



รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

การพัฒนาแบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM) สำหรับ
การคาดการณ์น้ำท่าในลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนบนของประเทศไทย

Developing a Long Short-Term Memory (LSTM)-Based
Model for River Runoff Prediction in the Upper Chao Phraya
River Basin, Thailand

โดย ดร. ปรีชาติ เวชยนต์

ตุลาคม 2567

งานวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัย
จากเงินรายได้ คณะศึกษาศาสตร์
ประจำปีงบประมาณ 2566

รายละเอียดโครงการ

สัญญาเลขที่.....318/2566.....

ชื่อโครงการ (ไทย) การพัฒนาแบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM) สำหรับการ
คาดการณ์น้ำท่าในลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนบนของประเทศไทย

ชื่อโครงการ (อังกฤษ) Developing a Long Short-Term Memory (LSTM)-Based Model
for River Runoff Prediction in the Upper Chao Phraya River
Basin, Thailand

หัวหน้าโครงการ ผศ. ดร. ปรีชาติ เวชยนต์ สังกัด ภาควิชาภูมิศาสตร์ คณะสังคมศาสตร์

งบประมาณ.....62,000.00.....ระยะเวลา.....12 เดือน.....



บทคัดย่อ

การพยากรณ์การไหลของเขื่อนที่แม่น้ำถือเป็นสิ่งสำคัญสำหรับการจัดการทรัพยากรน้ำอย่างมีประสิทธิภาพทั้งในด้านปริมาณและคุณภาพน้ำ การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองการทำนายการไหลของเขื่อนรายเดือนแบบการเรียนรู้เชิงลึก (LSTM) โดยใช้ดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่ ดัชนีภูมิอากาศ 5 ดัชนี ได้แก่ Pacific decadal oscillation (PDO), Southern Oscillation Index (SOI), Oceanic Niño Index (ONI), Dipole Mode Index (DMI), and Western North Pacific Monsoon index (WNPMI) นอกจากนี้ยังมีข้อมูลอุทกวิทยา ได้แก่ ปริมาณการไหลของน้ำเข้าเขื่อน ปริมาณฝน และปริมาณน้ำท่า ตั้งแต่ พ.ศ. 2543 ถึง พ.ศ. 2562 (20 ปี) เป็นข้อมูลนำเข้าแบบจำลอง โดยแบบจำลอง LSTM จะนำเข้าข้อมูลด้วยชุดข้อมูล 32 ชุดด้วย Features ที่แตกต่างกันเพื่อความแม่นยำการพยากรณ์ตามชุดข้อมูลนำเข้าต่างๆ แบบจำลองแสดงค่าเฉลี่ยของค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจหาคู่อยู่ระหว่าง 0.80 ถึง 0.96 และค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยราก (RMSE) อยู่ระหว่าง 4 ถึง 7 ลูกบาศก์เมตรต่อวินาที สำหรับเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ์ ผลการประเมินความแม่นยำจากแบบจำลองแสดงให้เห็นว่าปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนภูมิพลมีความสัมพันธ์กับดัชนี POD, ONI และ WNPMI ในขณะที่ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนสิริกิติ์มีความสัมพันธ์กับดัชนี DMI และ POD การศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง LSTM มีความสามารถเพียงพอที่จะทำนายการไหลเข้าของเขื่อนโดยใช้ดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่ในเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ์ แม้ว่าความแม่นยำของการทำนายอาจต่ำกว่าเล็กน้อยเมื่อเทียบกับข้อมูลที่ได้จากการตรวจวัด แต่แบบจำลองที่นำเสนอในการศึกษานี้มีนัยสำคัญมากพอที่จะใช้สำหรับพื้นที่ที่มีข้อจำกัดทางอุปกรณ์และเครื่องมือตรวจวัด นอกจากนี้ผลจากการศึกษาครั้งนี้ยังสามารถใช้เป็นแนวทางการจัดการเขื่อนที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นโดยใช้แบบจำลอง LSTM และ ดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่

คำสำคัญ.....การเรียนรู้ของเครื่อง..... LSTM..... น้ำท่า..... ปริมาณฝน..... เขื่อนภูมิพล
..... เขื่อนสิริกิติ์..... ดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่

Abstract

Accurate prediction of dam inflows is essential for effective water resources management in terms of both water quantity and quality. This study aims to develop a Long Short-Term Memory (LSTM) deep learning-based monthly dam inflow prediction model using large-scale climate indices. Five climate indices, Pacific decadal oscillation (PDO), Southern Oscillation Index (SOI), Oceanic Niño Index (ONI), Dipole Mode Index (DMI), and Western North Pacific Monsoon index (WNPMI) for the period of 2000–2019, were used as input variables of the model. We investigated 32 input data combinations to evaluate the predictive performance according to different input datasets. The model showed the average values of metrics ranged from 0.80 to 0.96 for coefficient of determination and from 4 to 7 CMS for root mean square error (RMSE) at Bhumipol and Sirikit dams. The accuracy evaluation results from the model show that the water inflow into Bhumibol Dam is related to the POD, ONI and WNPMI indices. Whereas, the water flow into Sirikit Dam is related to the DMI and POD indices. This study shows that the LSTM model has sufficient ability to predict dam inflows using large-scale climate indices in Bhumibol Dam and Sirikit Dam. Although the accuracy of the predictions may be slightly lower compared to the measured data. But the model presented in this study is significant enough to be used in areas with limited equipment and measurement tools. In addition, the results of this study can be used to be a guideline for better efficient dam management using LSTM and large-scale climate indices.

คำสำคัญ.....Mmachine Learning.....LSTM.....Runoff.....Rainfall
.....Phumipol Dam.....Sirikit Dam.....Climate Indices

กิตติกรรมประกาศ

การดำเนินการวิจัยครั้งนี้มีอาจสำเร็จลุล่วงไปได้หากปราศจากทุนสนับสนุนจากเงินรายได้ คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ปี 2566 สัญญาเลขที่ 318/2566 อีกทั้งความร่วมมือของผู้ร่วมวิจัยและพนักงานคณะสังคมศาสตร์ที่ให้การสนับสนุนและอำนวยความสะดวกทำให้ การดำเนินการจัดทำวิจัยจนโครงการนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี



ผศ. ดร. ปรีชาตี เวชยนต์

สารบัญ

หน้า

รายละเอียดโครงการ	II
บทคัดย่อ	III
ABSTRACT	IV
กิตติกรรมประกาศ	V
สารบัญ.....	VI
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหาที่ทำการวิจัย	1
1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย	5
1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย	5
1.3.1 ขอบเขตเนื้อหา และ พื้นที่ศึกษา.....	5
1.4 นิยามคำศัพท์	5
1.4.1	5
1.4.2 น้ำท่า.....	5
1.4.3	5
บทที่ 2 ทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	6
2.1 อุดมวิทยาและอุทกวิทยา.....	6
2.2 ทฤษฎีและหลักการทำงานของ LONG SHORT-TERM MEMORY	8
2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	10
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย	11
3.1 รวบรวมข้อมูลปริมาณ น้ำฝน น้ำท่า และดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่.....	12
3.2 ตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล.....	14
3.3 จัดเรียงและแบ่งข้อมูล	14
3.4 การสร้างแบบจำลอง.....	16
3.5 TRAIN การเรียนรู้ของแบบจำลอง LSTM.....	18

3.6 ทดสอบหาค่าความแม่นยำของแบบจำลอง LSTM.....	19
3.7 สรุปผลและดำเนินการจัดทำเล่มรายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์.....	19
บทที่ 4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล	20
4.1 การกระจายตัวและแนวโน้มของข้อมูลที่นำเข้าแบบจำลอง LSTM.....	20
4.2 ประสิทธิภาพของแบบจำลอง LSTM.....	28
4.2.1 ขั้นตอน Validation.....	28
4.3 การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนโดยแบบจำลอง LSTM.....	31
บทที่ 5 อภิปรายผล สรุป และข้อเสนอแนะ.....	87
เอกสารอ้างอิง	90
ประวัติย่อผู้วิจัย.....	91



สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพที่ 1.1 พื้นที่น้ำท่วมประเทศไทยในเดือนกันยายน พ.ศ. 2554.....	2
ภาพที่ 1.2 พื้นที่น้ำท่วมประเทศไทยในเดือนกันยายน พ.ศ. 2564.....	3
ภาพที่ 1.3 พื้นที่น้ำท่วมประเทศไทยในเดือนกันยายน พ.ศ. 2565.....	4
ภาพที่ 2.1 สภาพภูมิอากาศในประเทศไทยอยู่ภายใต้อิทธิพลลมมรสุมและลมพายุจร.....	7
ภาพที่ 2.2 กระบวนการของโครงข่ายประสาทเทียม ประเภท Recurrent Neural Network (RNN)	9
ภาพที่ 2.3 กระบวนการทำงานของ Long Short-Term Memory (LSTM)	9
ภาพที่ 3.1 แสดงขั้นตอนการศึกษาวิจัย.....	12
ภาพที่ 3.2 สถานีตรวจวัดอุตุวิทยามหาวิทยาลัย P1 และ N1 ในลุ่มน้ำปิงและลุ่มน้ำน่าน ซึ่งไหลไปยัง เขื่อน ภูมิพลและเขื่อนสิริกิติตามลำดับ	13
ภาพที่ 3.3 การแบ่งข้อมูลออกเป็น Training Set, Validation Set และ Test Set ตามช่วงเวลา ของข้อมูล	16
ภาพที่ 3.4 โครงสร้างของโมเดลและขั้นตอนการเทรนโมเดล.....	18
ภาพที่ 4.1 ฮิสโตแกรม (Histogram) การผันแปรของข้อมูลใน Features ต่างๆ ในบริเวณ เขื่อนภูมิ พลที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง LSTM.....	21
ภาพที่ 4.2 ฮิสโตแกรม (Histogram) การผันแปรของข้อมูลใน Features ต่างๆ ในบริเวณ เขื่อนสิริ กิติที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง LSTM.....	22
ภาพที่ 4.3 กราฟ Violin Plots การกระจายตัวของข้อมูลใน Features ต่างๆ ในบริเวณ เขื่อนภูมิพล ที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง LSTM.....	23
ภาพที่ 4.4 กราฟ Violin Plots การกระจายตัวของข้อมูลใน Features ต่างๆ ในบริเวณ เขื่อนสิริกิต ที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง LSTM.....	23
ภาพที่ 4.5 การกระจายข้อมูลและแผนตัดขวางของข้อมูลใน Features ต่างๆ ในบริเวณเขื่อนภูมิพล ที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง LSTM.....	24

ภาพที่ 4.6 การกระจายข้อมูลและแผนตัดขวางของข้อมูลใน Features ต่างๆ ในบริเวณเขื่อนสิริกิติที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง LSTM	25
ภาพที่ 4.7 แนวโน้มและการผันผวนของข้อมูลฝนจากสถานี P1 ในลุ่มน้ำปิง	26
ภาพที่ 4.8 แนวโน้มและการผันผวนของข้อมูลฝนจากสถานี N1 ในลุ่มน้ำน่าน	27
ภาพที่ 4.9 ค่า Mean Squared Error จากฟังก์ชัน loss ในขั้นตอน Training และ Validation... ..	28
ภาพที่ 4.10 กราฟ Boxplot ของผลการทดสอบประสิทธิภาพที่ได้รับการ Training และ ปรับพารามิเตอร์ของแบบจำลอง LSTM ในขั้นตอน Validation ประกอบด้วย 32 โมเดล ที่ใช้ Features แตกต่างกันด้วยข้อมูลเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ	29
ภาพที่ 4.11 กราฟ Boxplot ของผลการทดสอบประสิทธิภาพที่ได้รับการ Training และ ปรับพารามิเตอร์ของแบบจำลอง LSTM ในขั้นตอน Test ประกอบด้วย 32 โมเดล ที่ใช้ Features แตกต่างกันด้วยข้อมูลเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ	30
ภาพที่ 4.12 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 1 ถึง 9 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล	32
ภาพที่ 4.13 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 10 ถึง 18 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล.....	33
ภาพที่ 4.14 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 19 ถึง 27 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล.....	34
ภาพที่ 4.15 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 28 ถึง 32 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล.....	35
ภาพที่ 4.16 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 1 - 4.....	36
ภาพที่ 4.17 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 5 - 8.....	37
ภาพที่ 4.18 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 9 - 12	38

ภาพที่ 4.19 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 13 - 16	39
ภาพที่ 4.20 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 17 - 20	40
ภาพที่ 4.21 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 21 - 24	41
ภาพที่ 4.22 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 25 - 28	42
ภาพที่ 4.23 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 29 - 32	43
ภาพที่ 4.24 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและจากการพยากรณ์โดย แบบจำลองที่ 1 ถึง 9 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิต	45
ภาพที่ 4.25 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและจากการพยากรณ์โดย แบบจำลองที่ 10 ถึง 18 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิต.....	46
ภาพที่ 4.26 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและจากการพยากรณ์โดย แบบจำลองที่ 19 ถึง 27 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิต.....	47
ภาพที่ 4.27 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและจากการพยากรณ์โดย แบบจำลองที่ 28 ถึง 32 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิต.....	48
ภาพที่ 4.28 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิตโดยแบบจำลองที่ 1 - 4.....	49
ภาพที่ 4.29 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิตโดยแบบจำลองที่ 5 - 8.....	50
ภาพที่ 4.30 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิตโดยแบบจำลองที่ 9 - 12	51
ภาพที่ 4.31 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิตโดยแบบจำลองที่ 13 - 16	52

ภาพที่ 4.32 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิติ์โดยแบบจำลองที่ 17 - 20	53
ภาพที่ 4.33 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิติ์โดยแบบจำลองที่ 21 -24.....	54
ภาพที่ 4.34 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิติ์โดยแบบจำลองที่ 25 - 28	55
ภาพที่ 4.35 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิติ์โดยแบบจำลองที่ 29 - 32	56
ภาพที่ 4.36 แผนภาพเทย์เลอร์ (Taylor diagram) แสดงการคาดการณ์การไหลของน้ำ เข้าเขื่อนภูมิ พล (a) และ เขื่อนสิริกิติ์ (b) ในขั้นตอน Validation.....	57
ภาพที่ 4.37 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและจากการพยากรณ์โดย แบบจำลองที่ 1 ถึง 9 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล.....	60
ภาพที่ 4.38 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและจากการพยากรณ์โดย แบบจำลองที่ 10 ถึง 18 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล	61
ภาพที่ 4.39 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและจากการพยากรณ์โดย แบบจำลองที่ 19 ถึง 27 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล	62
ภาพที่ 4.40 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและจากการพยากรณ์โดย แบบจำลองที่ 28 ถึง 32 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล	63
ภาพที่ 4.41 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 1 - 4.....	64
ภาพที่ 4.42 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 5 - 8.....	65
ภาพที่ 4.43 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 9 - 12	66

ภาพที่ 4.44 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 13 - 16	67
ภาพที่ 4.45 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 17 - 20	68
ภาพที่ 4.46 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 21 - 24	69
ภาพที่ 4.47 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 25 - 28	70
ภาพที่ 4.48 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนภูมิพลโดยแบบจำลองที่ 29 - 32	71
ภาพที่ 4.49 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและจากการพยากรณ์โดย แบบจำลองที่ 1 ถึง 9 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิต	73
ภาพที่ 4.50 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและจากการพยากรณ์โดย แบบจำลองที่ 10 ถึง 18 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิต	74
ภาพที่ 4.51 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและจากการพยากรณ์โดย แบบจำลองที่ 19 ถึง 27 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิต	75
ภาพที่ 4.52 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและจากการพยากรณ์โดย แบบจำลองที่ 28 ถึง 32 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิต	76
ภาพที่ 4.53 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิตโดยแบบจำลองที่ 1 - 4	77
ภาพที่ 4.54 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิตโดยแบบจำลองที่ 5 - 8	78
ภาพที่ 4.55 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิตโดยแบบจำลองที่ 9 - 12	79

ภาพที่ 4.56 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิติ์โดยแบบจำลองที่ 13 - 16	80
ภาพที่ 4.57 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิติ์โดยแบบจำลองที่ 17 - 20	81
ภาพที่ 4.58 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิติ์โดยแบบจำลองที่ 21 - 24	82
ภาพที่ 4.59 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิติ์โดยแบบจำลองที่ 25 - 28	83
ภาพที่ 4.60 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า เขื่อนสิริกิติ์โดยแบบจำลองที่ 29 - 32	84
ภาพที่ 4.61 แผนภาพแทย์เลอร์ (Taylor diagram) แสดงการคาดการณ์การไหลของน้ำ เข้าเขื่อนภูมิ พล (a) และ เขื่อนสิริกิติ์ (b) ในขั้นตอน Test	85

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 3.1 จำนวน 32 แบบจำลองที่มีการนำเข้าข้อมูล Features ที่แตกต่างกัน.....	17
ตารางที่ 4.1 สรุปค่าสถิติที่ใช้ประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง LSTM ที่ประกอบด้วย Features ที่แตกต่างกันในขั้นตอน Validation จากชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล (BB) และ เขื่อนสิริกิต (SK).....	58
ตารางที่ 4.2 สรุปค่าสถิติที่ใช้ประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง LSTM ที่ประกอบด้วย Features ที่แตกต่างกันในขั้นตอน Test จากชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล (BB) และ เขื่อนสิริกิต (SK).....	86



