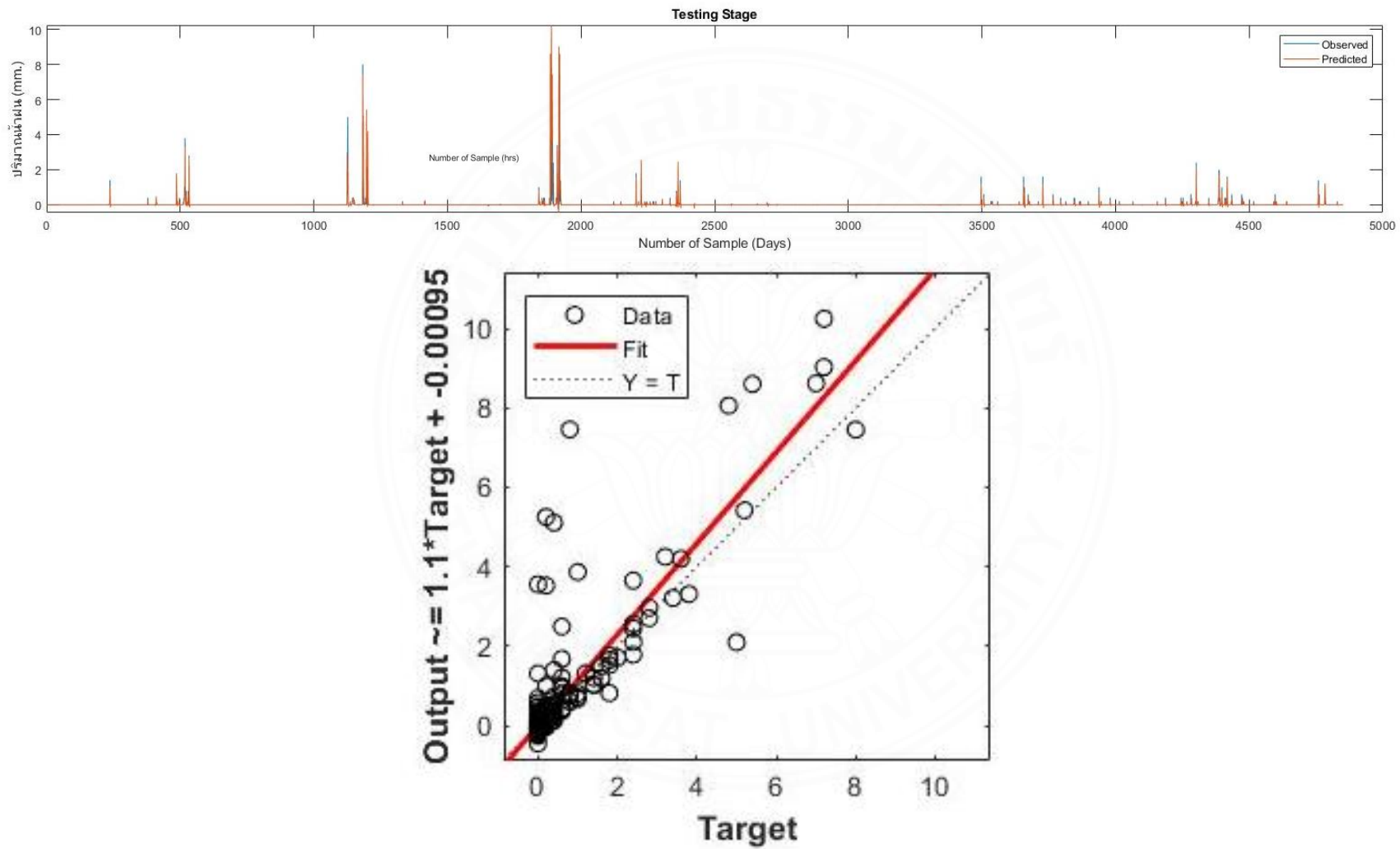
ภาพที่ ก.26 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่ใช้ Moving Average



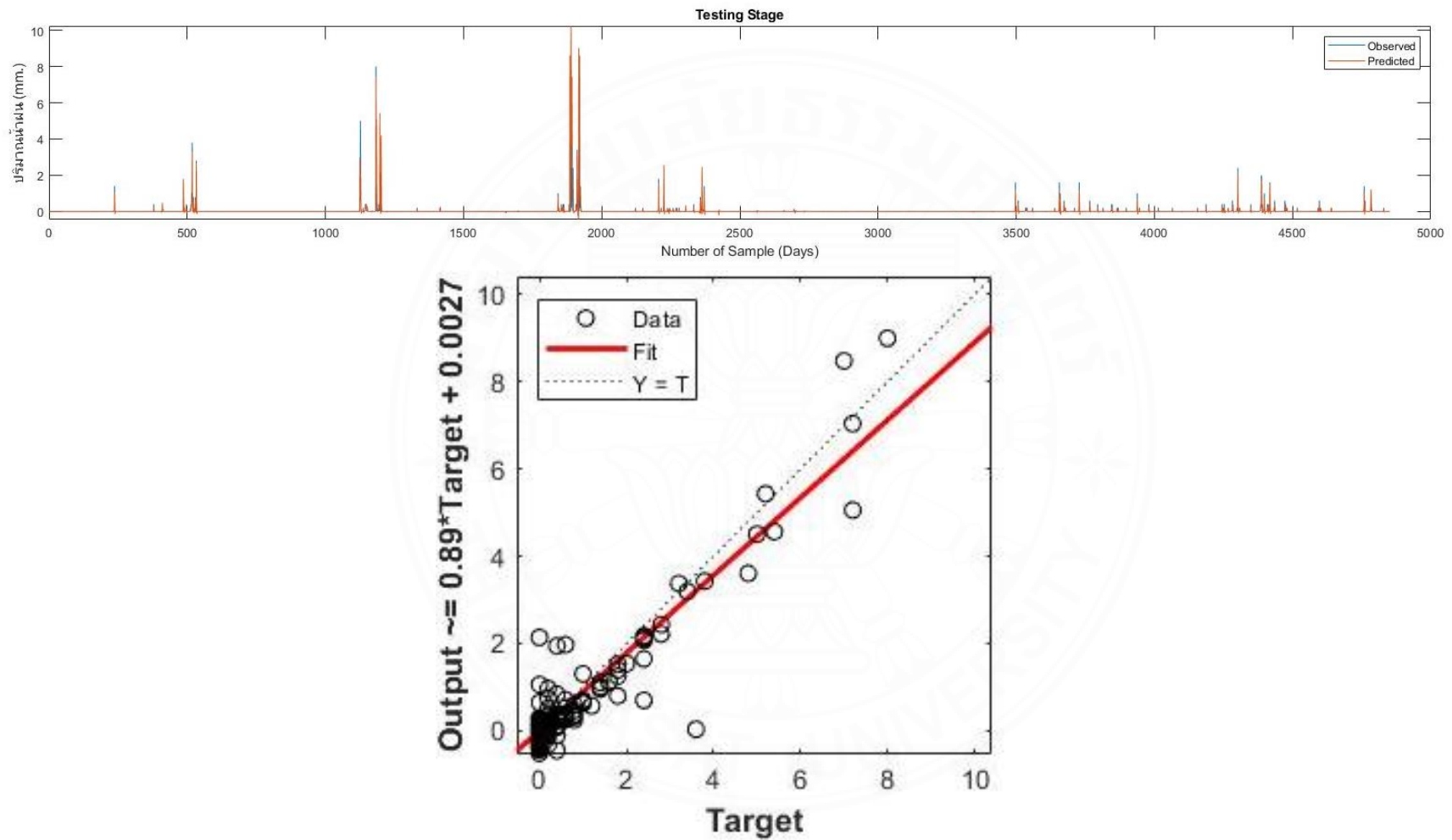
ภาพที่ ก.27 ผล RMSE ของแบบจำลอง ANN ที่ไม่ใช่ Moving Average



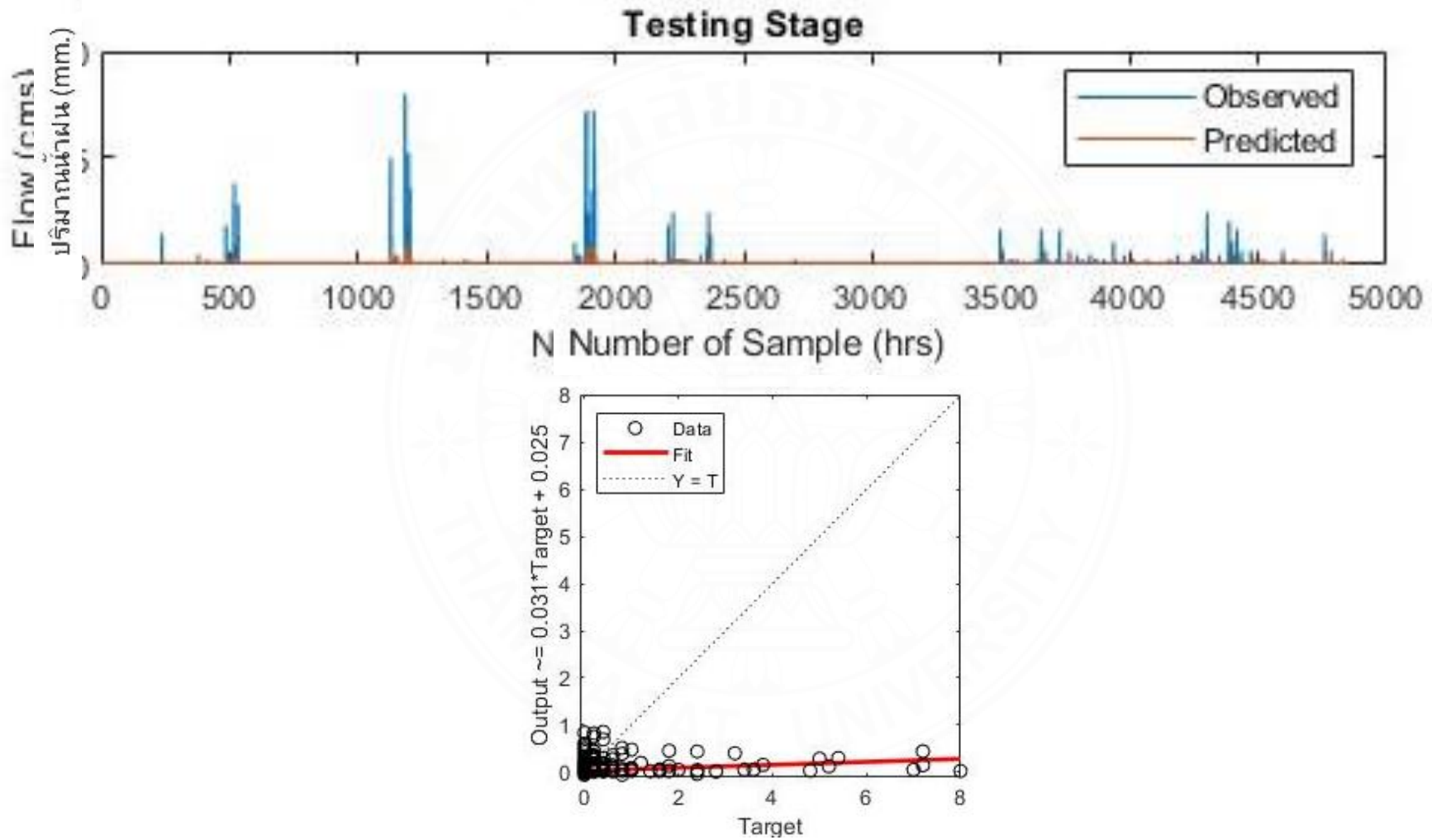
ภาพที่ ก.28 ผล  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่ไม่ใช่ Moving Average



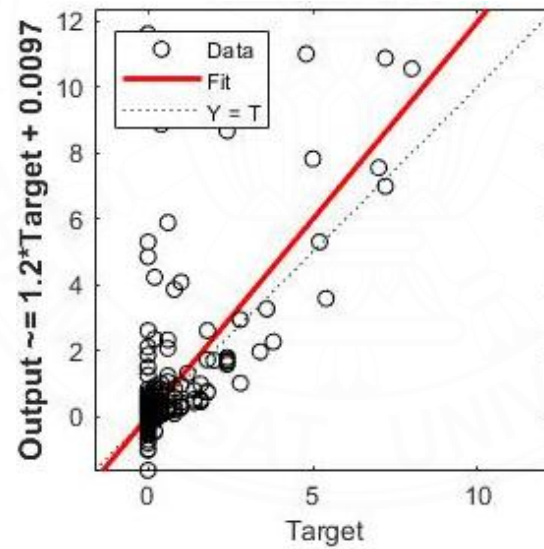
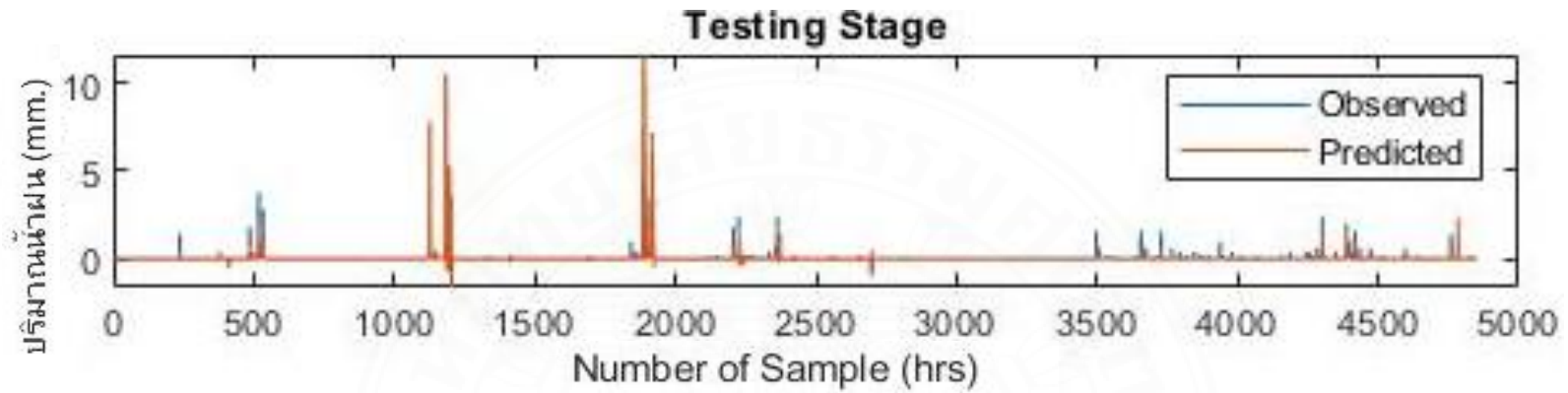
ภาพที่ ก.29 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 1 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 2