บทที่ 1 บทนำ

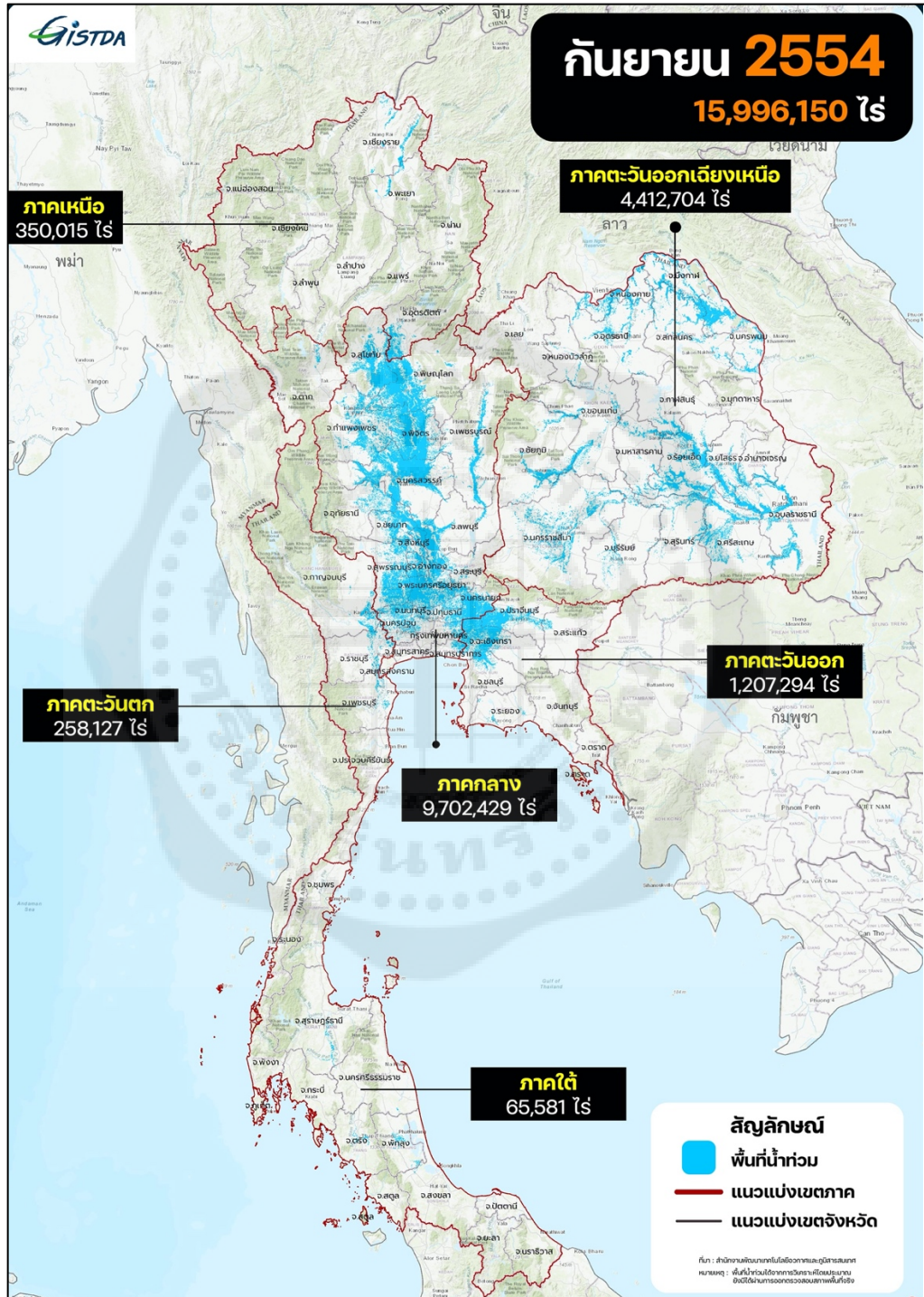
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหาที่ทำการวิจัย

เหตุการณ์อุทกภัยปี 2554 สร้างความเสียหายต่อสังคมและเศรษฐกิจของประเทศไทยเป็นอย่างมาก โดยเหตุการณ์อุทกภัยหรือน้ำท่วมนี้ยังคงเกิดขึ้นเป็นประจำทุกปีในประเทศไทย กระทั่งในบางพื้นที่ถูกเรียกว่า พื้นที่น้ำท่วมซ้ำซาก ข้อมูลสภาพจากดาวเทียมแสดงสถานการณ์น้ำท่วมของเดือนกันยายนปี 2554, 2564 และ 2565 ดังแสดงในภาพที่ 1 ถึง 3 ตามลำดับ พบว่าปี 2554 มีปริมาณน้ำท่วมขังทั่วประเทศ จำนวน 15,996,150 ไร่, ปี 2564 จำนวน 5,648,252 ไร่ และในปี 2565 พบพื้นที่น้ำท่วมขังจำนวน 5,331,739 ไร่ โดยส่วนใหญ่จะเกิดน้ำท่วมขึ้นในพื้นที่ภาคเหนือตอนล่างและบริเวณภาคกลางส่งผลให้ในหลายพื้นที่ได้รับผลกระทบ โดยเฉพาะพื้นที่ราบลุ่มในลุ่มน้ำยม ลุ่มน้ำน่าน ลุ่มน้ำสะแกกรัง ลุ่มน้ำป่าสัก ลุ่มน้ำท่าจีน และลุ่มน้ำเจ้าพระยา หน่วยงานภาครัฐที่เกี่ยวข้องมีมาตรการเฝ้าระวังและวิเคราะห์สถานการณ์น้ำอย่างใกล้ชิด ปัจจัยสำคัญสำหรับการวิเคราะห์สถานการณ์สำหรับการบริหารจัดการน้ำในช่วงวิกฤติ คือ ข้อมูลปริมาณฝนและปริมาณน้ำท่า เพื่อใช้ในการวางแผนบริหารจัดการน้ำและกำหนดแนวทางในการระบายน้ำ

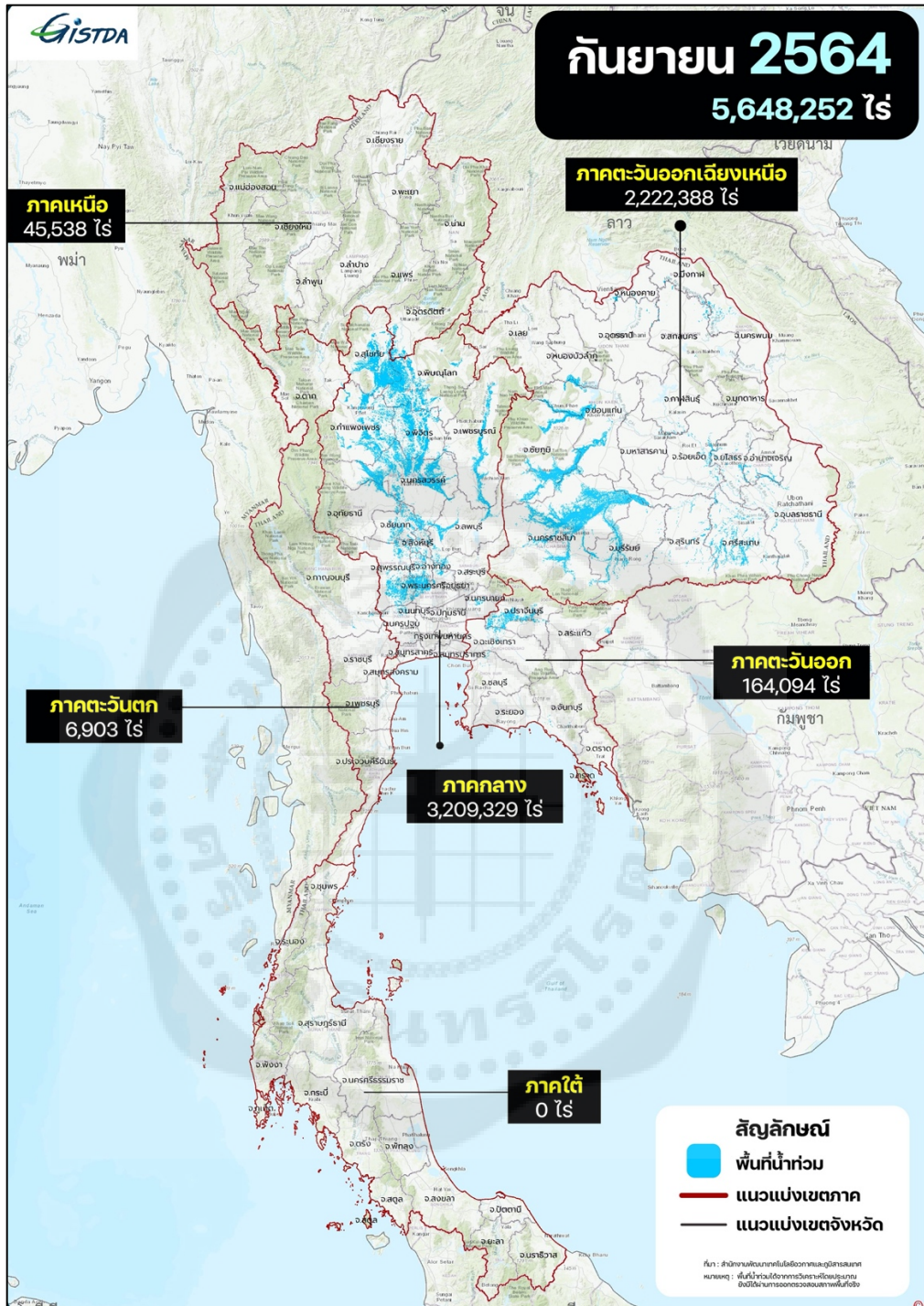
ถ้าเราสามารถรู้ปริมาณน้ำท่าหรือปริมาณน้ำในแม่น้ำล่วงหน้าได้ จะทำให้สามารถคาดการณ์หรือประมาณการณ์เหตุการณ์น้ำท่วมในอนาคตได้ ข้อมูลนี้จึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งสำหรับการวางแผนบริหารจัดการน้ำและกำหนดแนวทางในการระบายน้ำต่อไป โดยเฉพาะอย่างยิ่งปัจจุบันปริมาณฝนมีความแปรปรวนสูง ซึ่งจะส่งผลต่อแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของปริมาณน้ำท่าที่ค่อนข้างมาก ลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนล่างนั้นรับน้ำต้นทุนมาจากลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนบน ได้แก่ แม่น้ำปิง แม่น้ำวัง แม่น้ำยม และ แม่น้ำน่าน ดังนั้น การคาดการณ์ปริมาณน้ำท่าจากลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนบนจึงเป็นตัวแปรสำคัญที่ทำให้การเตรียมพร้อมรับมือกับปริมาณน้ำที่จะไหลมาได้ รวมถึงการแจ้งเตือนอุทกภัยแก่ประชาชนที่อยู่ในพื้นที่ลุ่ม

การประเมินปริมาณน้ำท่าสามารถทำได้โดยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้านอุทกศาสตร์โดยใช้ความสัมพันธ์ระหว่างน้ำฝนและน้ำท่า เช่น Hex-RAS หรือ SWMM5 เป็นต้น แต่เนื่องจากการใช้แบบจำลองดังกล่าว ผู้ใช้จำเป็นต้องมีความรู้ด้านอุทกศาสตร์ และใช้ข้อมูลจำนวนมากทำให้ต้องใช้เวลาในการประมวลผลด้วยแบบจำลอง และแบบจำลองบางชนิดต้องเสียค่าลิขสิทธิ์ ทำให้เข้าถึงได้ยากด้วยงบประมาณที่มีจำกัด ในปัจจุบันจึงมีการพยายามที่จะพัฒนาแบบจำลองในการประเมินน้ำท่าโดยการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) มากยิ่งขึ้น เพราะใช้เพียงคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลก็สามารถทำได้ ทำให้เข้าถึงง่ายและไม่ต้องใช้งบประมาณสูง แต่ความแม่นยำของปริมาณน้ำท่าที่ประเมินได้จากการเรียนรู้ของเครื่องนี้ยังไม่สูงเท่าแบบจำลองคณิตศาสตร์ทั่วไป ดังนั้น การพัฒนาแบบจำลองจากการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อใช้ในการประเมินปริมาณน้ำท่าให้มีความแม่นยำสูงขึ้นจึง

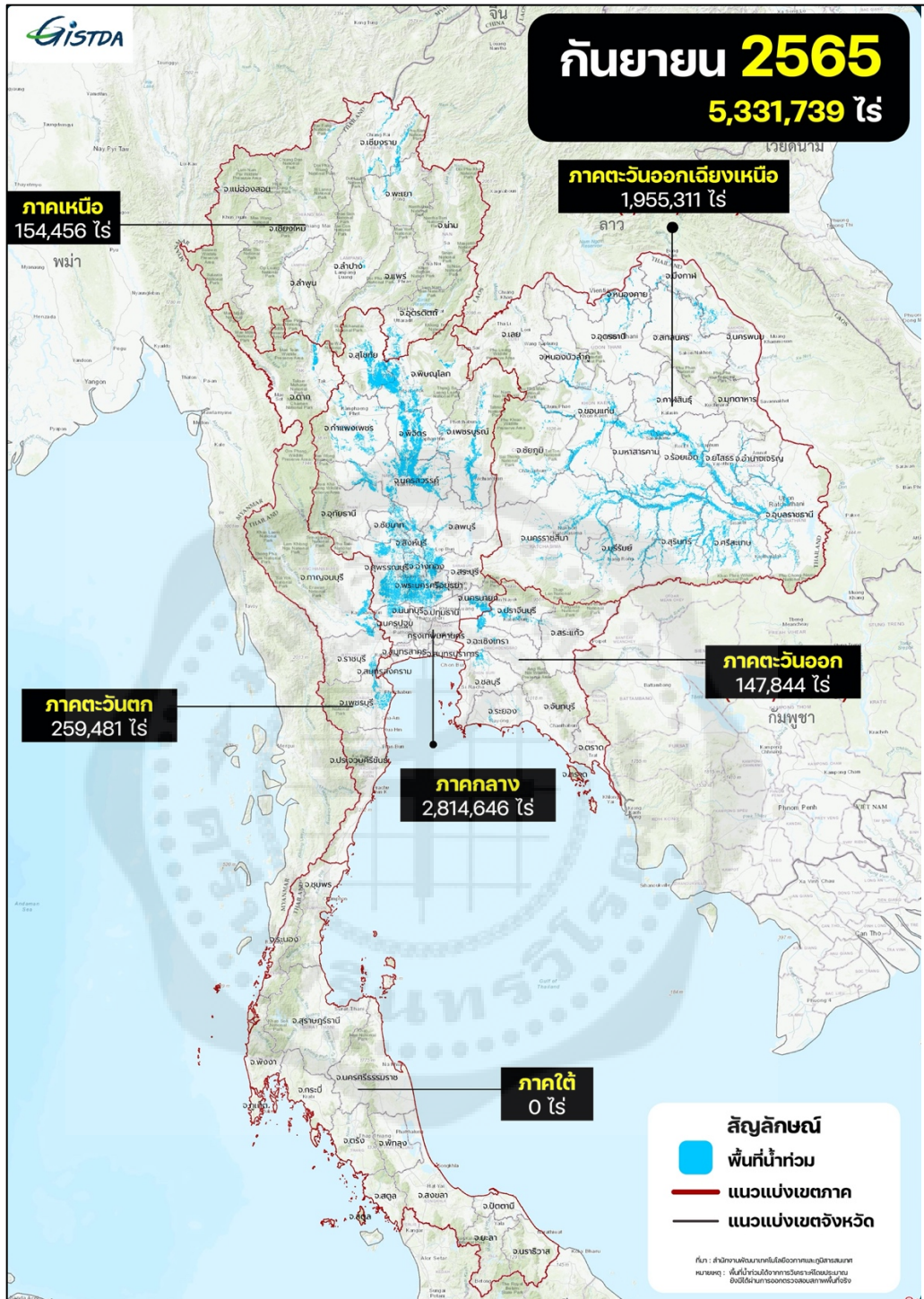
เป็นสิ่งที่ทำหายอย่างมากในปัจจุบัน ในการศึกษาคั้งนี้จึงทำการพัฒนาแบบจำลองจากการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธี Long Short-Term Memory (LSTM) เพื่อประเมินปริมาณน้ำท่าในพื้นที่ลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนบน



ภาพที่ 1.1 พื้นที่น้ำท่วมประเทศไทยในเดือนกันยายน พ.ศ. 2554
ที่มา: สำนักงานพัฒนาเทคโนโลยีอวกาศและภูมิสารสนเทศ (2565)



ภาพที่ 1.2 พื้นที่น้ำท่วมประเทศไทยในเดือนกันยายน พ.ศ. 2564
ที่มา: สำนักงานพัฒนาเทคโนโลยีอวกาศและภูมิสารสนเทศ (2565)



ภาพที่ 1.3 พื้นที่น้ำท่วมประเทศไทยในเดือนกันยายน พ.ศ. 2565
 ที่มา: สำนักงานพัฒนาเทคโนโลยีอวกาศและภูมิสารสนเทศ (2565)

1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการวิจัย

1.2.1 เพื่อพัฒนาแบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM) ในการประมาณปริมาณน้ำท่า

1.2.2 เพื่อประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง LSTM ในการประมาณปริมาณน้ำท่า

1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย

1.3.1 ขอบเขตเนื้อหา และ พื้นที่ศึกษา

นำข้อมูลปริมาณ น้ำฝน น้ำท่า จากสถานี P1 และ N1 ในลุ่มน้ำปิงและลุ่มน้ำน่าน ข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนรายวัน (inflow) และดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่ ได้แก่ Pacific decadal oscillation (PDO), Southern Oscillation Index (SOI), Oceanic Niño Index (ONI), Dipole Mode Index (DMI) และ Western North Pacific Monsoon index (WNPMI)