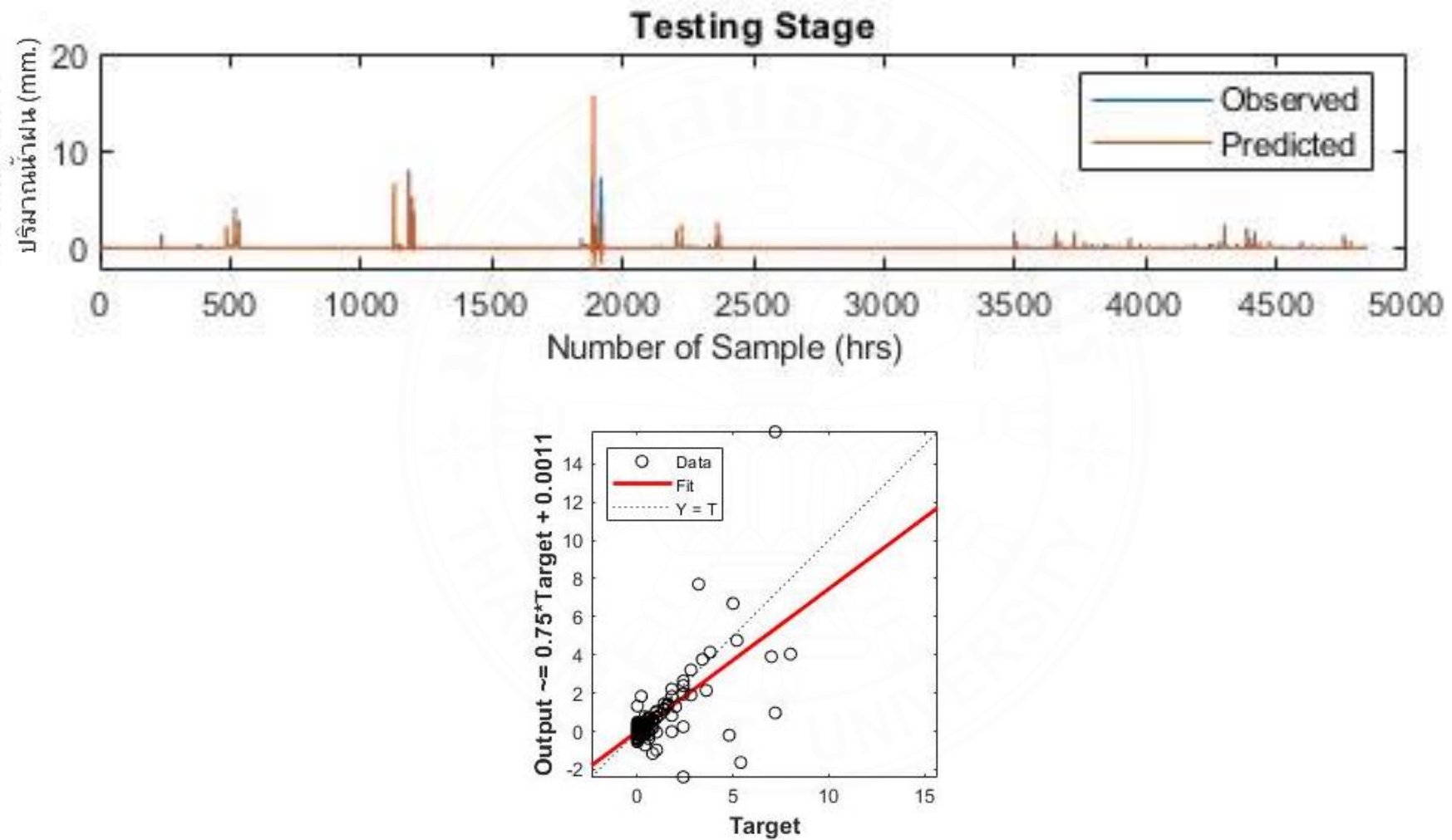
ภาพที่ ก.30 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 2 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 2



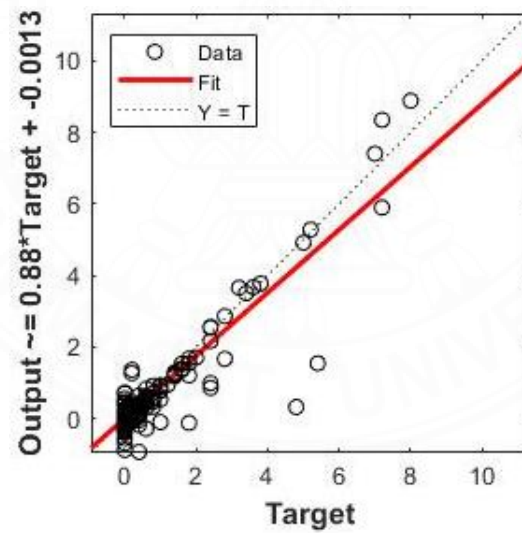
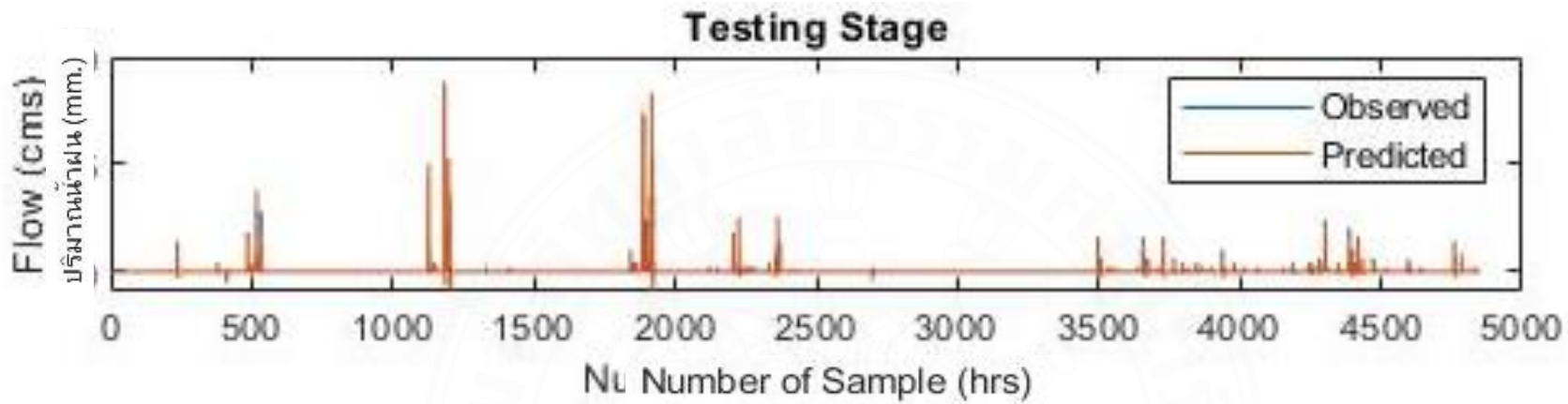
ภาพที่ ก.31 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 3 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 2



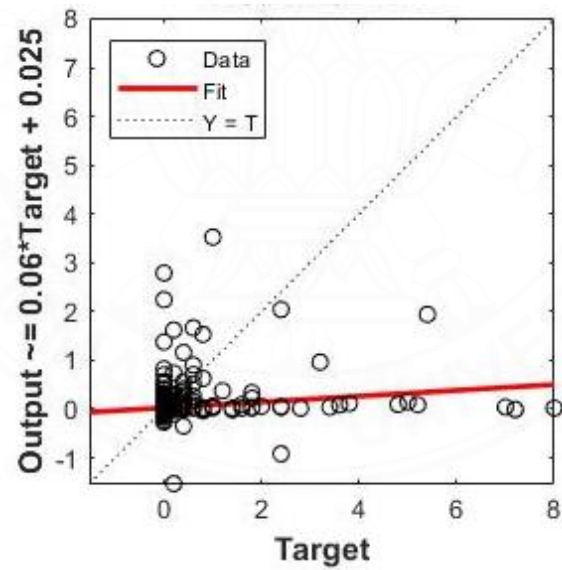
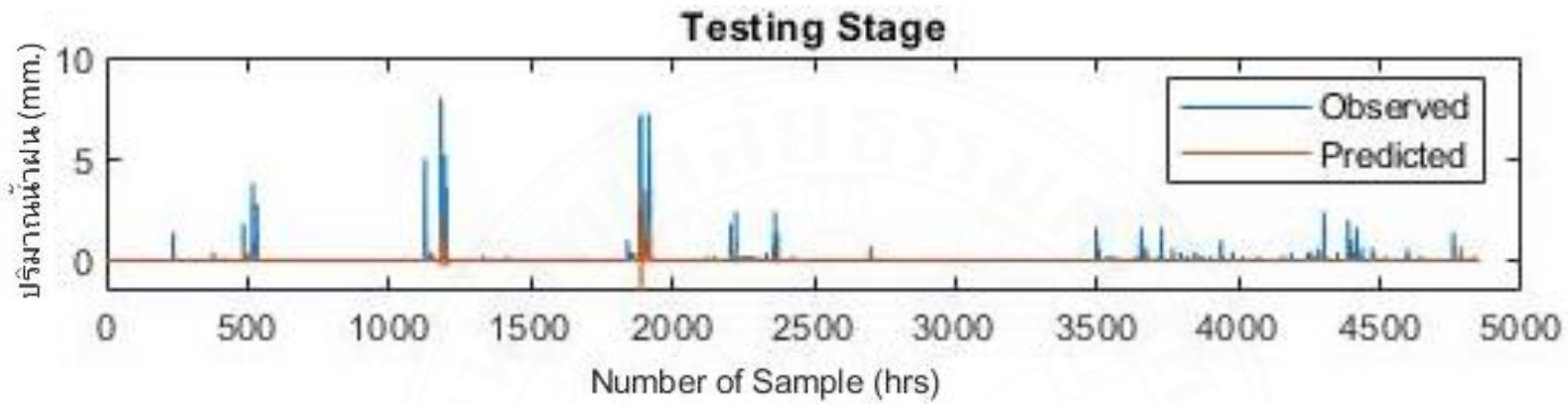
ภาพที่ ก.32 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 1 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 3



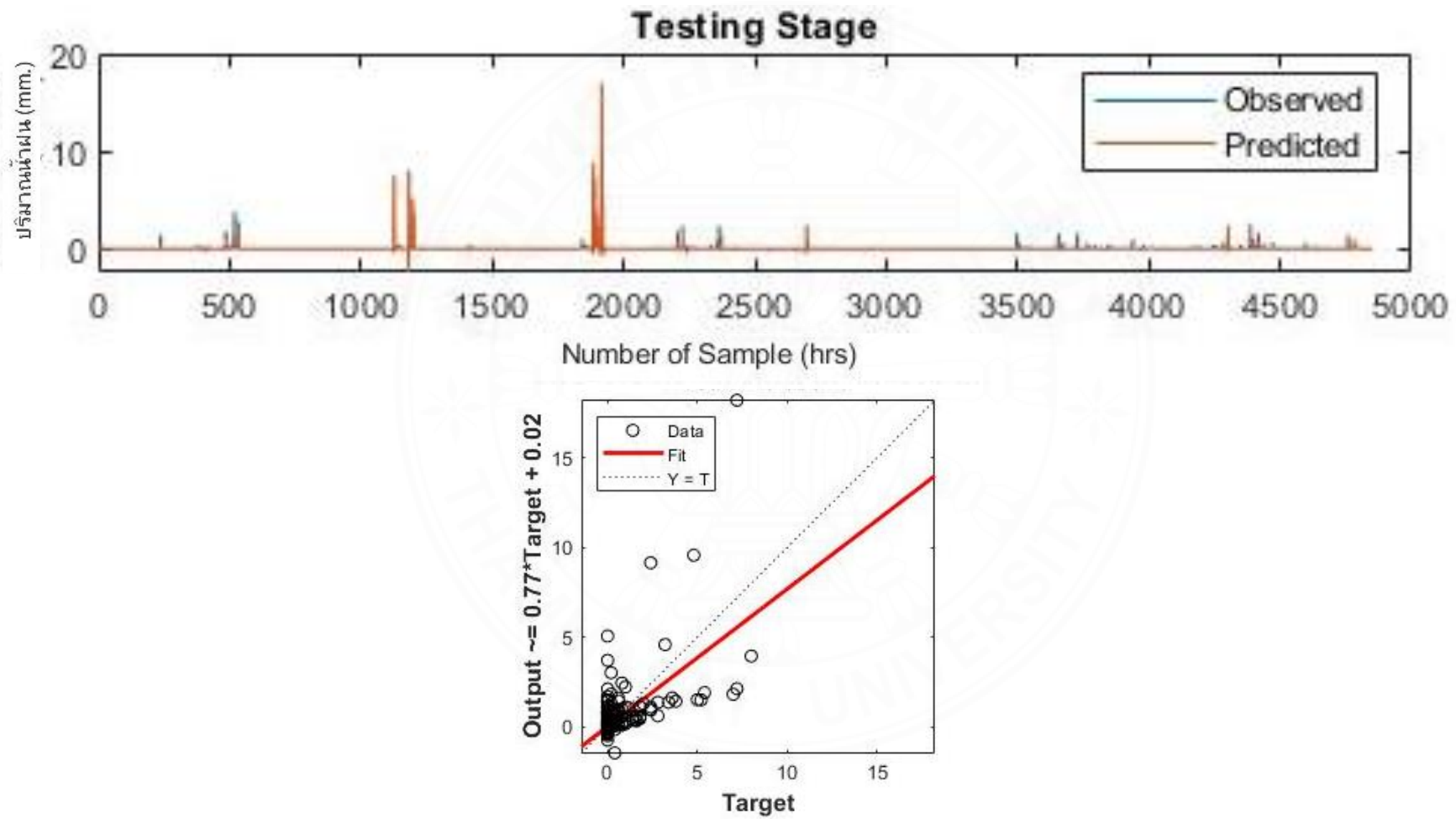
ภาพที่ ก.33 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 2 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 3



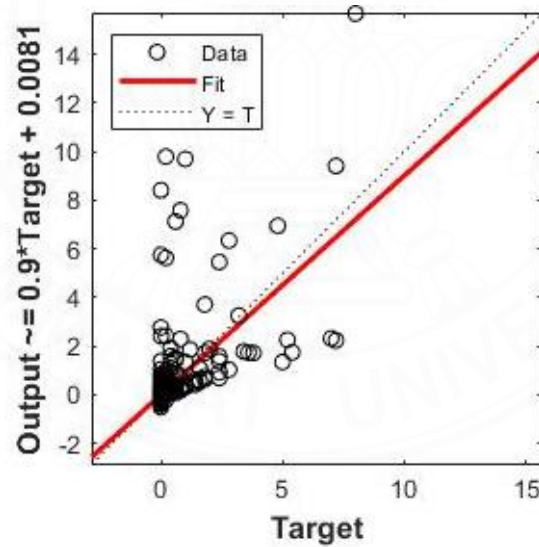
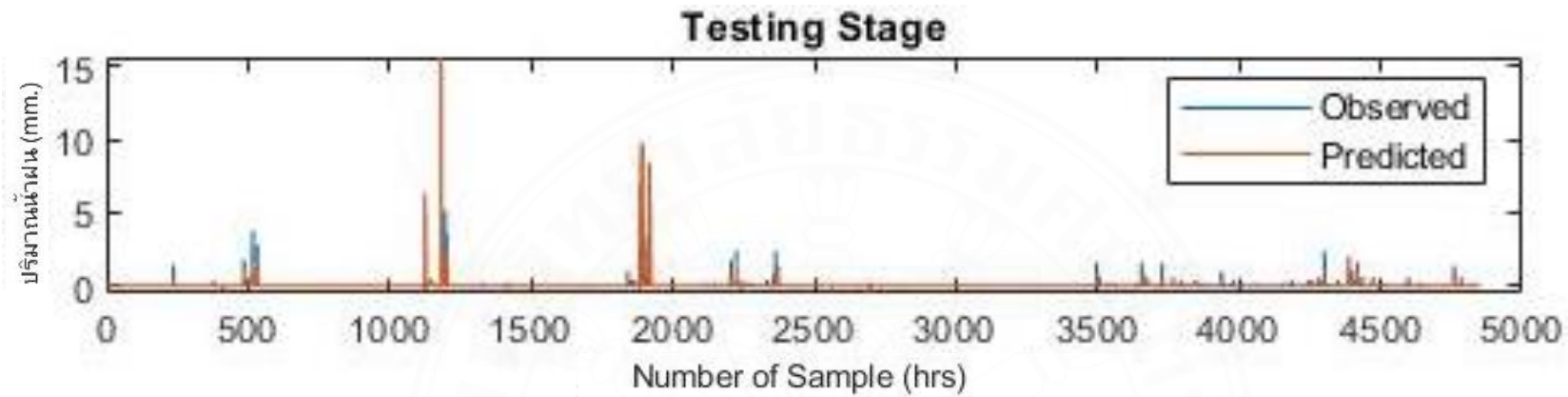
ภาพที่ ก.34 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 3 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 3