1.4 นิยามคำศัพท์

1.4.1 น้ำฝน คือ น้ำที่เกิดจากการกลั่นตัวของก้อนเมฆกลายเป็นหยดน้ำตกลงมาสู่พื้นดิน

1.4.2 น้ำท่า คือ น้ำที่อยู่ในแม่น้ำ ลำธาร ที่เกิดจากน้ำฝนที่ตกลงมาในพื้นที่รับน้ำ บางส่วนจะสูญเสียน้ำไป ส่วนที่เหลือก็จะไหลไปยังที่ลุ่มลุ่มต่ำแม่น้ำลำธารกลายเป็นน้ำท่า

1.4.3 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) คือ การใช้เทคโนโลยีทางคอมพิวเตอร์ในการจำลองกระบวนการคิดแก้ปัญหาตามแบบอย่างของสมองมนุษย์โดยการสร้างระบบของหน่วยประมวลผล (Artificial Neurons) จำลองระบบของเซลล์ประสาทของสมองมนุษย์ขึ้นมาเพื่อใช้ในการเรียนรู้รูปแบบความสัมพันธ์ของข้อมูลที่มีความซับซ้อนซึ่งเป็นเครื่องมือที่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการตัดสินใจการวิเคราะห์การพยากรณ์หรือการแยกประเภทข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Garson, 1998)

1.4.4 Machine Learning หรือ การเรียนรู้ของเครื่อง คือ สาขาหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence หรือ AI) ที่มุ่งเน้นการพัฒนาาระบบคอมพิวเตอร์ให้สามารถเรียนรู้และปรับปรุงตนเองได้จากข้อมูล โดยไม่จำเป็นต้องมีการเขียนโปรแกรมทุกขั้นตอน

1.4.5 Long Short-Term Memory (LSTM) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดหนึ่งที่ถูกออกแบบมาเพื่อจัดการกับข้อมูลลำดับ (sequential data) เช่น ข้อมูลที่เรียงตามเวลา (time series) หรือข้อความ (text)

บทที่ 2 ทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

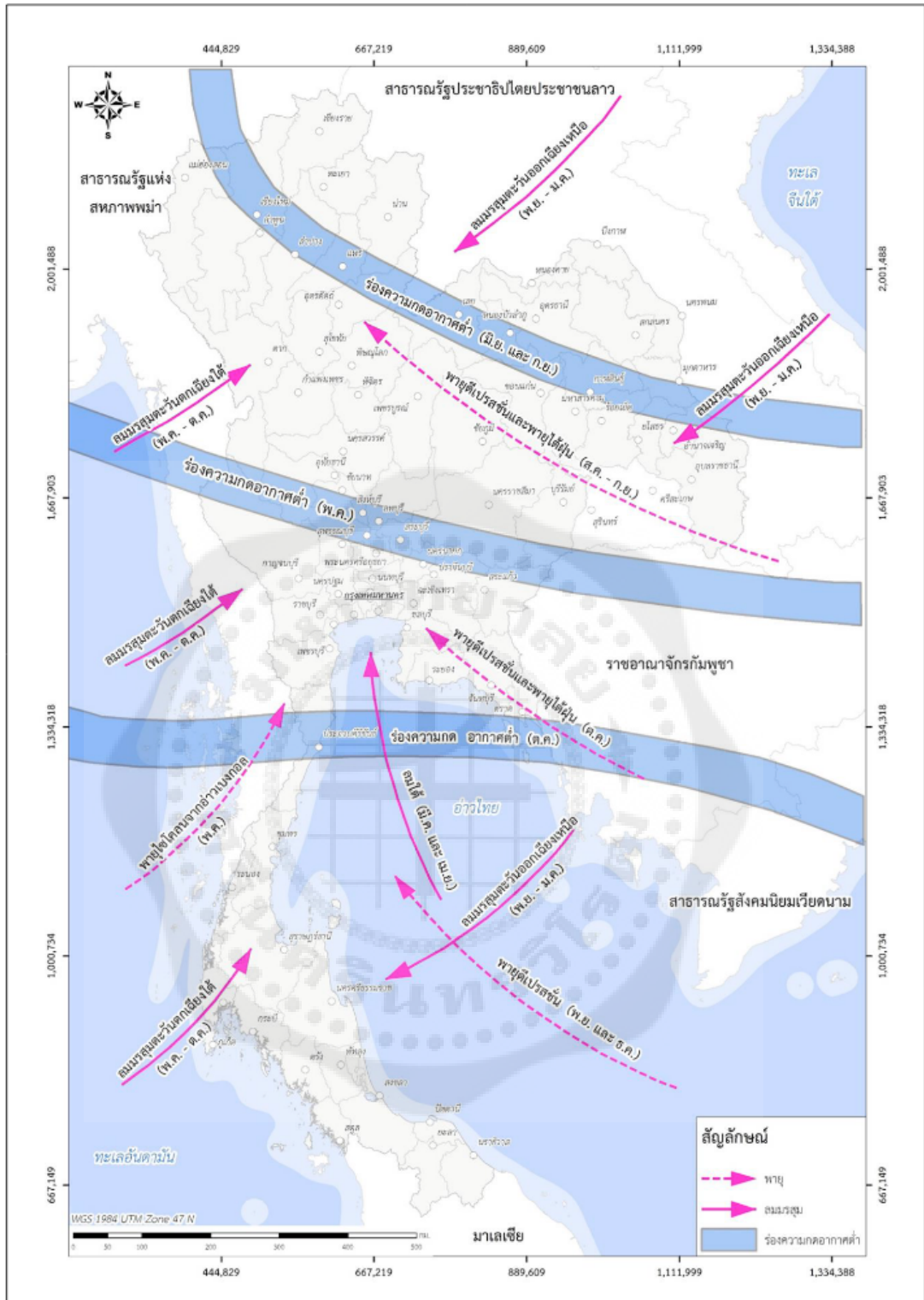
2.1 อุตุณิยมวิทยาและอุทกวิทยา

2.1.1 สภาพภูมิอากาศ

สภาพภูมิอากาศในประเทศไทยอยู่ภายใต้อิทธิพลลมมรสุมและลมพายุจร ดังแสดงในภาพที่ 2.1 จากการรวบรวมข้อมูลภูมิอากาศที่สถานีตรวจวัดอากาศทั่วประเทศ ซึ่งบันทึกไว้โดยกรมอุตุนิยมวิทยา สรุปลักษณะภูมิอากาศของกลุ่มน้ำเจ้าพระยาได้ดังนี้ อุณหภูมิเฉลี่ยรายปี 28.1 องศาเซลเซียส ช่วงพิสัยของค่าเฉลี่ยรายปี 27.9-28.4 องศาเซลเซียส ความชื้นสัมพัทธ์โดยเฉลี่ยตลอดปีจะอยู่ระหว่าง 72.8 เปอร์เซ็นต์ค่าความชื้นสัมพัทธ์สูงสุด 74.9 เปอร์เซ็นต์และค่าความชื้นสัมพัทธ์ต่ำสุดวัดได้ 70.4 เปอร์เซ็นต์ ปริมาณการระเหยจากภาคโดยเฉลี่ยตลอดทั้งปี 1,873.6 มิลลิเมตร ช่วงพิสัยของค่าเฉลี่ยรายปี 1,782.5-2,018 มิลลิเมตร ความครึ้มของเมฆปกคลุมโดยเฉลี่ย 6.3 อ็อกต้า (0-10 อ็อกต้า) ช่วงพิสัยของค่าเฉลี่ยรายปี 5.4-7.6 อ็อกต้า ความเร็วลมโดยเฉลี่ยมีค่าประมาณ 4.1 น็อต ช่วงพิสัยของค่าเฉลี่ยรายปี 2.1-8.8 น็อต (กรมอุตุนิยมวิทยา, 2565)

2.1.2 ปริมาณน้ำท่า

กลุ่มน้ำเจ้าพระยามีพื้นที่รับน้ำทั้งหมด 20,125 ตร.กม. และมีปริมาณน้ำท่าตามธรรมชาติทั้งปีเฉลี่ยประมาณ 1,731.8 ล้านลูกบาศก์เมตร แยกเป็นปริมาณน้ำท่าฤดูฝน 1,657.0 ล้านลูกบาศก์เมตร (คิดเป็นร้อยละ 95.68) และปริมาณน้ำท่าฤดูร้อน 74.8 ล้านลูกบาศก์เมตร (คิดเป็นร้อยละ 4.32) ปริมาณน้ำท่ารายปีเฉลี่ยต่อหน่วยพื้นที่รับน้ำฝน 2.7 ลิตรต่อวินาทีกิโลเมตร (กรมชลประทาน, 2565)



ภาพที่ 2.1 สภาพภูมิอากาศในประเทศไทยอยู่ภายใต้อิทธิพลลมมรสุมและลมพายุจร
ที่มา: กรมอุตุนิยมวิทยา (2565)

2.2 ทฤษฎีและหลักการทำงานของ Long Short-Term Memory

Long Short-Term Memory (LSTM) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งที่ถูกออกแบบมาสำหรับการประมวลผลลำดับ (sequence) โดย LSTM จัดว่าเป็นโครงข่ายประสาทเทียมประเภท Recurrent Neural Network (RNN) ซึ่งก็คือ โครงข่ายประสาทเทียมที่มีการนำเอาผลลัพธ์ที่คำนวณได้ก่อนหน้านี้กลับมาใช้ใหม่ ดังแสดงในภาพที่ 2.2 ซ้ายของลูกศร คือ ตัวอย่าง RNN ที่มี 1 layer และ 1 node ใน layer นั้น เมื่อ RNN ทำการประมวลผลตามลำดับ ซึ่ง $(x(1),y(1)),\dots,(x(10),y(10))$ $x(t)$ คือข้อมูลนำเข้า ณ เวลา t และ $y(t)$ คือ ค่าส่งออกหรือผลลัพธ์ การปรับค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ใน RNN (ภาพที่ 2.2) จากข้อมูลลำดับโดยการกระจายข้อมูลตามภาพที่ 2.3 ด้านขวาของลูกศร แล้วจึงเริ่มขั้นตอนการ train โดยนำเข้าข้อมูลสู่โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นเพื่อประมวลผลลำดับ node ของ RNN ต้องมี หน่วยความจำภายใน ที่จำสิ่งที่เกิดขึ้นแล้วและใช้ในการตัดสินใจในเวลาถัดไป โดยหน่วยความจำภายในนี้ก็ต้องถูกปรับไปเรื่อย ๆ ตามค่าของลำดับการประมวลผล

$$h(t) = f_1(x(t), y(t-1), h(t-1)) \quad (1)$$

$$y(t) = f_2(x(t), y(t-1), h(t-1)) \quad (2)$$

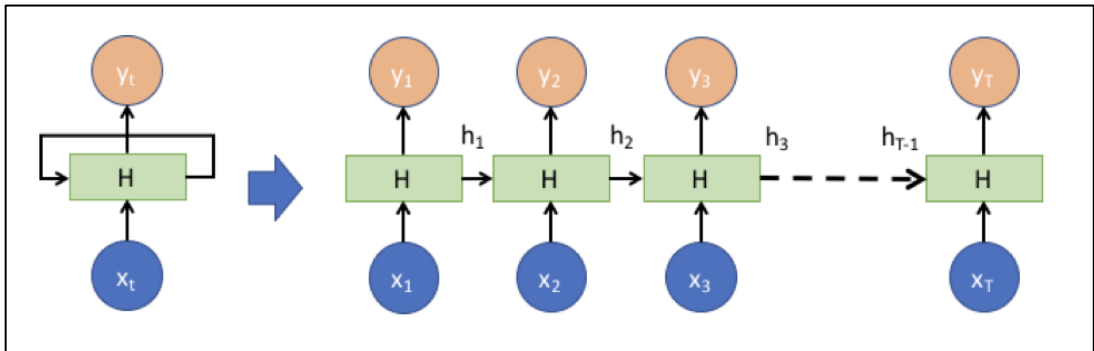
เมื่อ $h(t)$ เป็นหน่วยความจำภายใน ณ เวลา t

f_1 และ f_2 เป็นฟังก์ชันใดๆ

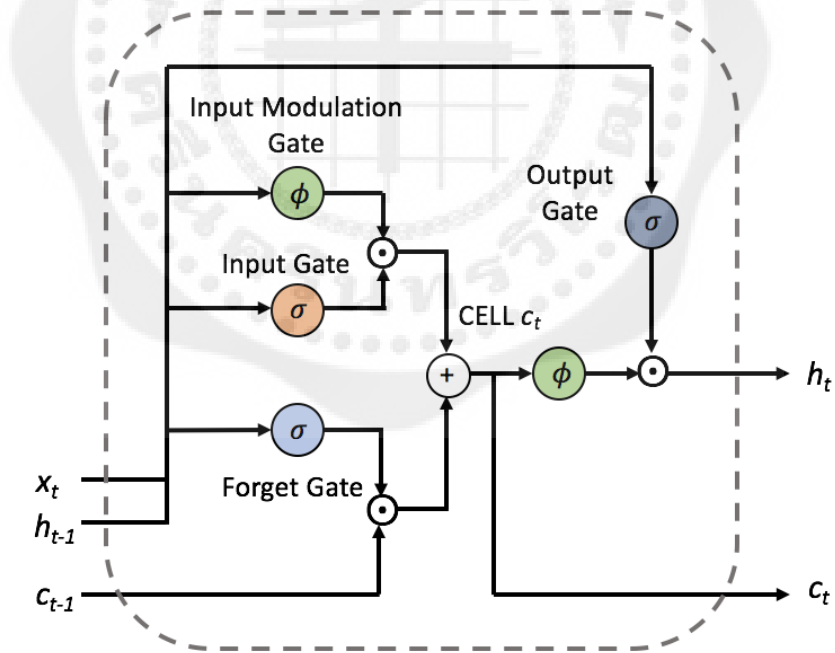
$x(t)$ คือ ข้อมูลนำเข้า

$y(t)$ คือ ค่าส่งออก

จากสมการพบว่า RNN ยังมีปัญหากับข้อมูลที่ sequence มีขนาดยาวเกินไปหรือข้อมูลที่ติดต่อกันเป็นเวลานาน เช่น ข้อมูลรายวันจำนวนหลาย ๆ ปี เป็นต้น เนื่องจากต้องทำการคำนวณค่าน้ำหนักใหม่ตั้งแต่ต้นในการคำนวณทุกจุดเวลาใน sequence ทำให้ค่าน้ำหนักลดลงไปเรื่อย ๆ ทำให้ผลลัพธ์ที่ได้ต่ำกว่าจริง จึงได้พัฒนาประเภทโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นมาใหม่เพื่อแก้ปัญหานี้ คือ LSTM (Hochreiter and Schmidhuber, 1997) ที่มีค่า analog เพื่อควบคุมการ read, write หรือ forget (delete) ของข้อมูลที่นำเข้าโครงข่ายประสาทเทียม ทำให้ค่าน้ำหนักไม่ต้องถูกคำนวณใหม่ตั้งแต่ต้นทุกครั้งที่มีการเปลี่ยนจุดเวลา ค่าน้ำหนักที่ได้ก็จะบ่งบอกถึงสภาพข้อมูลที่นำเข้ามามากกว่าเดิม



ภาพที่ 2.2 กระบวนการของโครงข่ายประสาทเทียม
ประเภท Recurrent Neural Network (RNN)
ที่มา: Tangruamsub (2017)



ภาพที่ 2.3 กระบวนการทำงานของ Long Short-Term Memory (LSTM)
ที่มา: Tangruamsub (2017)