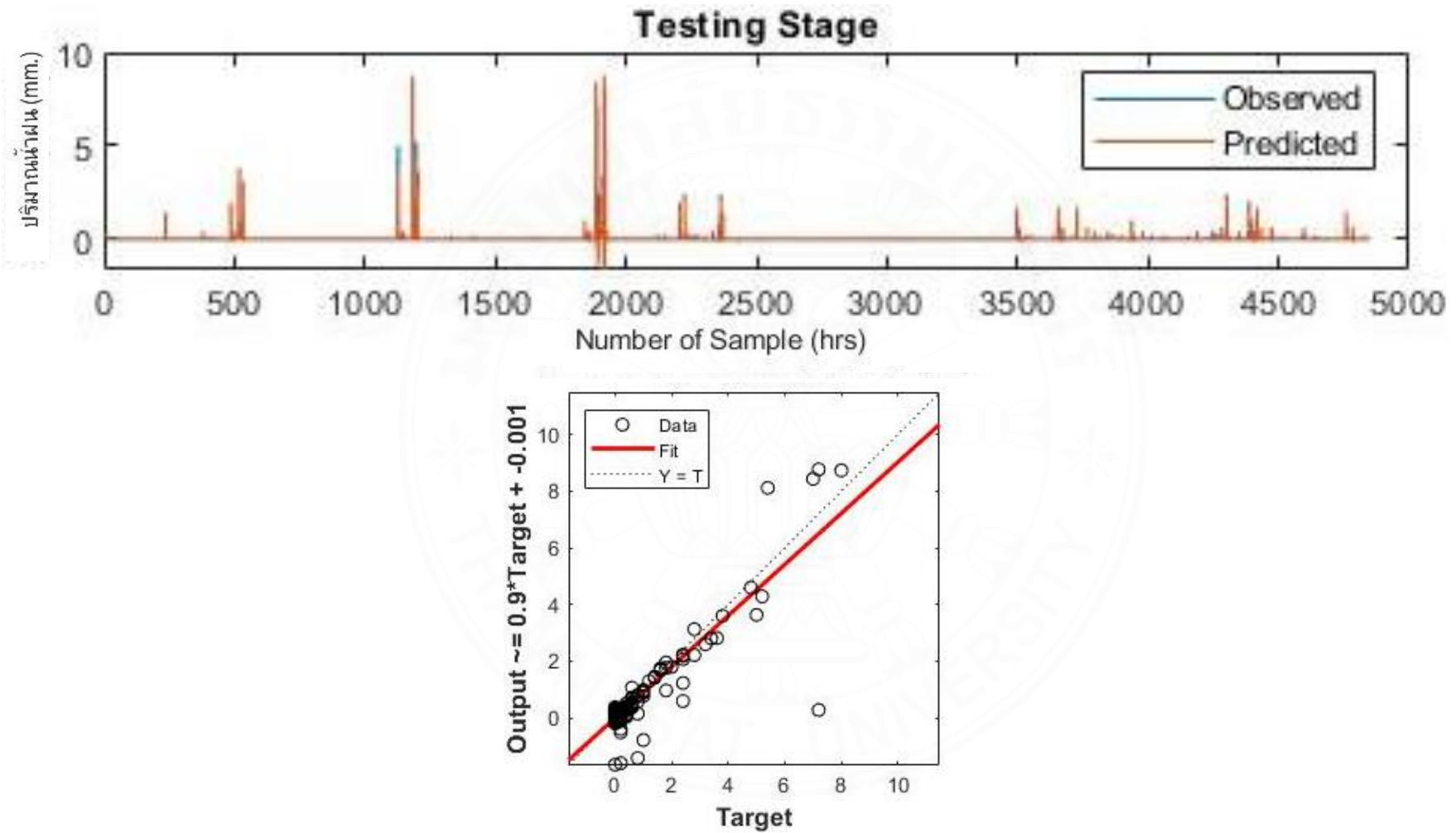
ภาพที่ ก.35 ผล RMSE และ R2 ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 4 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 3



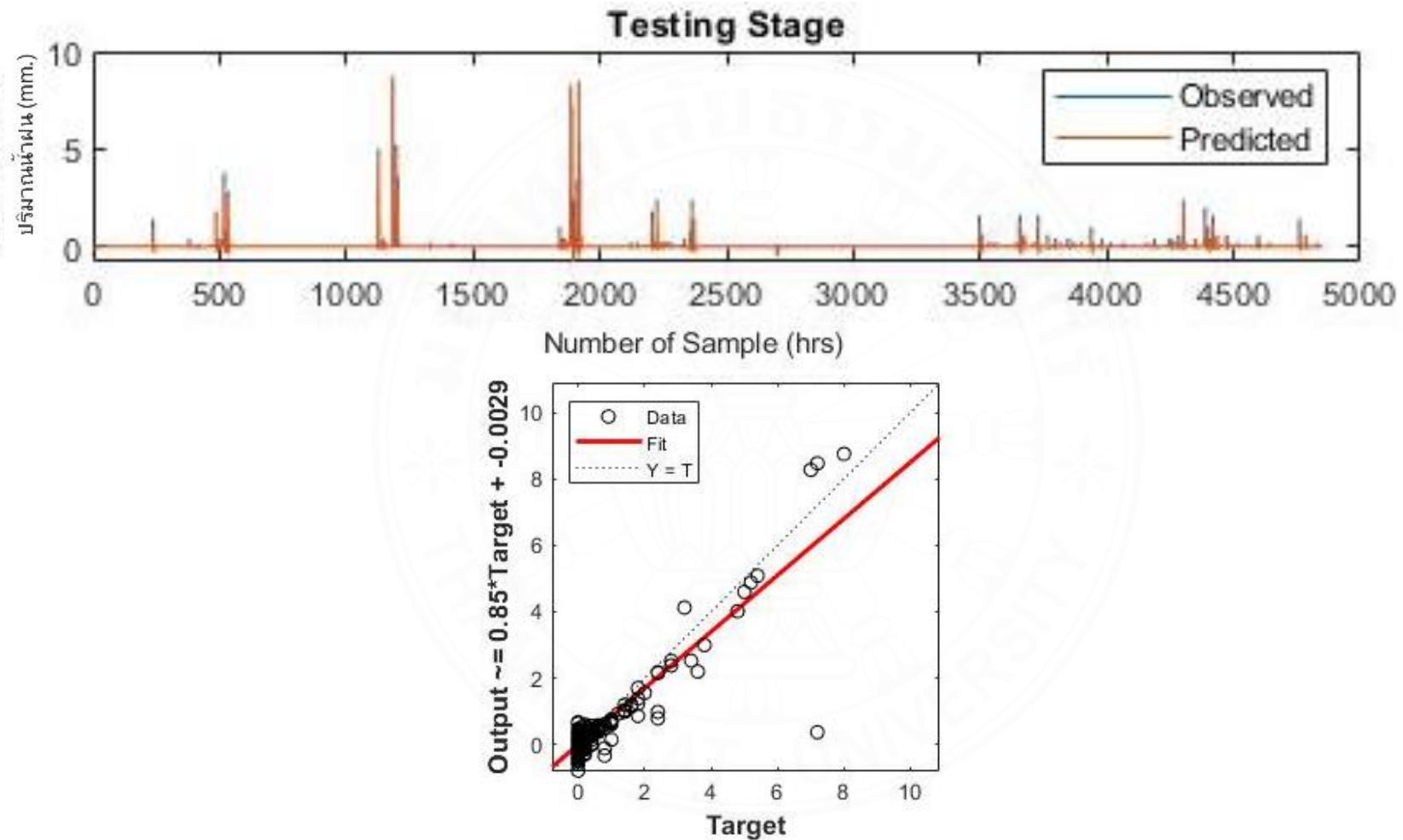
ภาพที่ ก.36 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 1 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 4