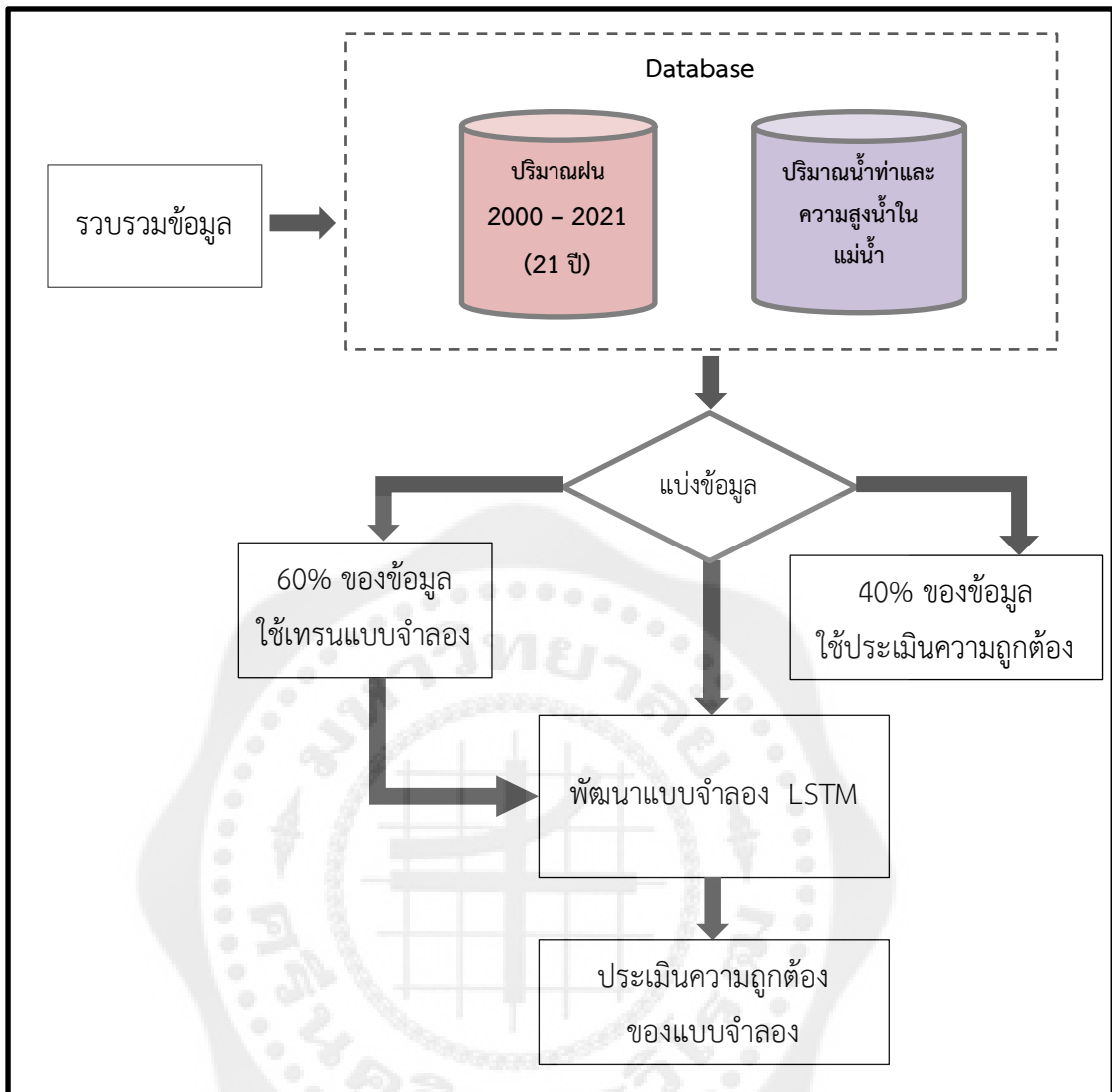
2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Sayama et al. (2558) ได้ใช้แบบจำลอง rainfall-runoff-inundation (RRI) จำลองสถานการณ์น้ำในเหตุการณ์มหาอุทกภัยปี 2554 ในลุ่มน้ำเจ้าพระยา ซึ่งใช้ข้อมูลนำเข้าปริมาณฝนจากดาวเทียม TRMM 3B42RT พบว่า แบบจำลองให้ผลลัพธ์การไหลของน้ำในแม่น้ำสูงกว่าค่าจริง 40% โดยมีระดับน้ำสูง 2 เมตร เนื่องจากแบบจำลองไม่ได้มีการคำนวณปัจจัยอัตราการระเหยน้ำ ต่อมา Van et al. (2020) ได้พัฒนาแบบจำลองประเมินน้ำท่าบริเวณ Vietnamese Mekong Delta โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องประเภท 1D convolutional neural network (CNN) โดนเปรียบเทียบกับแบบจำลองที่ได้จาก 2 วิธี คือ long short-term memory (LSTM) and วิธี RRN ผลการศึกษาบ่งชี้ว่า วิธี LSTM ให้ความแม่นยำมากกว่า จึงทำให้วิธี LSTM เป็นที่นิยมและพยายามพัฒนาแบบจำลองจากวิธี LSTM มากขึ้น เช่น Wang et al. (2021) ใช้พัฒนาแบบจำลองประเมินน้ำท่าที่ Tarim River Basin ในภาคตะวันตกเฉียงเหนือของประเทศจีน Li et al. (2022) พัฒนาแบบจำลองสำหรับ Elbe River ประเทศเยอรมัน และ Fang and Shao (2022) พัฒนาแบบจำลองจากวิธี LSTM เพื่อคาดการณ์น้ำฝน-น้ำท่าในพื้นที่ภูมิประเทศแบบคาสต์ ซึ่งให้ผลมีความแม่นยำ 61.23%

บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย

ดำเนินการศึกษาโดยใช้ข้อมูลปริมาณ น้ำฝน น้ำท่า จากสถานีอุตุนิยมวิทยาบริเวณลุ่มน้ำช่วงต้น ได้แก่ P1 และ N1 ในลุ่มน้ำปิงและลุ่มน้ำน่าน ข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนรายวัน (inflow) และดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่ ได้แก่ Pacific decadal oscillation (PDO), Southern Oscillation Index (SOI), Oceanic Niño Index (ONI), Dipole Mode Index (DMI) และ Western North Pacific Monsoon index (WNPMI) ในช่วงระหว่างปี 2543 ถึง 2562 นำข้อมูลมาทำการทดสอบหาและสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าที่ไหลเข้าสู่เขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ์ ดังภาพที่ 3.1 และมีรายละเอียดแต่ละขั้นตอน ดังนี้

- 1) รวบรวมข้อมูลปริมาณ น้ำฝน น้ำท่า และดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่
- 2) ตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล
- 3) จัดเรียงและแบ่งข้อมูล
- 4) สร้างแบบจำลอง
- 5) Train การเรียนรู้ของแบบจำลอง LSTM
- 6) ทดสอบหาค่าความแม่นยำของแบบจำลอง LSTM
- 7) สรุปผลและดำเนินการจัดทำเล่มรายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์



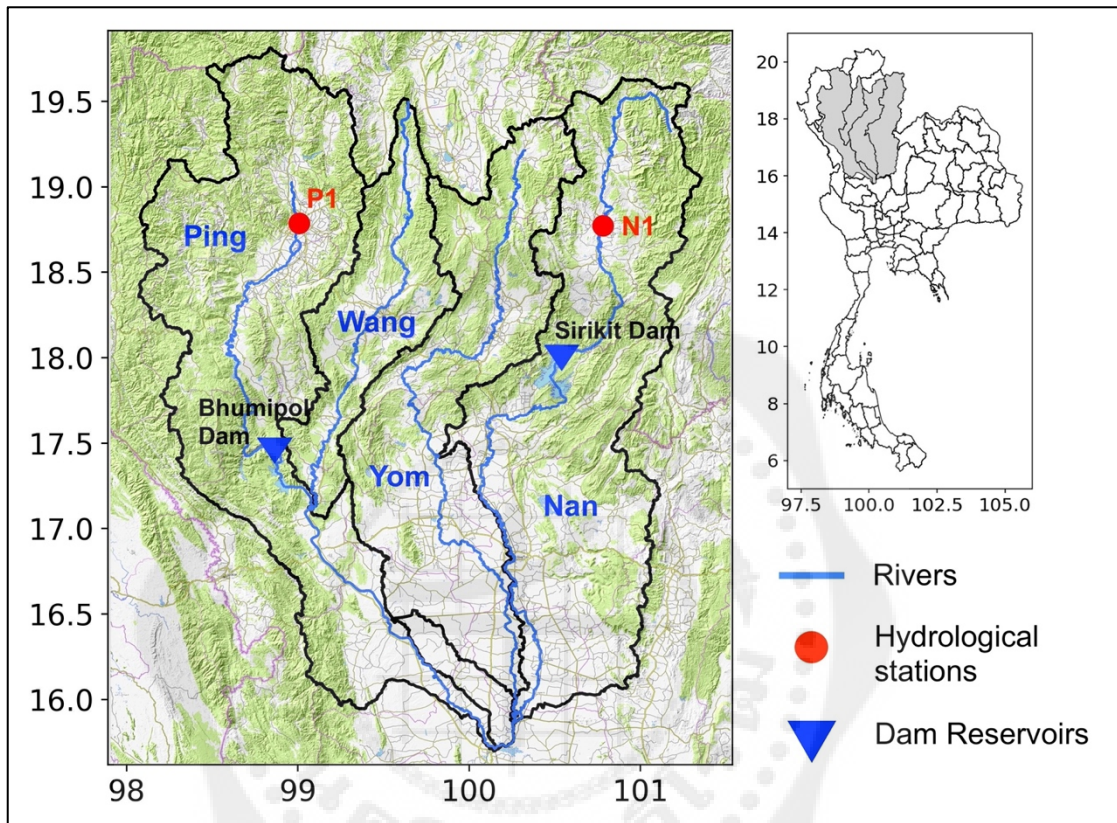
ภาพที่ 3.1 แสดงขั้นตอนการศึกษาวิจัย

3.1 รวบรวมข้อมูลปริมาณ น้ำฝน น้ำท่า และดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่

3.1.1 ขอบเขตพื้นที่ศึกษา

ลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนบน ตั้งอยู่ทางตอนกลางของประเทศไทย ครอบคลุมพื้นที่ 7 จังหวัด ได้แก่ จังหวัดเชียงใหม่ จังหวัดลำพูน จังหวัดลำปาง จังหวัดตาก จังหวัดเชียงราย จังหวัดน่าน จังหวัดนครสวรรค์ ลักษณะลุ่มน้ำวางตัวตามแนวเหนือ-ใต้ อยู่ระหว่างเส้นรุ้งที่ 15.5° เหนือ ถึงเส้นรุ้งที่ 19.5° เหนือ และระหว่างเส้นแวงที่ 98° ตะวันออก ถึงเส้นแวงที่ 101.5° ตะวันออก ประกอบด้วย ลุ่มน้ำย่อย คือ ลุ่มน้ำปิง ลุ่มน้ำวัง ลุ่มน้ำยม และลุ่มน้ำ่าน ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้รวบรวมข้อมูลปริมาณ น้ำฝน น้ำท่า จากสถานี P1 และ N1 ในลุ่มน้ำปิงและลุ่มน้ำ่าน (ภาพ 3.2) โดยขอความอนุเคราะห์ข้อมูลไปยังกรมชลประทาน ส่วนดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่ ได้แก่ Pacific

decadal oscillation (PDO), Southern Oscillation Index (SOI), Oceanic Niño Index (ONI), Dipole Mode Index (DMI) และ Western North Pacific Monsoon index (WNPMI) ทำการรวบรวมข้อมูลดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่จากเว็บไซต์ของ NOAA/ National Weather Service (<https://origin.cpc.ncep.noaa.gov>)



ภาพที่ 3.2 สถานีตรวจวัดอุตุนิยมวิทยา P1 และ N1 ในลุ่มน้ำปิงและลุ่มน้ำน่าน ซึ่งไหลไปยังเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิตตามลำดับ

ที่มา: กรมชลประทาน (2567)

3.1.2 อุตุนิยมวิทยาและอุทกวิทยา

3.1.2.1 สภาพภูมิอากาศ

สภาพภูมิอากาศในประเทศไทยอยู่ภายใต้อิทธิพลลมมรสุมและลมพายุจร ดังแสดงในภาพที่ 5 จากการรวบรวมข้อมูลภูมิอากาศที่สถานีตรวจวัดอากาศทั่วประเทศ ซึ่งบันทึกไว้โดยกรมอุตุนิยมวิทยา สรุปลักษณะภูมิอากาศของลุ่มน้ำเจ้าพระยาได้ดังนี้ อุณหภูมิเฉลี่ยรายปี 28.1 องศาเซลเซียส ช่วงพิสัยของค่าเฉลี่ยรายปี 27.9-28.4 องศาเซลเซียส ความชื้นสัมพัทธ์โดยเฉลี่ยตลอดปีจะอยู่ระหว่าง 72.8 เปอร์เซ็นต์ค่าความชื้นสัมพัทธ์สูงสุด 74.9 เปอร์เซ็นต์และค่าความชื้นสัมพัทธ์

ต่ำสุดวัดได้ 70.4 เปอร์เซ็นต์ ปริมาณการระเหยจากผิวดินโดยเฉลี่ยตลอดทั้งปี 1,873.6 มิลลิเมตร ช่วงพิสัยของค่าเฉลี่ยรายปี 1,782.5-2,018 มิลลิเมตร ความชื้นของเมฆปกคลุมโดยเฉลี่ย 6.3 อ็อกต้า (0-10 อ็อกต้า) ช่วงพิสัยของค่าเฉลี่ยรายปี 5.4-7.6 อ็อกต้า ความเร็วลมโดยเฉลี่ยมีค่าประมาณ 4.1 น็อต ช่วงพิสัยของค่าเฉลี่ยรายปี 2.1-8.8 น็อต (กรมอุตุนิยมวิทยา, 2565)

3.1.2.2 ปริมาณน้ำท่า

ลุ่มน้ำเจ้าพระยามีพื้นที่รับน้ำทั้งหมด 20,125 ตร.กม. และมีปริมาณน้ำท่าตามธรรมชาติทั้งปีเฉลี่ยประมาณ 1,731.8 ล้านลูกบาศก์เมตร แยกเป็นปริมาณน้ำท่าฤดูฝน 1,657.0 ล้านลูกบาศก์เมตร (คิดเป็นร้อยละ 95.68) และปริมาณน้ำท่าฤดูแล้ง 74.8 ล้านลูกบาศก์เมตร (คิดเป็นร้อยละปริมาณน้ำท่ารายปีเฉลี่ยต่อหน่วยพื้นที่รับน้ำฝน 2.7 ลิตรต่อวินาทีกิโลเมตร (กรมชลประทาน, 2565)

3.2 ตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้รวบรวมข้อมูลปริมาณน้ำฝน (rainfall) น้ำท่า (runoff) รายวันจากสถานี P1 และ N1 ในลุ่มน้ำปิงและลุ่มน้ำน่าน และข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนรายวัน (inflow) ช่วงระหว่างปี พ.ศ. 2543 ถึง พ.ศ. 2562 จะถูกนำมาตรวจสอบความถูกต้องโดยวิธีโค้งทับทวี (double mass curve) ซึ่งเป็นกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณฝนสะสมของสถานีที่ต้องการตรวจสอบกับค่าเฉลี่ยของปริมาณฝนสะสมของกลุ่มสถานีที่อยู่ข้างเคียง เมื่อมีความสัมพันธ์สูงกราฟที่ได้จะเป็นเส้นตรง หากข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงกราฟจะมีลักษณะเป็นเส้นหัก (Manuel, 2007) นอกจากนี้หากมีข้อมูลที่ขาดหายไป ควรเติมข้อมูลที่ขาดหายไปด้วยวิธีที่เหมาะสม เช่น การเติมค่าเฉลี่ย หรือการใช้เทคนิค Imputation และเนื่องจากแบบจำลอง LSTM สามารถประมวลผลได้เฉพาะข้อมูลตัวเลข ดังนั้น เราต้องแปลงข้อมูลที่ไม่ใช่ตัวเลข เช่น ข้อความ ให้เป็นตัวเลข เช่น โดยใช้เทคนิค One-hot encoding หรือ Word embedding เป็นต้น

3.3 จัดเรียงและแบ่งข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้รวบรวมข้อมูลปริมาณน้ำฝน (rainfall) น้ำท่า (runoff) รายวันจากสถานี P1 และ N1 ในลุ่มน้ำปิงและลุ่มน้ำน่าน และข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนรายวัน (inflow) ช่วงระหว่างปี พ.ศ. 2543 ถึง พ.ศ. 2562 จะถูกนำมาจัดเรียงข้อมูลเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับนำเข้าการเรียนรู้ของเครื่องโดยแบบจำลอง LSTM จะแบ่งออกเป็นสองส่วนหลัก คือ

3.3.1 การแบ่งข้อมูลออกเป็น Sequence

กำหนดความยาวของ Sequence โดยเลือกความยาวของ Sequence ที่เหมาะสมกับปัญหาที่เราต้องการแก้ไข เช่น หากเราต้องการทำนายราคาหุ้นใน 7 วันข้างหน้า ความยาวของ Sequence ก็จะเป็น 7 การสร้าง Sequence: แบ่งข้อมูลทั้งหมดออกเป็น Sequence ที่มีความยาวเท่ากัน โดยแต่ละ Sequence จะเป็นตัวแทนของหนึ่งช่วงเวลาหรือหนึ่งประโยค

เนื่องจากการศึกษาครั้งนี้ ต้องการใช้ข้อมูลในอดีตจำนวน 30 วัน เพื่อพยากรณ์ ปริมาณน้ำที่จะไหลเข้าเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ์ 1 วันล่วงหน้า ดังนั้น จึงกำหนดความยาวของ Sequence ในข้อมูลแต่ละวันที่นำเข้าแบบจำลอง จะมีความยาว 31 ข้อมูลในช่วงระหว่างปี พ.ศ. 2543 ถึง พ.ศ. 2562 (20 ปี) ในแต่ละ Features

3.3.2 การสร้าง Features

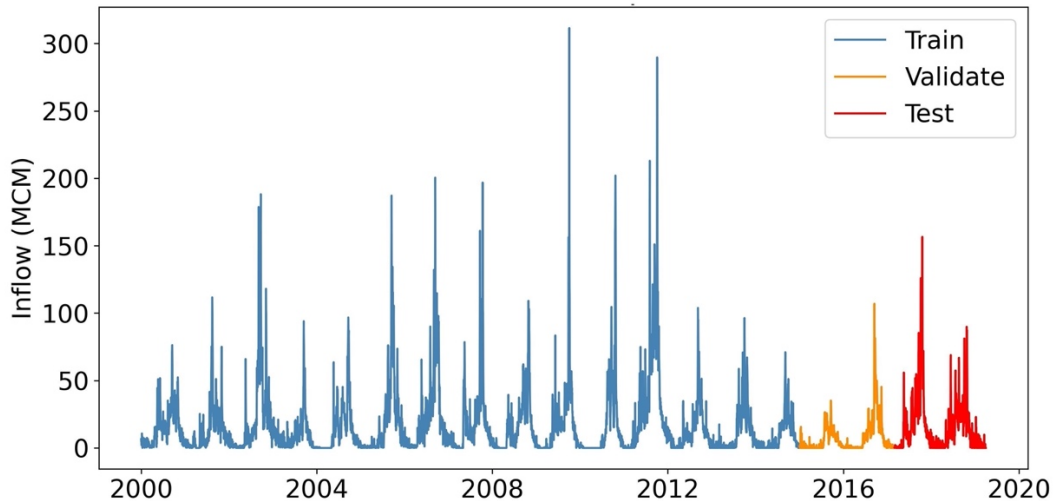
เลือก Features ที่สำคัญมีความเกี่ยวข้องกับปัญหาที่เราต้องการแก้ไข เช่น หากเรา ต้องการทำนายราคาหุ้น Features อาจเป็นราคาปิดของหุ้นในวันก่อนหน้า ปริมาณการซื้อขาย หรือ ดัชนีตลาด แปลงข้อมูลให้เป็นตัวเลขเพื่อนำเข้าแบบจำลอง LSTM และปรับขนาดข้อมูลให้มีช่วง ค่าที่ใกล้เคียงกัน เพื่อให้แบบจำลองเรียนรู้ได้ง่ายขึ้น