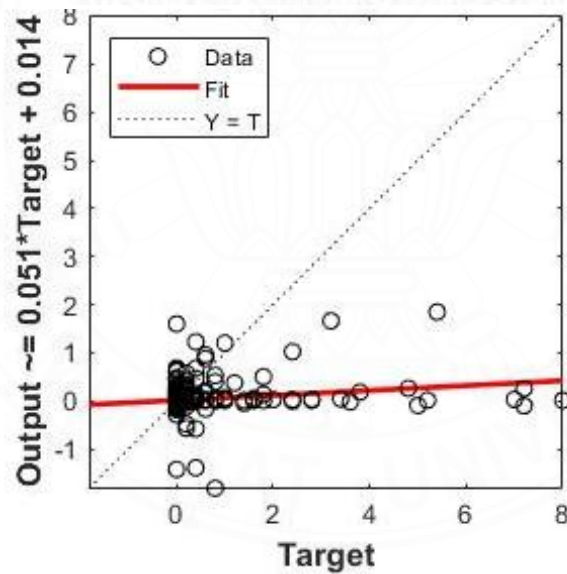
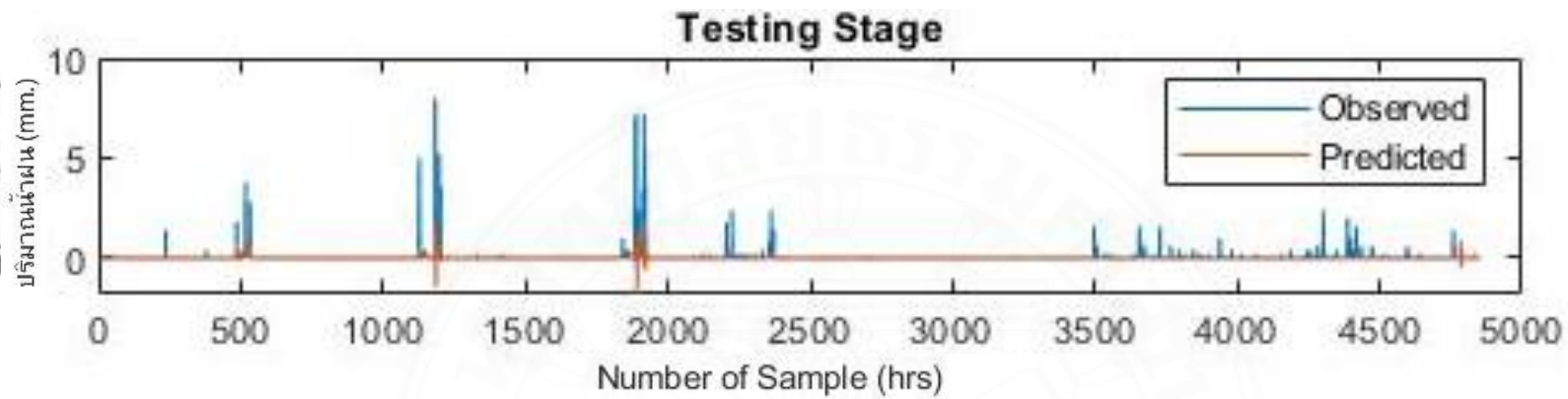
ภาพที่ ก.37 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 2 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 4



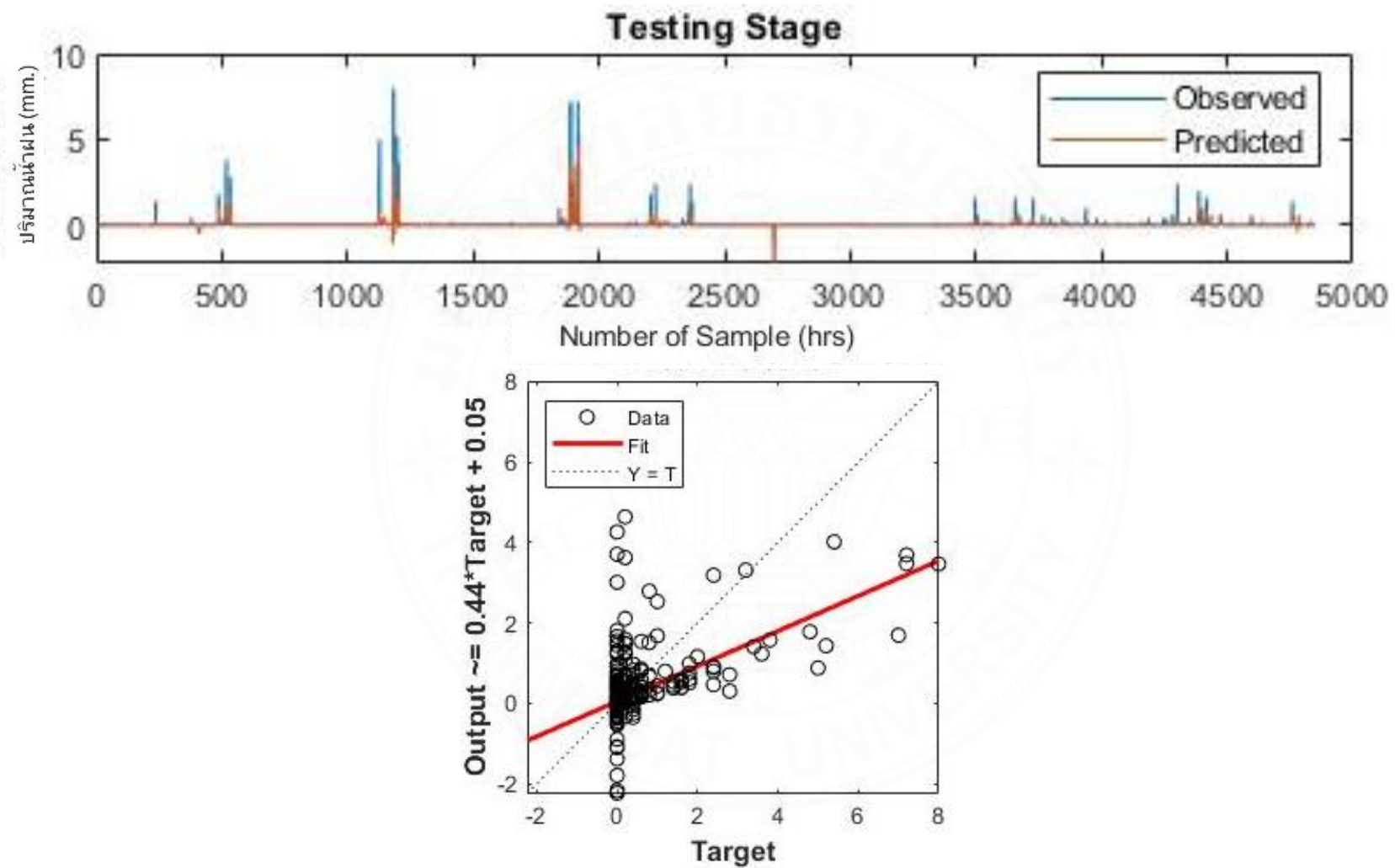
ภาพที่ ก.38 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 3 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 4



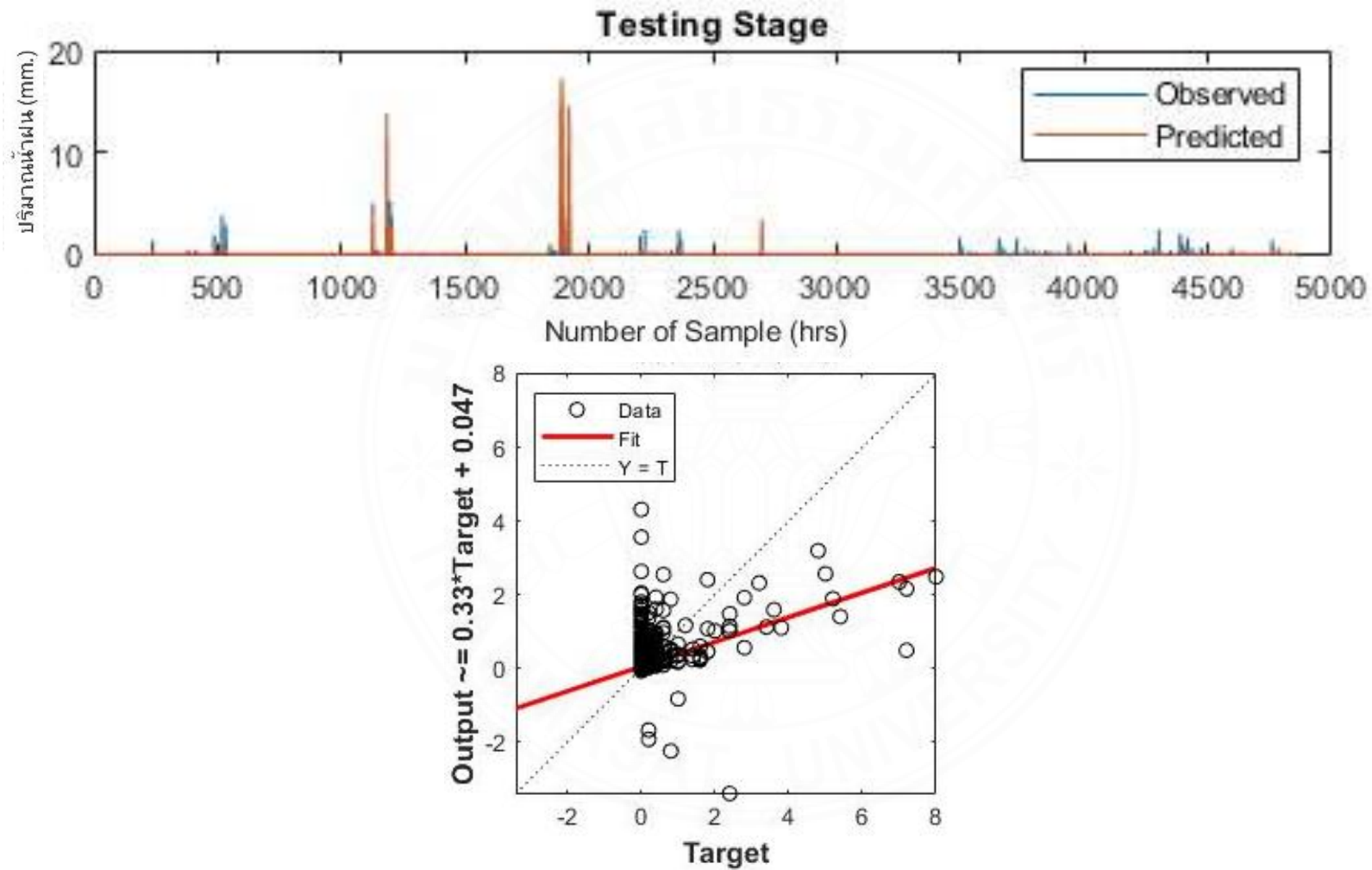
ภาพที่ ก.39 ผล RMSE และ R<sup>2</sup> ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 4 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 4



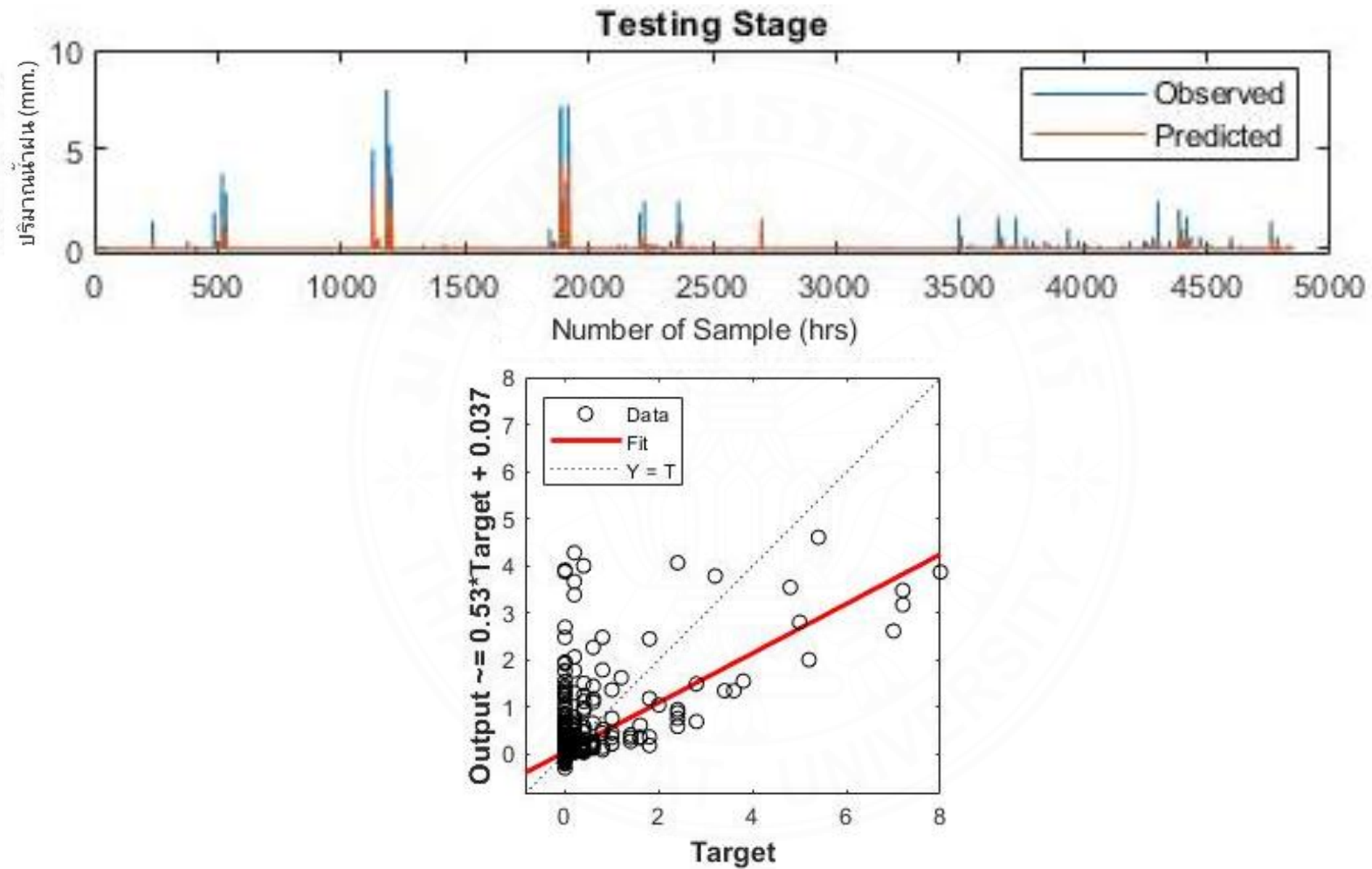
ภาพที่ ก.40 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 5 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 4



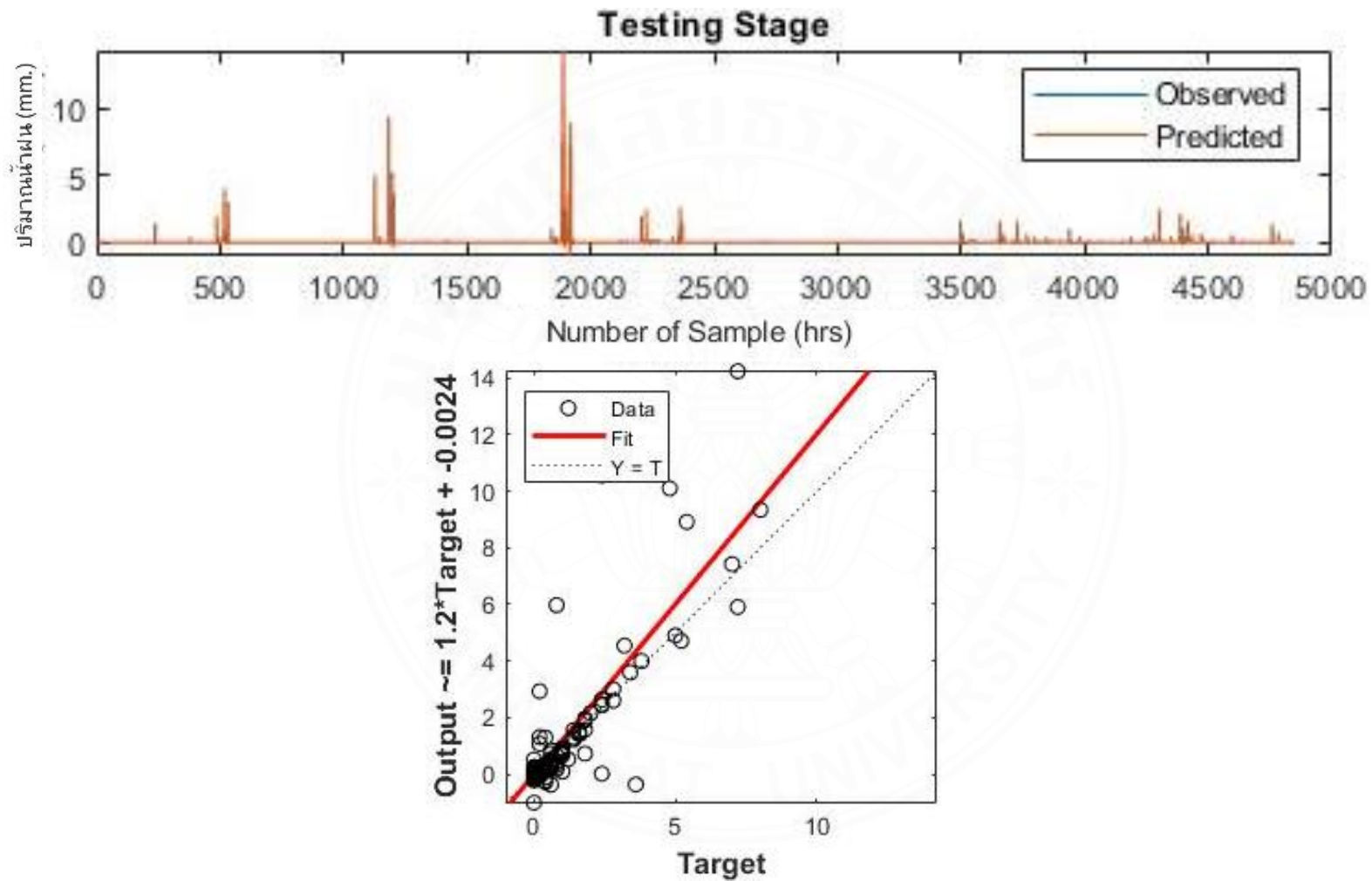
ภาพที่ ก.41 ผล RMSE และ R2 ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 1 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 5