ในการศึกษาครั้งนี้ ต้องการพยากรณ์ปริมาณน้ำเข้าเขื่อนทั้งสองล่วงหน้า 1 วัน Features ที่นำมาใช้ในการจัดเรียงข้อมูลเพื่อนำเข้าแบบจำลองมีจำนวนทั้งสิ้น 7 Features ได้แก่ inflow, rainfall, runoff, PDO, SOI, ONI, DMI และ WNPMI

3.3.3 การแบ่งข้อมูลออกเป็น Training Set, Validation Set และ Test Set

เพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลได้ การ Train การเรียนรู้ของเครื่องโดย แบบจำลอง LSTM จำเป็นต้องแบ่งข้อมูลบางส่วนไว้ไม่นำเข้า Train การเรียนรู้แบบจำลองทั้งหมด จึงต้องทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น Training Set, Validation Set และ Test Set ดังนั้น ใน การศึกษาครั้งนี้จึงแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ชุด ตามช่วงเวลาของข้อมูล ดังนี้ (ภาพ 3.3)

- Training Set: ข้อมูลในช่วงระหว่าง 1 มกราคม พ.ศ. 2543 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2557
- Validation Set: ข้อมูลในช่วงระหว่าง 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560
- Test Set: ข้อมูลในช่วงระหว่าง 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562



ภาพที่ 3.3 การแบ่งข้อมูลออกเป็น Training Set, Validation Set และ Test Set ตามช่วงเวลาของข้อมูล

ข้อมูลที่น่าเข้าแบบจำลอง LSTM จะมีโครงสร้างเป็นรายวัน ใน 1 วัน มีจำนวน 31 ข้อมูลในแต่ละ Feature และข้อมูลในช่วงเวลา 20 ปี (6,940 วัน) ดังนั้น ข้อมูลจำนวนทั้งสิ้น 1,505,980 ชุด (31 ข้อมูล x 7 Features x 6,940 วัน)

3.4 การสร้างแบบจำลอง

เริ่มต้นการสร้างแบบจำลองนั้น สามารถแบ่งเป็นขั้นตอนย่อยๆ ได้ดังต่อไปนี้

3.4.1 การเลือก Framework สำหรับการสร้างโมเดล เช่น TensorFlow, Keras, PyTorch เป็นต้น ในการศึกษาครั้งนี้เลือกใช้ TensorFlow เนื่องจากไม่ต้องทำการติดตั้ง Library เพิ่มเติม

3.4.2 กำหนดจำนวนหน่วยในชั้น LSTM ซึ่งจำนวนหน่วยจะส่งผลต่อความสามารถในการเรียนรู้ของโมเดล ถ้าเพิ่มจำนวนชั้น LSTM หลายชั้นจะเพิ่มความซับซ้อนของโมเดล

3.4.3 กำหนดฟังก์ชันการกระตุ้นที่เหมาะสม เช่น ReLU, tanh เป็นต้น

3.4.4 กำหนดฟังก์ชัน loss ที่เหมาะสมกับปัญหา เช่น Mean Squared Error (MSE) สำหรับปัญหาการถดถอย, Categorical Crossentropy สำหรับปัญหาการจำแนกประเภท ในการศึกษาครั้งนี้เลือกใช้ Mean Squared Error (MSE)

3.4.5 กำหนดการนำเข้าข้อมูลด้วย Features ที่แตกต่างกัน ในการศึกษาครั้งนี้มี Features จำนวน 7 Features เมื่อจับคู่ Features ที่แตกต่างกัน ทำให้สามารถสร้างแบบจำลองทั้งสิ้น จำนวน 32 แบบจำลอง ดังแสดงในตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 จำนวน 32 แบบจำลองที่มีการนำเข้าข้อมูล Features ที่แตกต่างกัน

		Models																															
Features	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16																	
rainfall	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X																	
runoff	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X																	
inflow	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X																	
soi	X					X	X	X	X							X																	
dmi		X				X				X	X	X				X																	
pod			X			X	X			X			X	X		X																	
oni				X				X			X		X																				
wnpmi					X				X			X		X	X	X																	

		Models																															
Features	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32																	
rainfall	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X																	
runoff	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X																	
inflow	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X																	
soi	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X																	
dmi	X	X				X	X	X		X	X	X		X	X	X																	
pod			X	X		X	X		X	X	X		X	X	X	X																	
oni	X		X		X	X		X	X	X		X	X	X	X	X																	
wnpmi		X		X	X		X	X	X		X	X	X	X	X	X																	

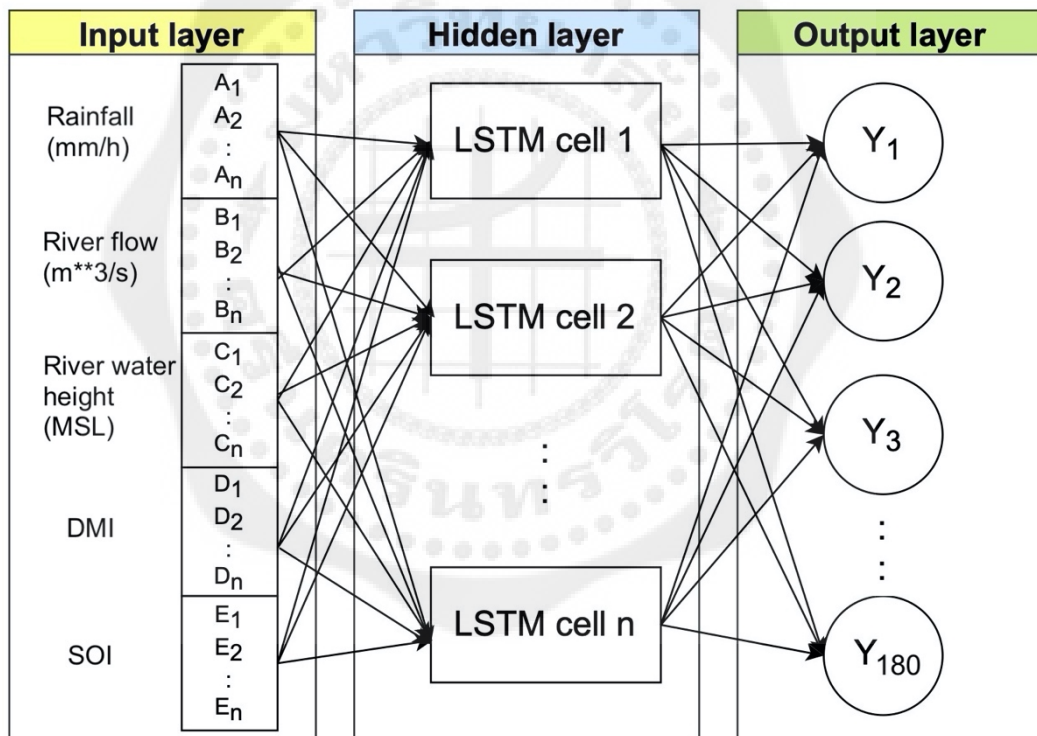
3.5 Train การเรียนรู้ของแบบจำลอง LSTM

ในขั้นตอนนี้ ต้องมีการ Train การเรียนรู้ของแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูล training set เพื่อฝึกสอนโมเดลก่อน แล้วนำผลการเรียนรู้มาปรับแก้ Train การเรียนรู้ของแบบจำลอง LSTM อีกครั้งจนกว่าจะได้ค่า Mean Squared Error (MSE) ที่มีค่าน้อยที่สุด การปรับค่าสามารถทำได้ ดังนี้ (ภาพ 3.4)

3.5.1 เลือก Optimizer: เลือก Optimizer สำหรับปรับปรุงพารามิเตอร์ของโมเดล เช่น Adam, SGD

3.5.2 กำหนดอัตราการเรียนรู้ (learning rate): อัตราการเรียนรู้จะกำหนดว่าโมเดลจะปรับปรุงพารามิเตอร์เร็วแค่ไหน

3.5.3 กำหนดจำนวน epoch ซึ่งจำนวน epoch คือ จำนวนรอบที่โมเดลจะเรียนรู้จากข้อมูลทั้งหมด



ภาพที่ 3.4 โครงสร้างของโมเดลและขั้นตอนการเทรนโมเดล

3.6 ทดสอบหาค่าความแม่นยำของแบบจำลอง LSTM

การทดสอบหาค่าความแม่นยำของแบบจำลอง LSTM ใช้ข้อมูล validation set เพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลในระหว่างการฝึกสอน ถ้าค่าความแม่นยำไม่ดีพอ ให้ทำการปรับแต่งพารามิเตอร์ต่างๆ เช่น จำนวนหน่วย, จำนวนชั้น, อัตราการเรียนรู้ จากนั้นใช้ข้อมูล test set ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลขั้นสุดท้าย โดยการทดสอบหาค่าความแม่นยำของแบบจำลอง LSTM ในการศึกษาครั้งนี้ ใช้ดัชนีทางสถิติ ดังสมการที่ 3.1 – 3.3

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2} \quad (3.1)$$

$$\text{NSE} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3.2)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\tilde{y}_i - y_i| \quad (3.3)$$

3.7 สรุปผลและดำเนินการจัดทำเล่มรายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์

การวิจัยในครั้งนี้จัดทำเพื่อเป็นแนวทางในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าที่ไหลเข้าเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ์ โดยใช้ข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 3.1 ถึง 3.6 จะนำมาถ่วงวิเคราะห์และสรุปผลในเชิงสถิติ และจัดทำรูปเล่มรายงานผลการศึกษาทั้งหมด เพื่อเป็นข้อมูลในการพัฒนาให้เกิดความแม่นยำและนำไปใช้ประโยชน์ต่อไปในอนาคต

บทที่ 4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

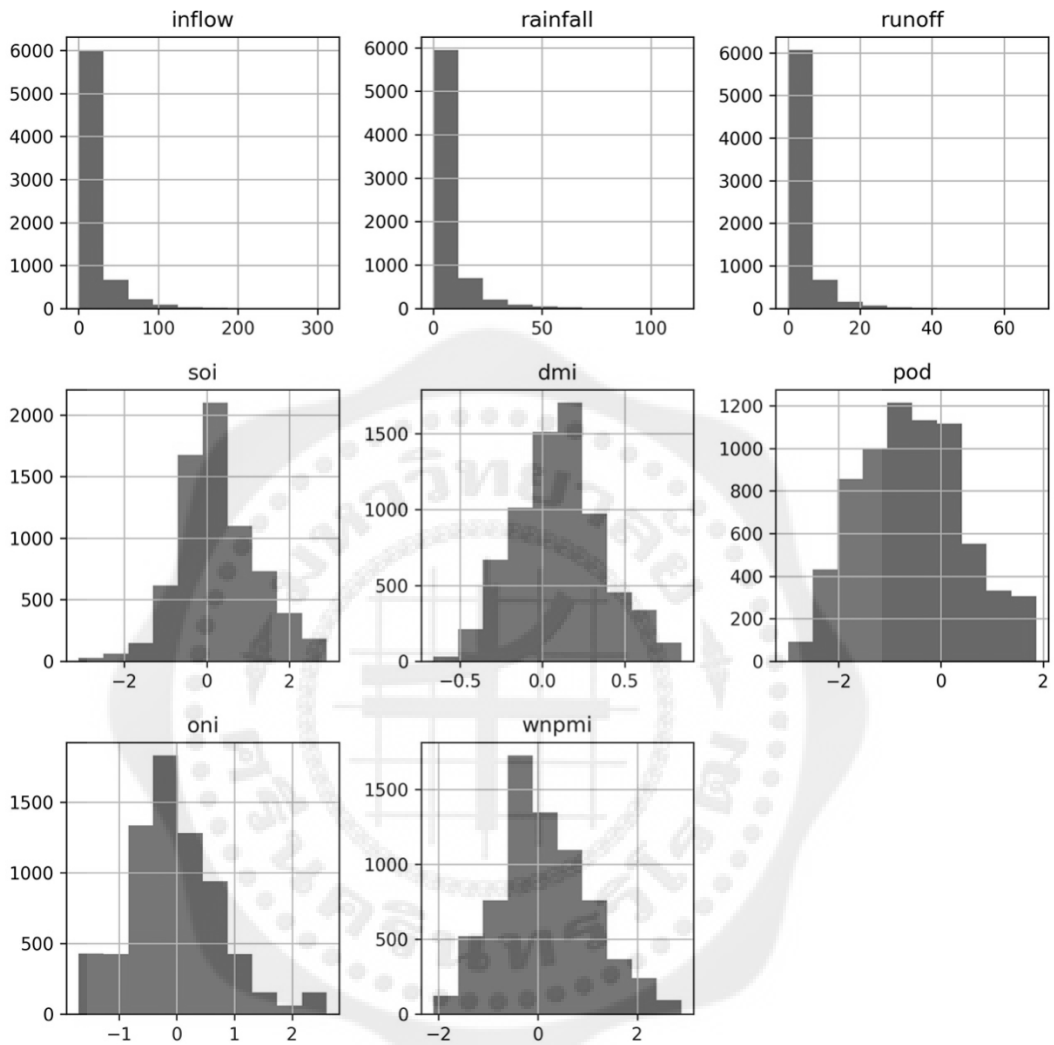
4.1 การกระจายตัวและแนวโน้มของข้อมูลที่นำเข้าแบบจำลอง LSTM

4.1.1 การกระจายตัวของข้อมูล

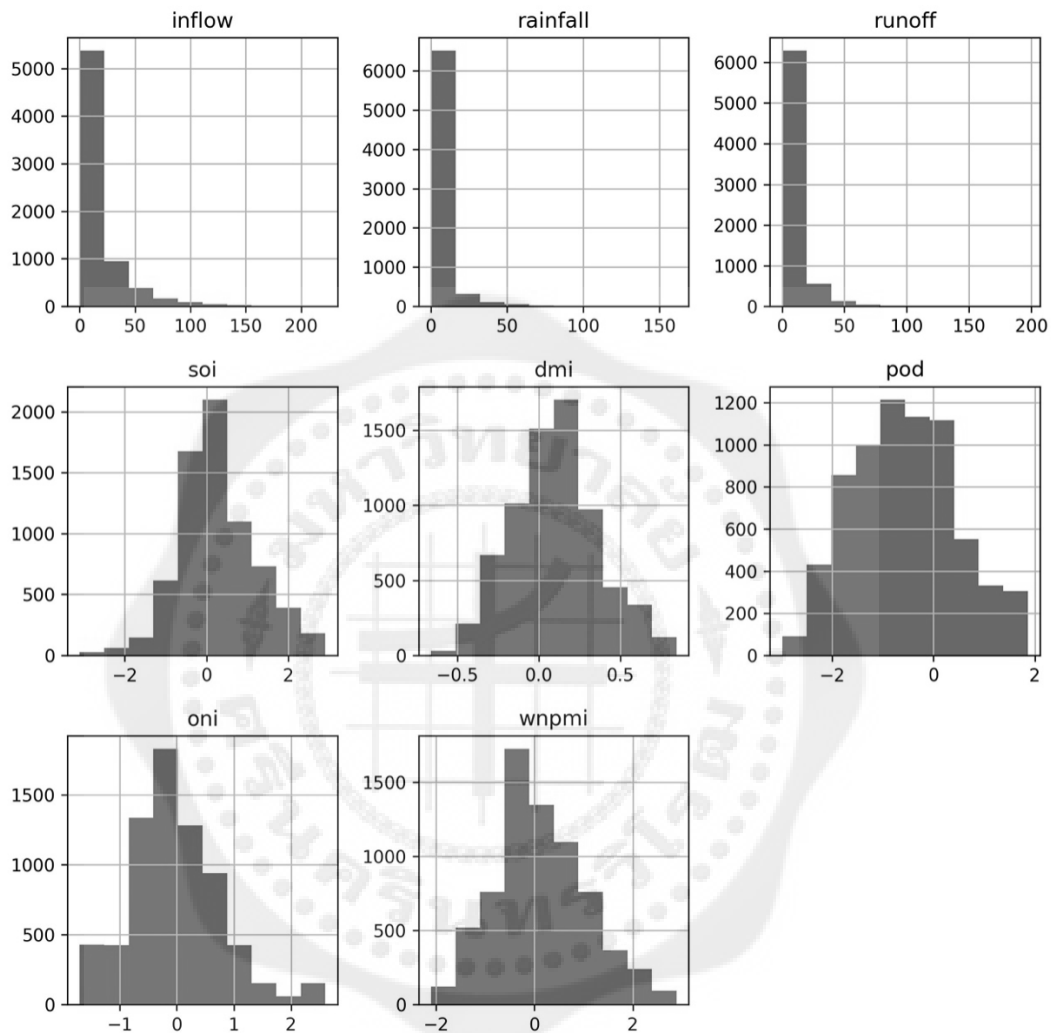
ฮิสโตแกรม (Histogram) แสดงการผันแปรของข้อมูลใน Features ต่างๆ ในบริเวณเขื่อนภูมิพล (ภาพ 4.1) และเขื่อนสิริกิต (ภาพ 4.2) ที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง LSTM พบว่า ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิตส่วนใหญ่อยู่ในช่วง 0.1 ถึง 25 ลูกบาศก์เมตรต่อวินาที (CMS) เช่นเดียวกับปริมาณฝนที่ตกบริเวณสถานี P1 ลุ่มน้ำปิงและ สถานี N1 ลุ่มน้ำน่าน พบฝนส่วนใหญ่อยู่ในช่วง 0.1 ถึง 10 มิลลิเมตร แต่สถานี P1 ลุ่มน้ำปิงจะพบปริมาณฝนที่ตกในช่วง 11 ถึง 20 มิลลิเมตรมากกว่าสถานี N1 ลุ่มน้ำน่าน และน้ำท่าส่วนใหญ่อยู่ในช่วง 0.1 ถึง 10 ลูกบาศก์เมตรต่อวินาที ในขณะที่ดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่มีการกระจายตัวแบบระฆังคว่ำ

ภาพ 4.3 และ 4.4 แสดงการกระจายตัวและรูปแบบของชุดข้อมูลจะแสดงในรูปแบบของแผนไวโอลินซึ่งแกน Y เป็นค่าของความหนาแน่นของเคอร์เนล (Kernel Density) พบว่า ความหนาแน่นของปริมาณน้ำที่ไหลเข้าเขื่อนภูมิพล (0.1 – 12.5 CMS) มีช่วงที่กว้างมากกว่าเขื่อนสิริกิต (0.1 – 9.2 CMS) ในขณะที่ความหนาแน่นปริมาณฝนและน้ำท่าในสถานี N1 ลุ่มน้ำน่านมีช่วงกว้างมากกว่าในสถานี P1 ลุ่มน้ำปิง โดยสถานี N1 ลุ่มน้ำน่าน มีความหนาแน่นของปริมาณฝนและน้ำท่าใกล้เคียงกัน แสดงว่าฝนที่ตกลงมาไหลลงสู่แม่น้ำเกือบทั้งหมด แต่ไหลลงเขื่อนสิริกิตน้อยกว่า คาดว่าน้ำท่าอาจจะไหลลงสู่ใต้ดินบางส่วนหรือไหลไปยังลุ่มน้ำอื่นจึงทำให้มีน้ำไหลเข้าเขื่อนสิริกิตน้อยกว่า ในขณะที่สถานี P1 ลุ่มน้ำปิง มีความหนาแน่นของปริมาณฝนน้อยกว่าน้ำท่า แสดงว่าฝนที่ตกลงมาไหลลงสู่แม่น้ำทั้งหมดและรวมกับน้ำใต้ดินจากที่อื่นไหลมารวมด้วย จึงมีความหนาแน่นของน้ำท่าและน้ำไหลเข้าเขื่อนสูงกว่าปริมาณน้ำฝน

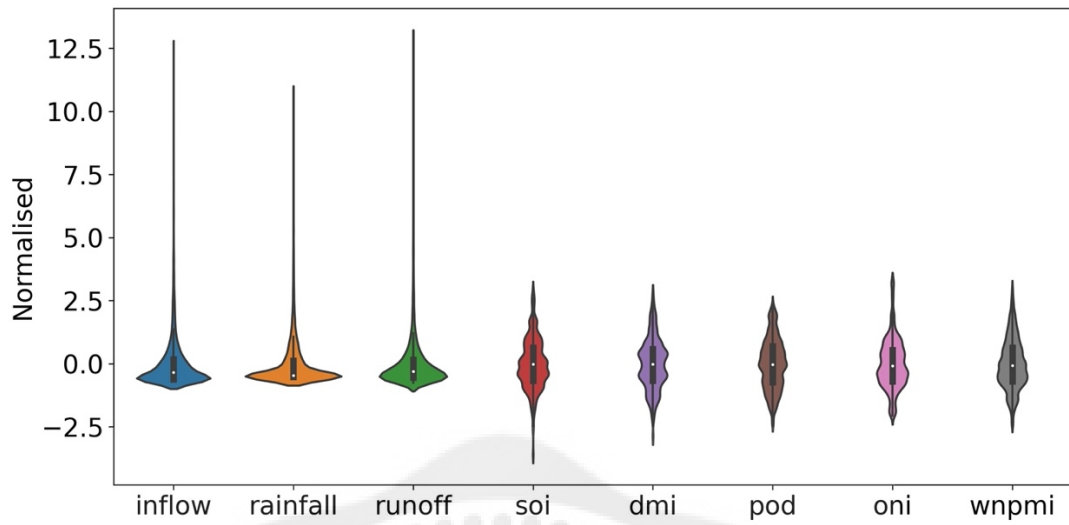
ภาพ 4.5 และ 4.6 แสดงการกระจายและ cross-plot ของข้อมูล Features เขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิต โดยรวมแล้ว ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนภูมิพลมีการกระจายในวงกว้างมากขึ้น ในขณะที่ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนสิริกิตมีการกระจายในวงกว้างน้อยกว่า



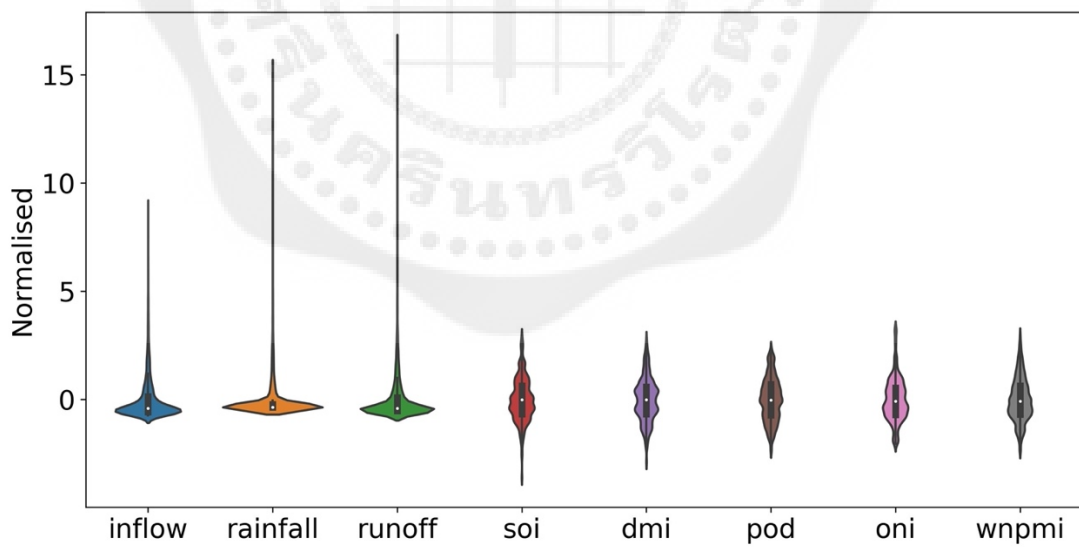
ภาพที่ 4.1 ฮิสโตแกรม (Histogram) การผันแปรของข้อมูลใน Features ต่างๆ ในบริเวณ
เขื่อนภูมิพลที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง LSTM



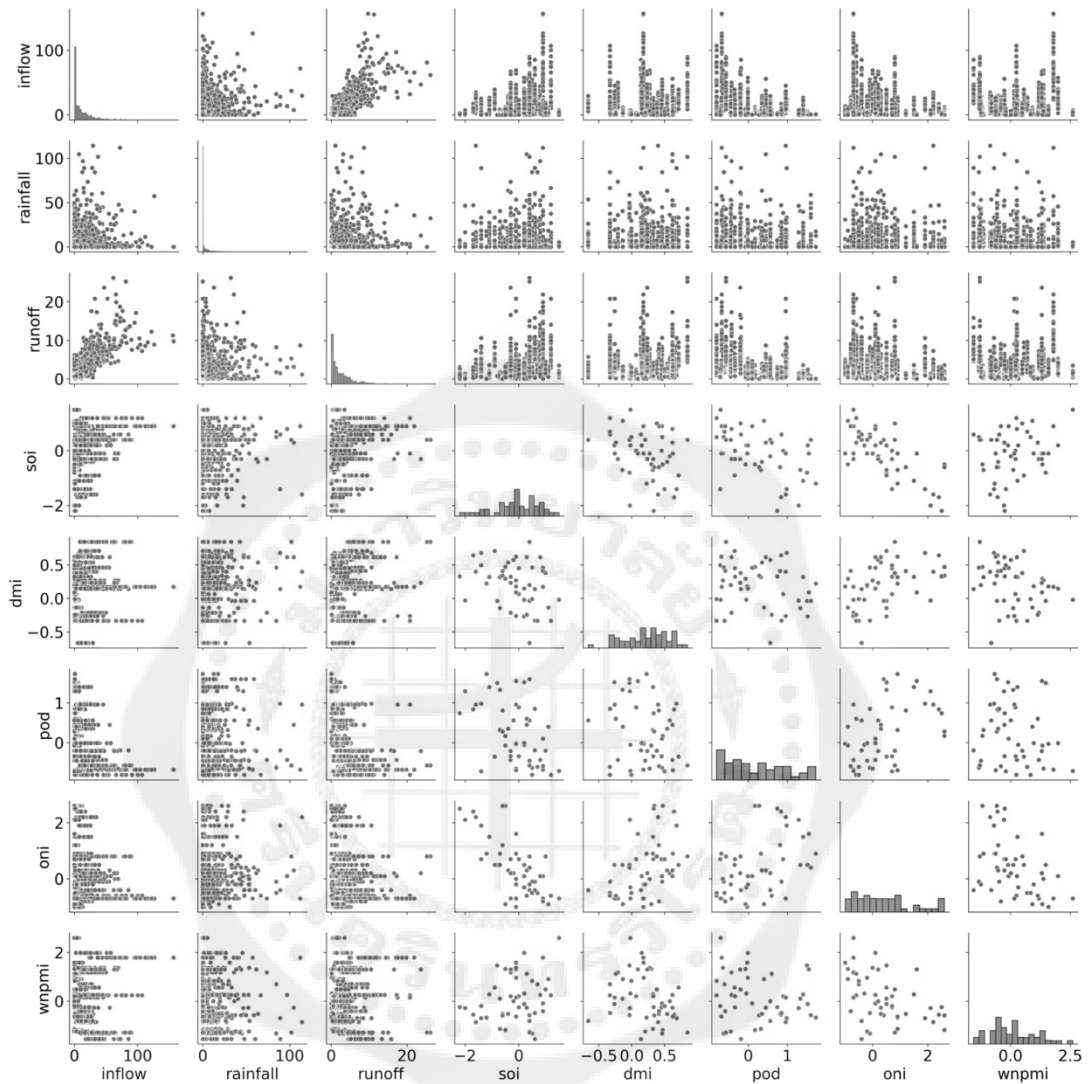
ภาพที่ 4.2 ฮิสโตแกรม (Histogram) การผันแปรของข้อมูลใน Features ต่างๆ ในบริเวณ
เขื่อนสิริกิติ์ที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง LSTM



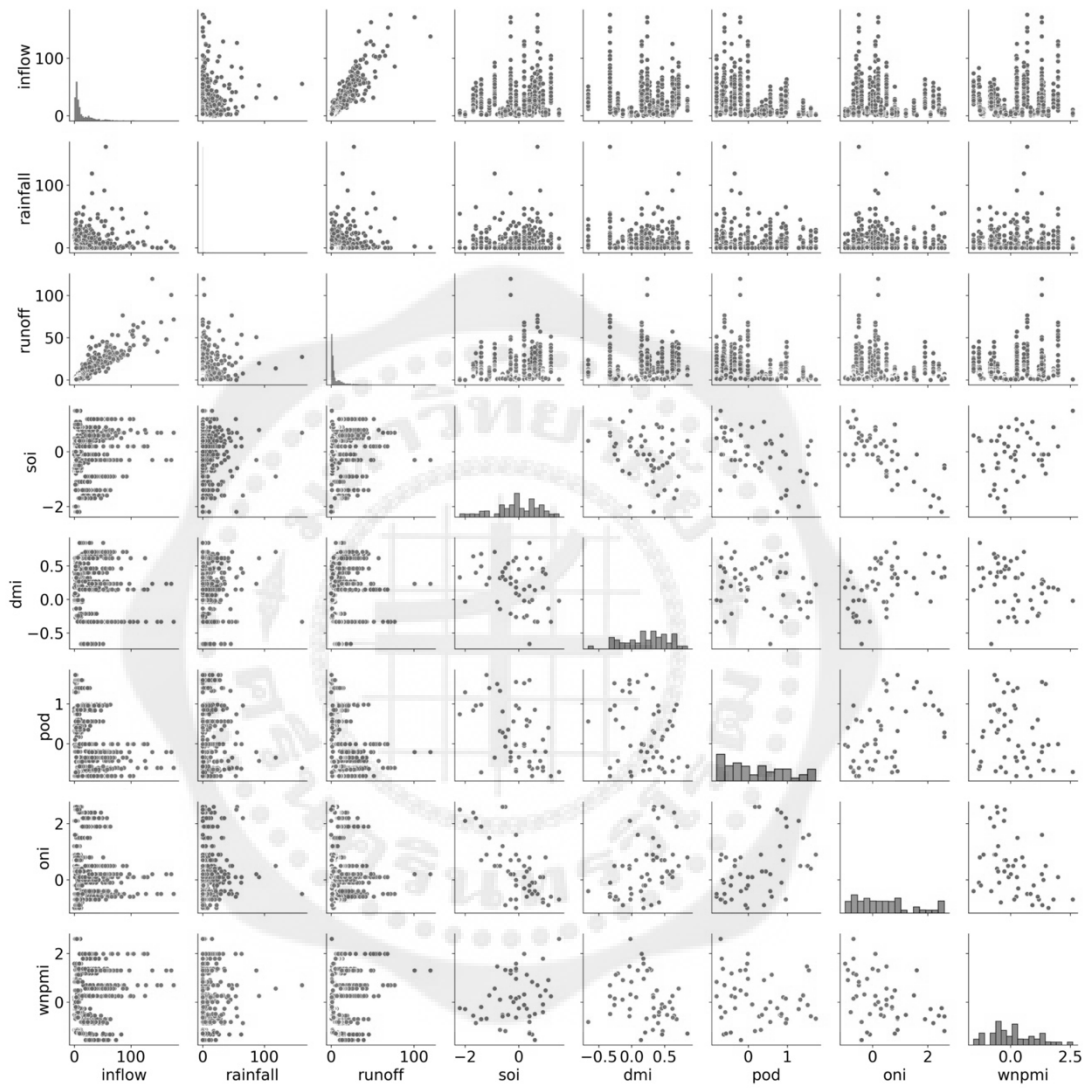
ภาพที่ 4.3 กราฟ Violin Plots การกระจายตัวของข้อมูลใน Features ต่างๆ ในบริเวณ
เขื่อนภูมิพลที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง LSTM



ภาพที่ 4.4 กราฟ Violin Plots การกระจายตัวของข้อมูลใน Features ต่างๆ ในบริเวณ
เขื่อนสิริกิติ์ที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง LSTM



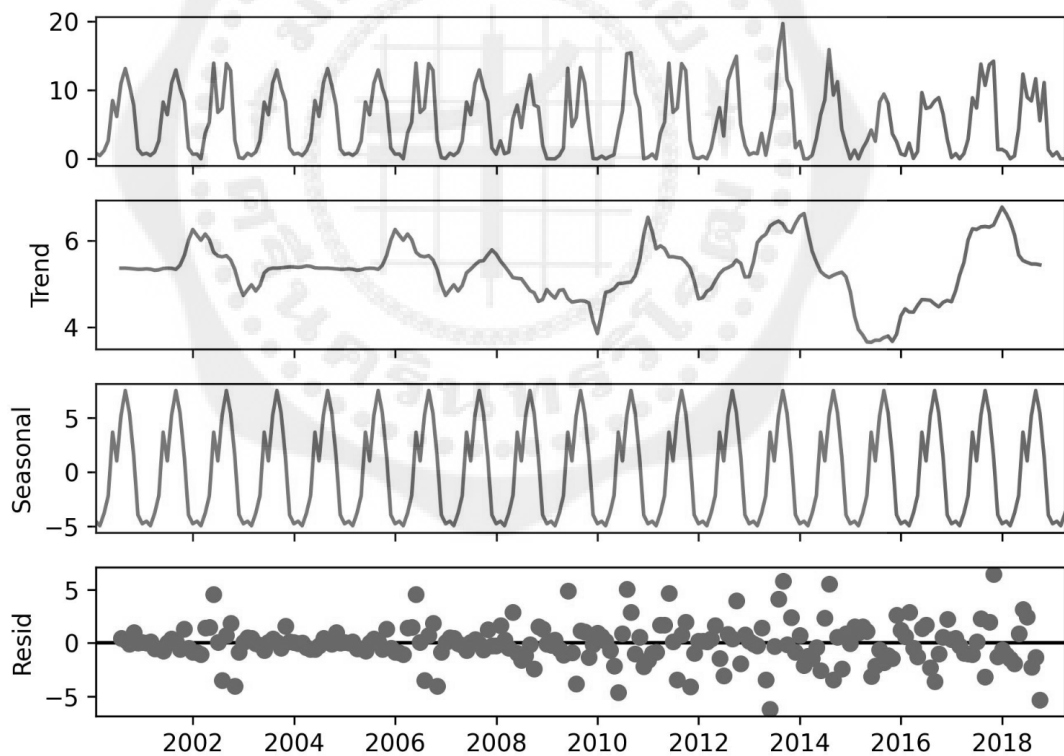
ภาพที่ 4.5 การกระจายข้อมูลและแผนตัดขวางของข้อมูลใน Features ต่างๆ ในบริเวณเขื่อนภูมิพล ที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง LSTM