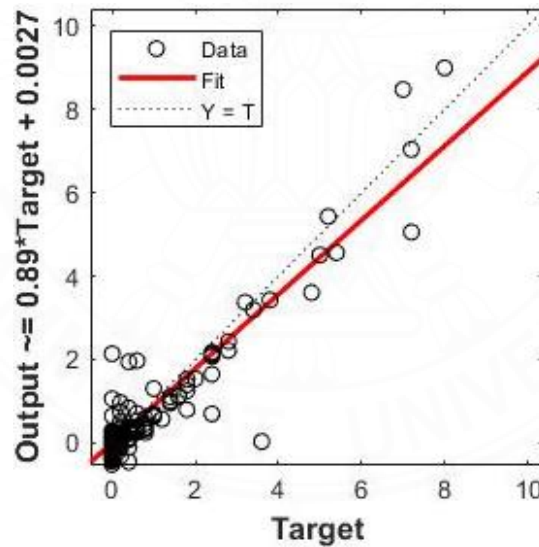
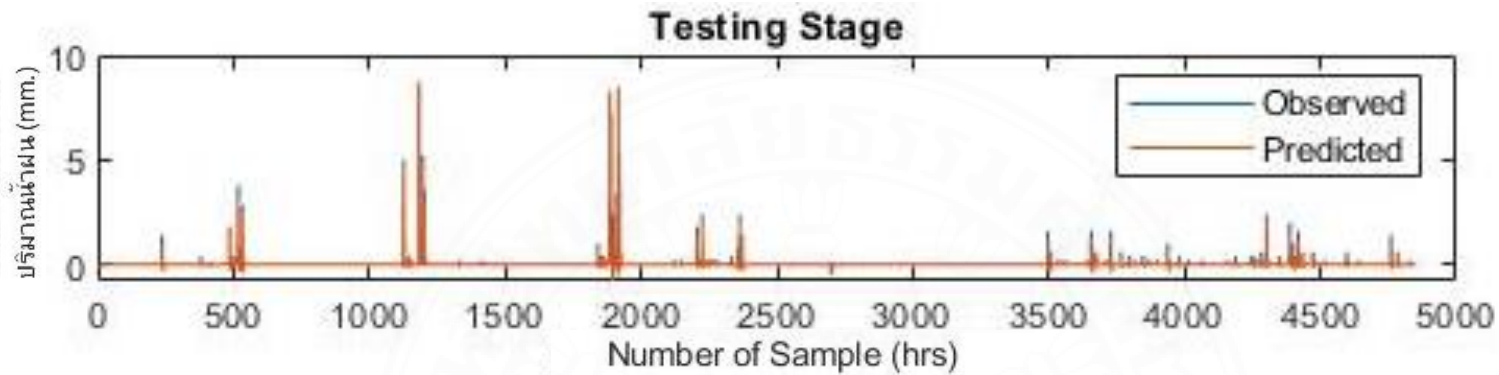
ภาพที่ ก.42 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 2 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 5



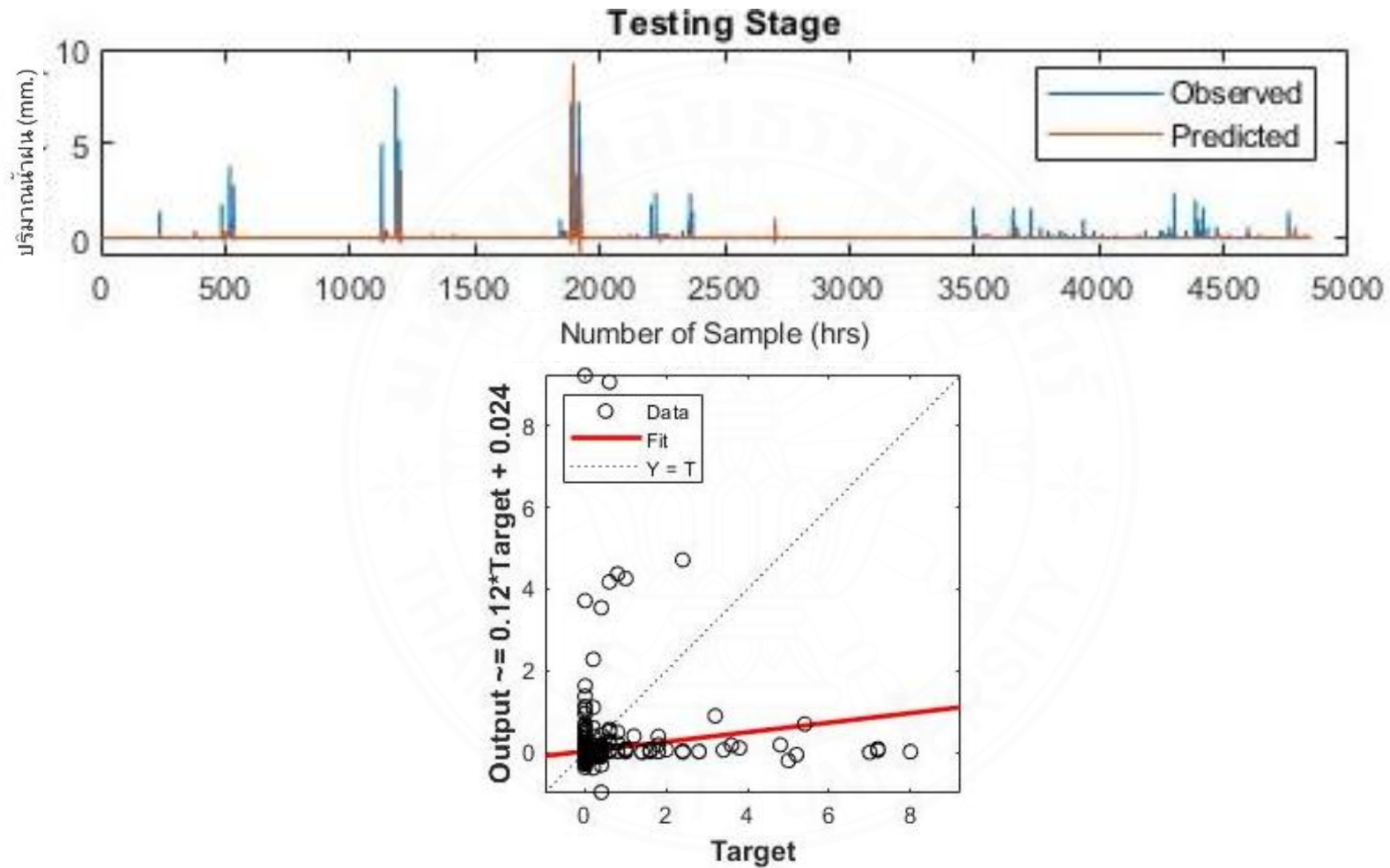
ภาพที่ ก.43 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 3 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 5



ภาพที่ ก.44 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 4 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 5



ภาพที่ ก.45 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 5 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ เท่ากับ 5



ภาพที่ ก.46 ผล RMSE และ  $R^2$  ของแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ปริมาณฝนรายชั่วโมง 6 ชั่วโมงล่วงหน้าของค่า N ของค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่เท่ากับ 5