ภาพที่ 4.6 การกระจายข้อมูลและแผนตัดขวางของข้อมูลใน Features ต่างๆ ในบริเวณเขื่อนสิริกิติ์ที่นำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง LSTM

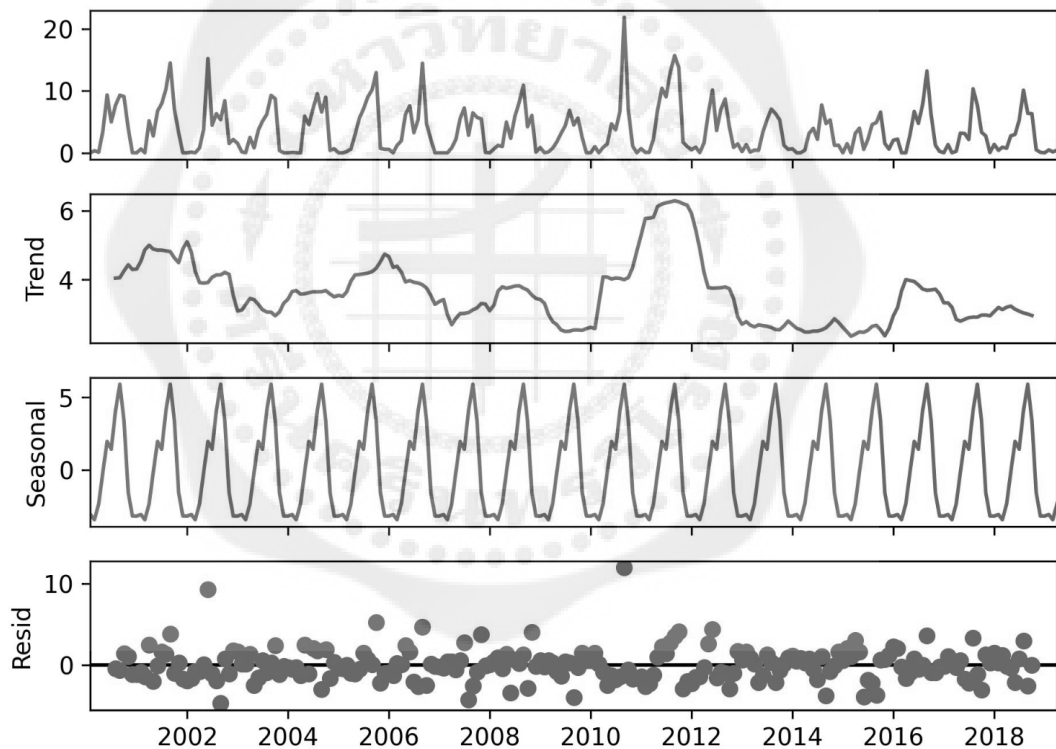
4.1.2 แนวโน้มของข้อมูลปริมาณฝน

เมื่อนำข้อมูลปริมาณฝนมาหาค่าเฉลี่ยรายเดือน พบว่าข้อมูลฝนจากสถานี P1 ในลุ่มน้ำปิง (ภาพ 4.7) มีแนวโน้มปริมาณฝนสูงในปี 2002, 2006, 2008, 2011, 2013, 2014 และ 2018 ในขณะที่มีแนวโน้มปริมาณฝนต่ำกว่าปกติในปี 2003, 2007, 2010, 2012, 2015 และ 2016 ส่วนแนวโน้มรายฤดูไม่มีความแตกต่างกันในแต่ละปี แต่ค่าความคลาดเคลื่อน (residual) ในภาพสุดท้ายแสดงค่าความแตกต่างระหว่างค่าปริมาณฝนเฉลี่ยรายเดือนกับค่าเฉลี่ยรายฤดูกาล พบว่าก่อนปี 2010 ปริมาณฝนมีความผันผวนน้อย ตั้งแต่ปี 2010 เป็นต้นไป พบว่าในลุ่มน้ำปิงมีปริมาณฝนที่ผันผวนมากกว่า สังเกตได้จากจุดมีการกระจายในวงกว้างมากขึ้น มีทั้งปริมาณฝนที่ต่ำกว่าค่าเฉลี่ยรายฤดู ซึ่งแสดงถึงมีแนวโน้มจะเกิดภัยแล้งได้ และปริมาณฝนที่สูงกว่าค่าเฉลี่ยรายฤดู ซึ่งแสดงถึงมีแนวโน้มจะเกิดอุทกภัยได้ จะเห็นได้ว่าปริมาณฝนในลุ่มน้ำปิงมีความแปรปรวนสูงขึ้น และมีแนวโน้มจะมีฝนสุดโต่ง (extreme rainfall) ทั้งสูงมากและต่ำมากเกิดเพิ่มมากขึ้นในลุ่มน้ำปิง ซึ่งอาจจะเป็นผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ (climate change) ได้



ภาพที่ 4.7 แนวโน้มและการผันผวนของข้อมูลฝนจากสถานี P1 ในลุ่มน้ำปิง

เมื่อนำข้อมูลปริมาณฝนมาหาค่าเฉลี่ยรายเดือน พบว่าข้อมูลฝนจากสถานี N1 ในลุ่มน้ำปิง (ภาพ 4.9) มีแนวโน้มปริมาณฝนสูงในปี 2002, 2006, 2009, 2011, 2012 และ 2015 ในขณะที่มีแนวโน้มปริมาณฝนต่ำกว่าปกติในปี 2003, 2007, 2009, 2013, 2014 และ 2015 ส่วนแนวโน้มรายฤดูไม่มีความแตกต่างกันในแต่ละปี แต่ค่าความคลาดเคลื่อน (residual) ในภาพสุดท้ายแสดงค่าความแตกต่างระหว่างค่าปริมาณฝนเฉลี่ยรายเดือนกับค่าเฉลี่ยรายฤดูกาล พบว่าปริมาณฝนในลุ่มน้ำน่านมีความผันผวนน้อยกว่าลุ่มน้ำปิง มีปริมาณฝนในปี 2003 และ 2011 ที่มีปริมาณฝนสูงกว่าค่าเฉลี่ยรายฤดูมาก แต่ลุ่มน้ำน่านมีแนวโน้มมีทั้งปริมาณฝนที่ต่ำกว่าค่าเฉลี่ยรายฤดู หรือ ฝนสุดโต่ง (extreme rainfall) ซึ่งแสดงถึงมีแนวโน้มจะเกิดภัยแล้งได้มากกว่าสถานี P1 ลุ่มน้ำปิง เกิดเพิ่มมากขึ้นในลุ่มน้ำน่าน ซึ่งอาจจะเป็นผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ (climate change) ได้



ภาพที่ 4.8 แนวโน้มและการผันผวนของข้อมูลฝนจากสถานี N1 ในลุ่มน้ำน่าน

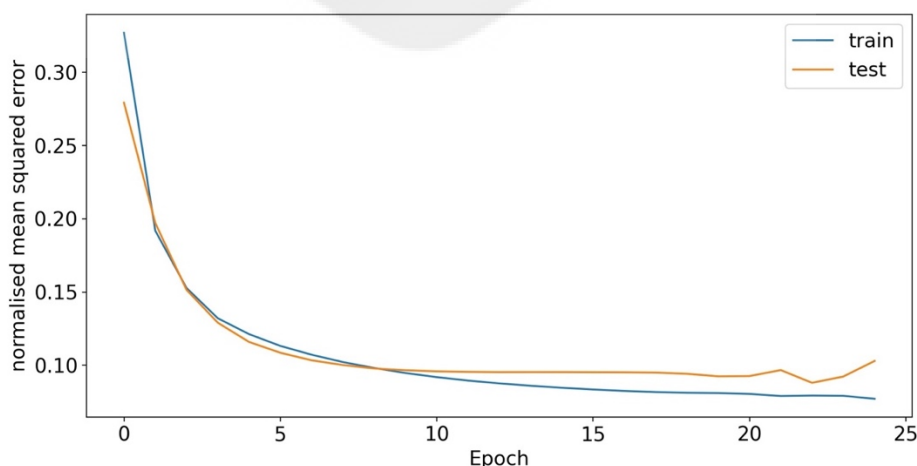
4.2 ประสิทธิภาพของแบบจำลอง LSTM

ข้อมูลแบ่งออกเป็นสามส่วน คือ Training Validation และ Test สำหรับข้อมูลช่วงเวลา ตั้งแต่ 1 มกราคม พ.ศ. 2543 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2557 จะถูกเลือกเป็นข้อมูล Training และ ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560 จะถูกเลือกเป็นข้อมูล Validation ข้อมูลที่เหลือตั้งแต่วันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562 จะถูกเลือก เป็นข้อมูลการทดสอบ โดยผลทดสอบในขั้นตอน Validation และ Test ดังต่อไปนี้

4.2.1 ขั้นตอน Validation

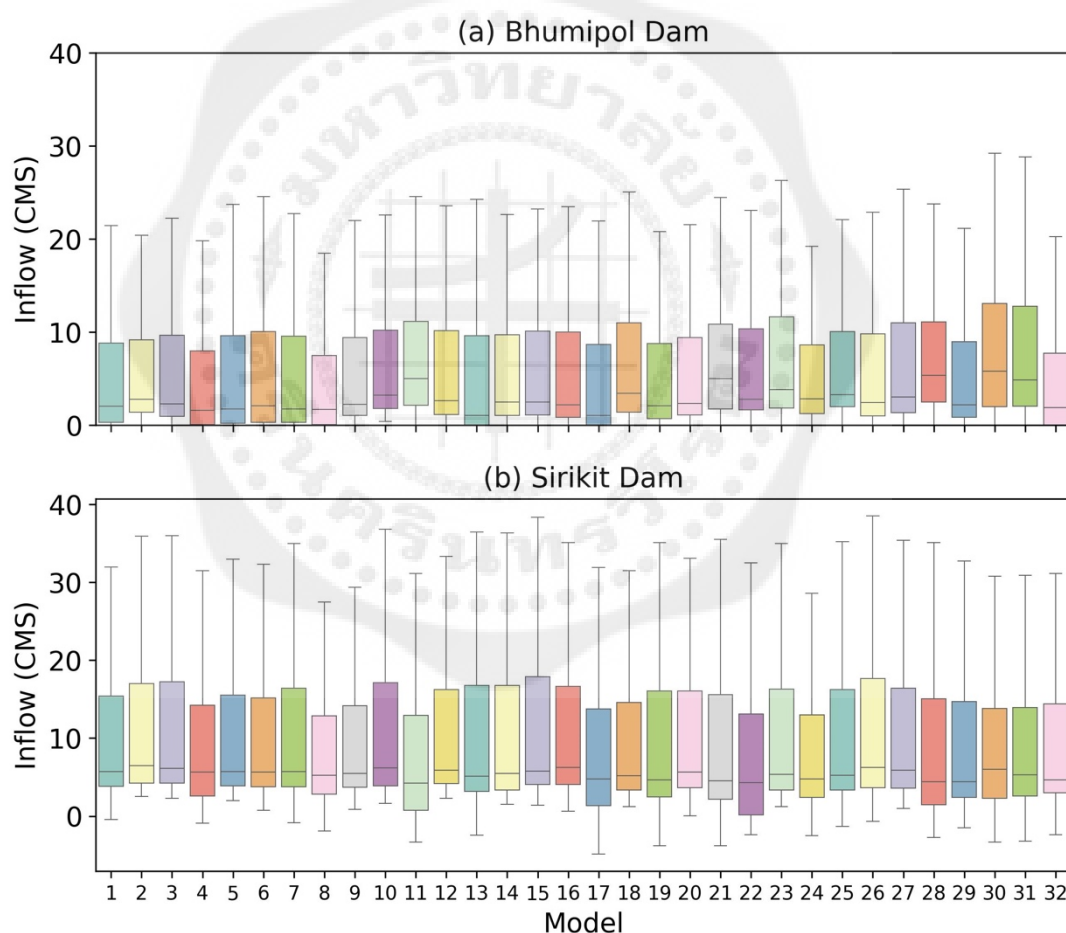
ในขณะที่ Training แบบจำลอง LSTM ได้ทำการปรับพารามิเตอร์จนอยู่ในสถานะที่เหมาะสม โดยประเมินจากฟังก์ชัน loss ที่มีค่า Mean Squared Error ที่น้อยที่สุดและใกล้เคียงกัน ระหว่าง ค่า Mean Squared Error ของข้อมูลชุด Training และ ข้อมูลชุด Validation ดังแสดงใน ภาพ 4.9 เพื่อประเมินความไวของแบบจำลองต่อการเปลี่ยนแปลงในขั้นตอนเวลาก่อนหน้าของข้อมูล อินพุต นอกจากนี้ยังทดสอบความไวของโมเดลต่อความแปรผันของขนาดแบทช์ (batch size) และ จำนวนเซลล์ LSTM ในแต่ละเลเยอร์ระหว่าง 16 ถึง 64 ผลการทดสอบแต่งแบบจำลองที่มี ประสิทธิภาพที่ดีที่สุดด้วยขนาดแบทช์ 25 ดังนั้น ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของแบบจำลอง LSTM อยู่ที่ เซลล์ประสาท LSTM จำนวน 1 เลเยอร์ (layer) และมีจำนวน 25 แบตช์ในเลเยอร์ จะทำให้ได้ ค่า Mean Squared Error น้อยกว่า 0.1 สำหรับเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิต

หลังจากปรับพารามิเตอร์แล้ว แบบจำลอง LSTM ได้รับการประเมินประสิทธิภาพ การคาดการณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิต ในระหว่างขั้นตอนการ Training พารามิเตอร์ LSTM สามตัว เช่น ขั้นตอนเวลาก่อนหน้าของข้อมูลอินพุต จำนวนเซลล์ประสาท LSTM ในแต่ละเลเยอร์ (layer) และขนาดแบทช์ (batch size) ในแต่ละเลเยอร์ ได้รับการปรับเพื่อให้ได้ ประสิทธิภาพที่ดีที่สุดของโมเดล (Xiang et al. 2020; Han & Morrison, 2022)



ภาพที่ 4.9 ค่า Mean Squared Error จากฟังก์ชัน loss ในขั้นตอน Training และ Validation

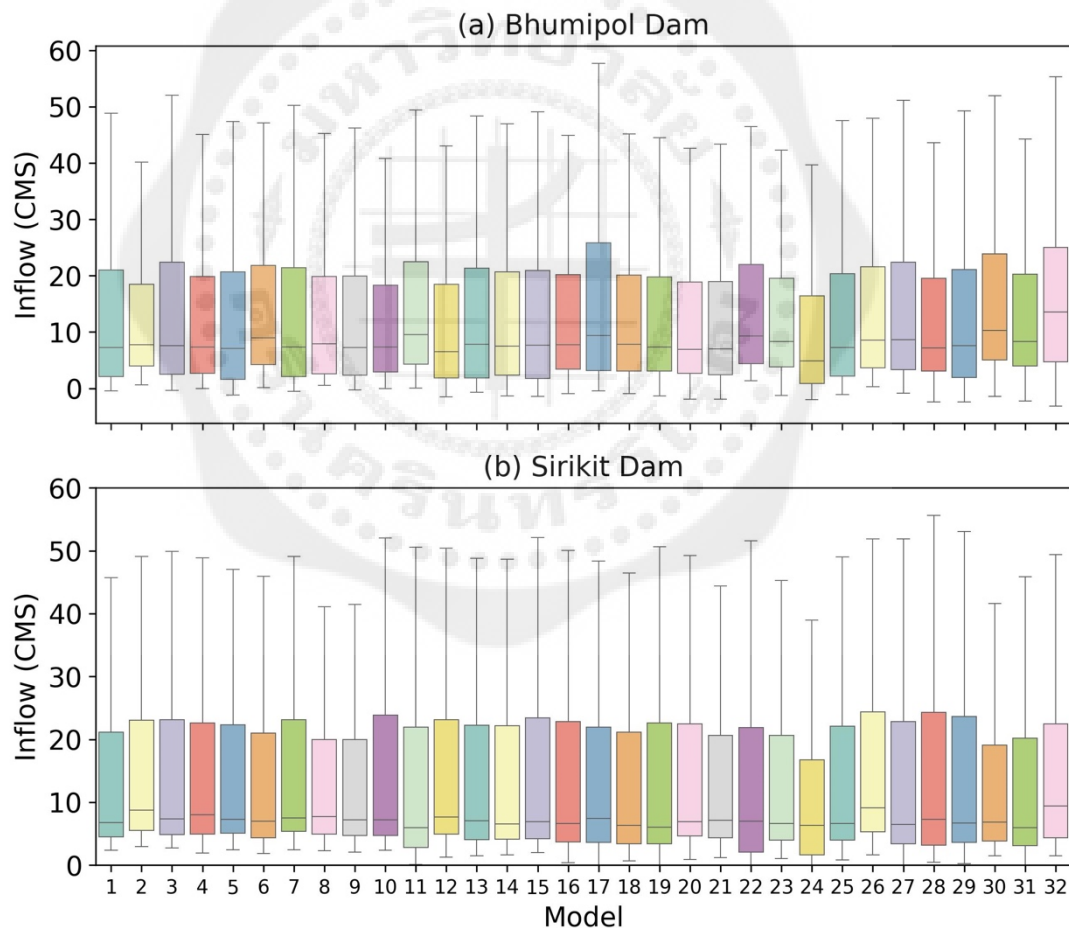
หลังจากการ Training และปรับพารามิเตอร์ของแบบจำลอง LSTM แล้ว แบบจำลองที่ได้รับการ Training จะได้รับการทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ์ โดยผลลัพธ์ของการทดสอบประสิทธิภาพดังกล่าวที่ 4.10 นอกจากนี้ boxplot ของการไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพล (ภาพ 4.10a) และเขื่อนสิริกิติ์ (ภาพ 4.10b) ที่ทำนายไว้จากแบบจำลอง LSTM จำนวน 32 แบบจำลอง พบว่า แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพการทำนายที่ดีที่สุดระหว่าง 29 โมเดล โดยเขื่อนภูมิพลมีแบบจำลอง จำนวน 3 แบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลองที่ 2, 9 และ 24 มีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำสุด ส่วนเขื่อนสิริกิติ์มีแบบจำลอง จำนวน 3 แบบจำลอง ได้แก่ 8, 9 และ 24 มีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำสุด นอกจากนี้เขื่อนสิริกิติ์ยังมีความผันผวนของปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนมากกว่าเขื่อนภูมิพลในทุกแบบจำลอง เนื่องจากมีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงกว่าข้อมูลจากเขื่อนภูมิพลในทุกแบบจำลอง เช่นเดียวกับผลในขั้นตอน Validation



ภาพที่ 4.10 กราฟ Boxplot ของผลการทดสอบประสิทธิภาพที่ได้รับการ Training และปรับพารามิเตอร์ของแบบจำลอง LSTM ในขั้นตอน Validation ประกอบด้วย 32 โมเดลที่ใช้ Features แตกต่างกันด้วยข้อมูลเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ์

4.2.2 ขั้นตอน Test

หลังจากการ Training และปรับพารามิเตอร์ของแบบจำลอง LSTM แล้วแบบจำลองจะถูกนำไปใช้กับข้อมูลในชุด Test เพื่อทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ์อีกครั้งหนึ่ง โดยผลลัพธ์ของการทดสอบประสิทธิภาพแสดงในกราฟ boxplot การไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพล (ภาพ 4.11a) และเขื่อนสิริกิติ์ (ภาพ 4.11b) ที่ทำนายได้จากแบบจำลอง LSTM จำนวน 32 แบบจำลอง พบว่า แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพการทำนายที่ดีที่สุดในช่วง 29 โมเดล โดยเขื่อนภูมิพลมีแบบจำลอง จำนวน 4 แบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลองที่ 2, 10, 24 และ 32 มีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำสุด ส่วนเขื่อนสิริกิติ์มีแบบจำลอง จำนวน 3 แบบจำลอง ได้แก่ 8, 9 และ 24 มีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำสุด นอกจากนี้เขื่อนสิริกิติ์ยังมีความผันผวนของปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนมากกว่าเขื่อนภูมิพลในทุกแบบจำลอง เนื่องจากมีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงกว่าข้อมูลจากเขื่อนภูมิพลในทุกแบบจำลอง



ภาพที่ 4.11 กราฟ Boxplot ของผลการทดสอบประสิทธิภาพที่ได้รับการ Training และปรับพารามิเตอร์ของแบบจำลอง LSTM ในขั้นตอน Test ประกอบด้วย 32 โมเดลที่ใช้ Features ต่างกันด้วยข้อมูลเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ์

4.3 การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนโดยแบบจำลอง LSTM

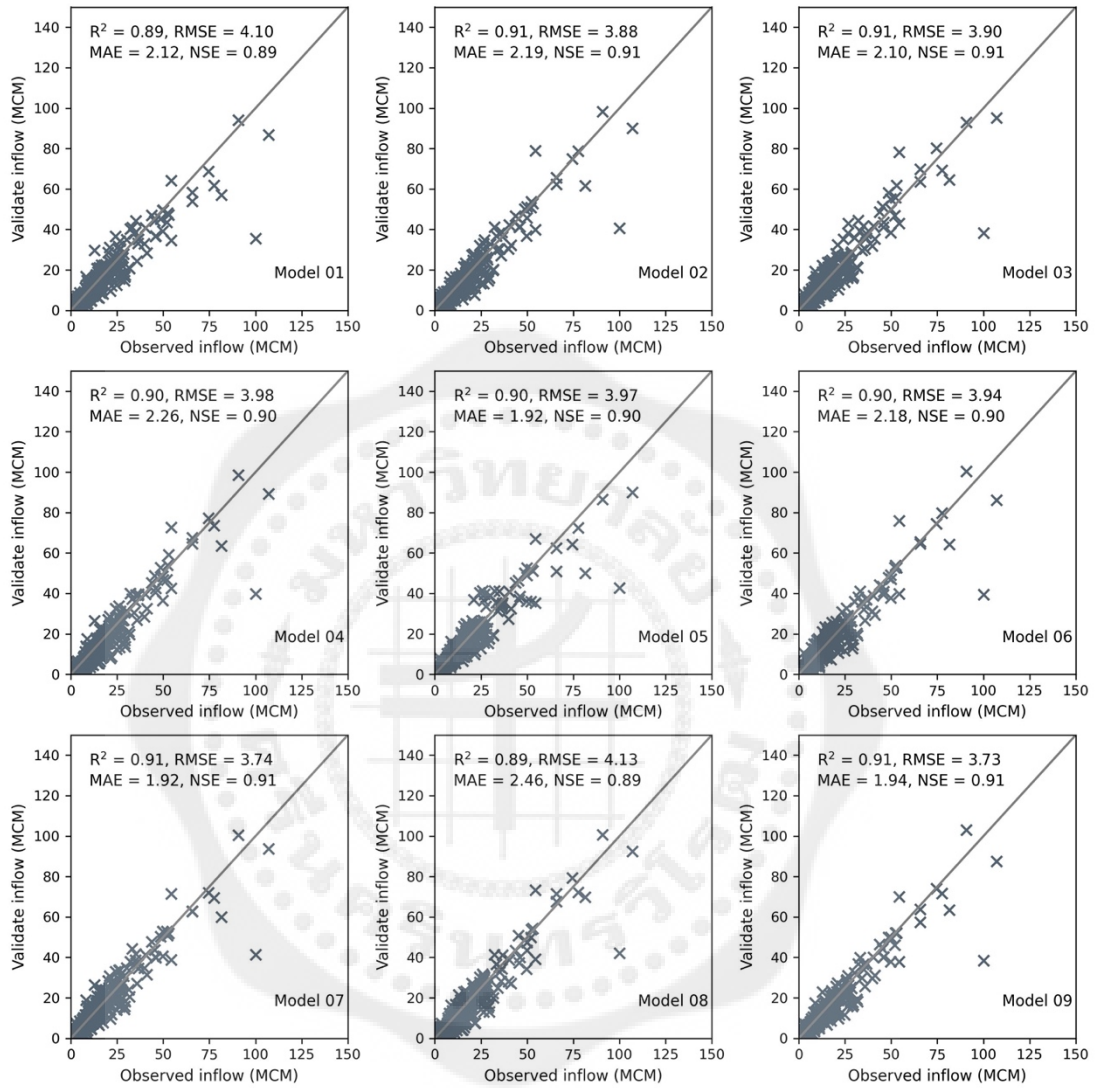
ในการศึกษาครั้งนี้ได้มีการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้ข้อมูล Features จากดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่ที่แตกต่างจำนวน 32 แบบจำลอง ซึ่งในแบบจำลองที่ 31 ได้นำเข้าข้อมูลดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่ทั้งสิ้น 5 Features เช่นเดียวกัน แบบจำลองที่ 32 นำเข้าข้อมูลดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่ทั้งสิ้น 5 Features แต่มีการใช้ PCA เพื่อลดขนาดข้อมูลหรือคัดเลือก Features ที่เหมาะสมเท่านั้น ซึ่งการนำข้อมูลเข้าแบบจำลองและการประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง จะถูกคำนวณจากเกณฑ์ทางสถิติเพื่อบ่งชี้ความแม่นยำในการพยากรณ์ในขั้นตอน Validation และ Test มีดังต่อไปนี้

4.3.1 ขั้นตอน Validation

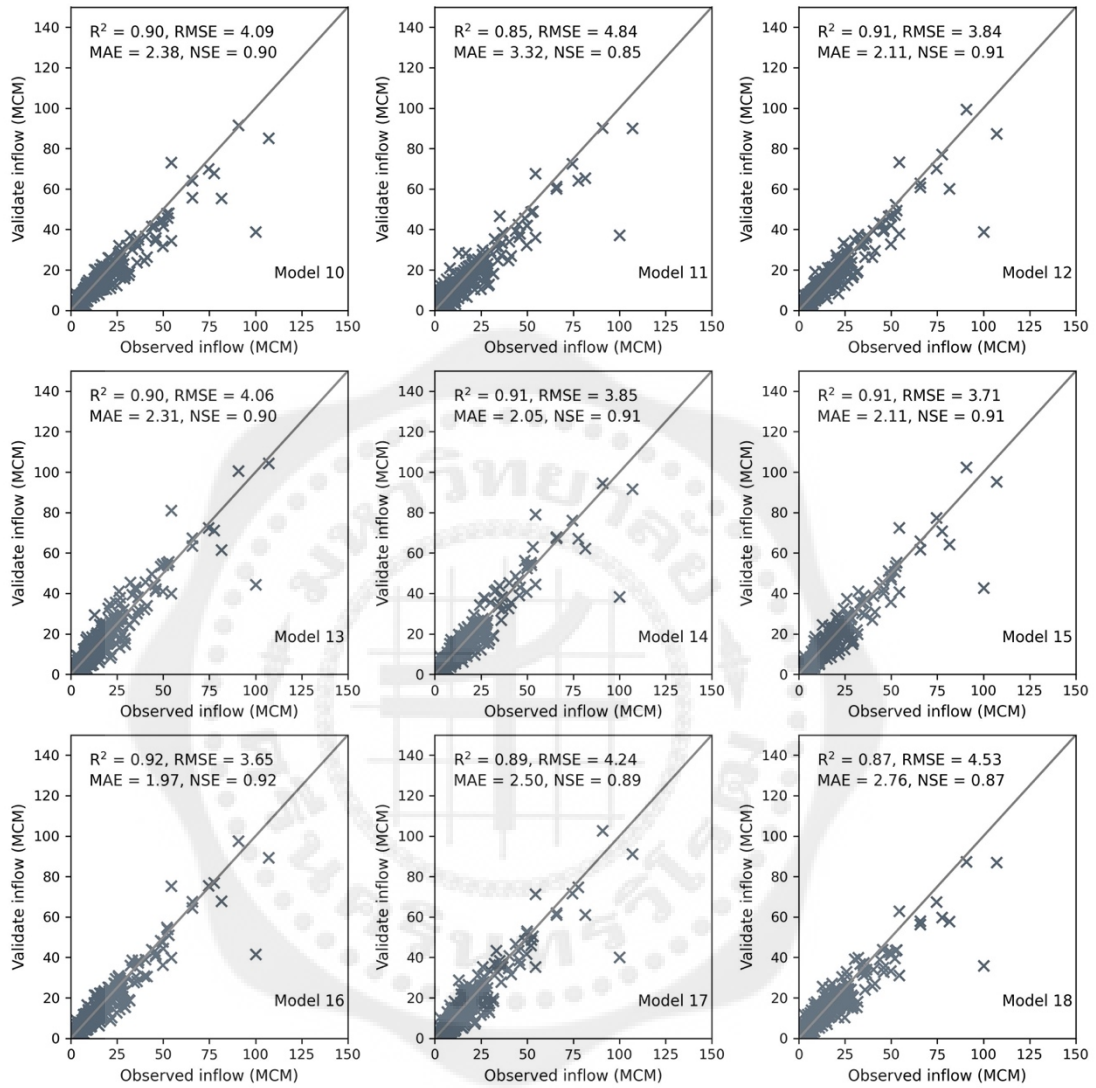
4.3.1.1 เชื่อมภูมิพล

การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพลในขั้นตอน Validation ระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560 ดังแสดงในแผนภาพการกระจาย (ภาพที่ 12 – 15) แบบจำลองการทำนายการไหลเข้าของอ่างเก็บน้ำรายวันที่ดีที่สุดสามารถทำได้โดยการระบุการไหลเข้าของอ่างเก็บน้ำ ณ เวลามา $t+30$ เป็นฟังก์ชันของการไหลเข้าที่สังเกตได้ที่ขั้นตอนเวลา t การไหลเข้าโดยเฉลี่ย ณ เวลาล่าช้า ขั้นตอน $t-1$ ถึง $t-3$ ด้วยอัตราการเรียนรู้ 0.1 โครงสร้างอินพุตที่ดีที่สุดสำหรับแบบจำลองการทำนายรายเดือนคือการไหลเข้าที่สังเกตได้ที่ขั้นตอนเวลา t , การไหลเข้าโดยเฉลี่ยที่ขั้นตอนเวลาล่าช้า $t-1$ ถึง $t-7$, ปริมาณน้ำฝนและความชื้น ณ เวลาขั้นตอน t ด้วยอัตราการเรียนรู้ 0.001 นอกจากนี้ การแยกชุดข้อมูลการฝึกอบรมและการทดสอบโดยใช้อัตราส่วน 60:40 และ 80:20 ทำให้มีความแม่นยำที่สูงขึ้นสำหรับแบบจำลอง LSTM ความแม่นยำของการคาดการณ์สำหรับแบบจำลอง LSTM สูงโดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.91 และ NSE เท่ากับ 0.91 และมีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด โดยมีค่า RMSE เท่ากับ 3.66 และค่า MAE เท่ากับ 1.92

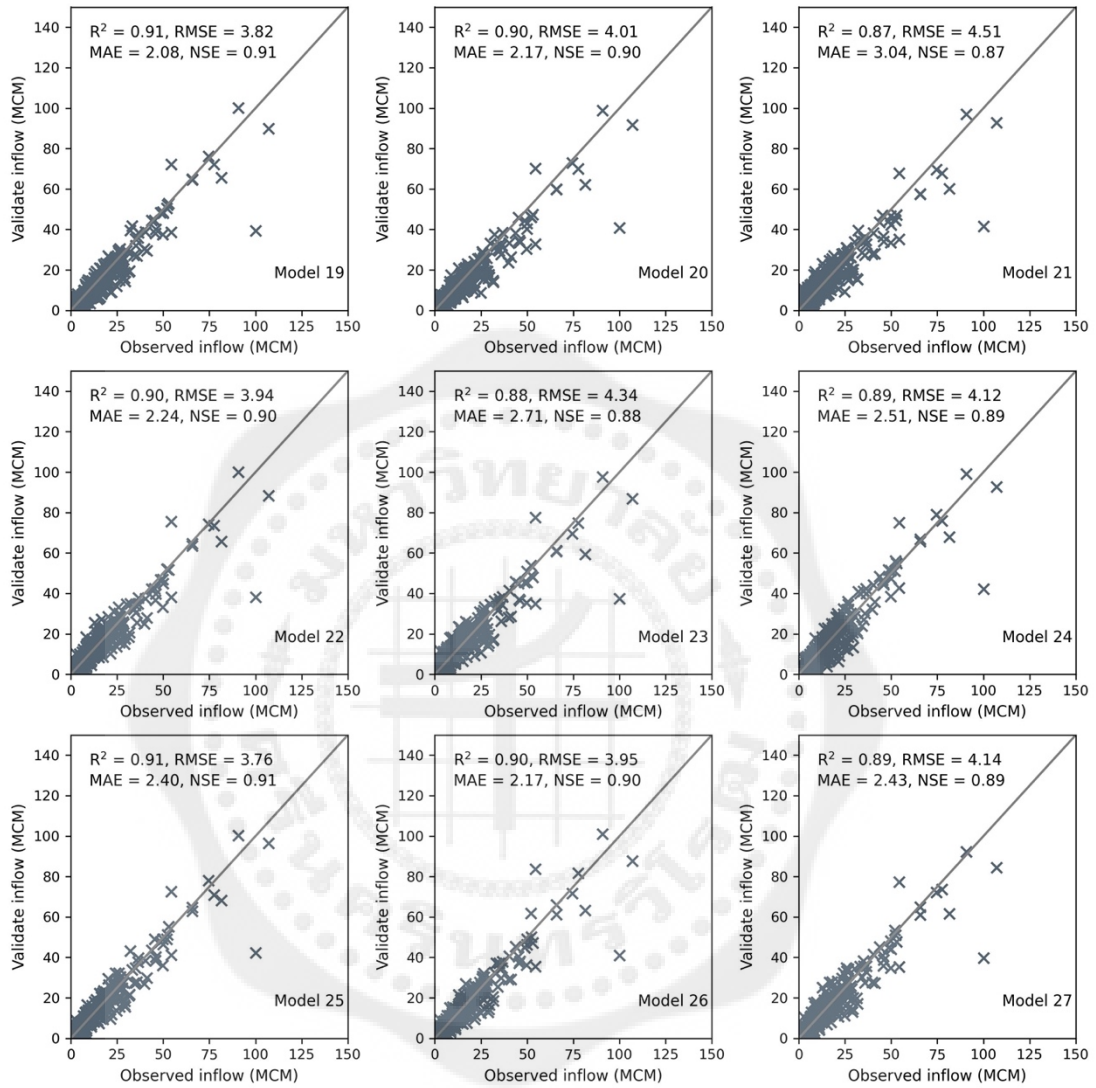
นอกจากนี้กราฟน้ำไหลเข้าเขื่อนรายวัน (ภาพที่ 16 – 23) ยังบ่งชี้ว่าแบบจำลองส่วนใหญ่สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำ แต่พยากรณ์ได้ต่ำกว่าความเป็นจริงในช่วงที่มีปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนสูงสุด ได้แก่ เดือนกรกฎาคมถึงเดือนกันยายน พ.ศ. 2558 (ปี 2015) และเดือนกันยายน พ.ศ. 2559 (ปี 2016) ยกเว้นแบบจำลองที่ 2, 4, 6, 8, 9, 12, 13, 15, 16, 24, 25 และ 30 ที่สามารถทำนายปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนภูมิพลปริมาณสูงสุดได้ใกล้เคียงมากที่สุด



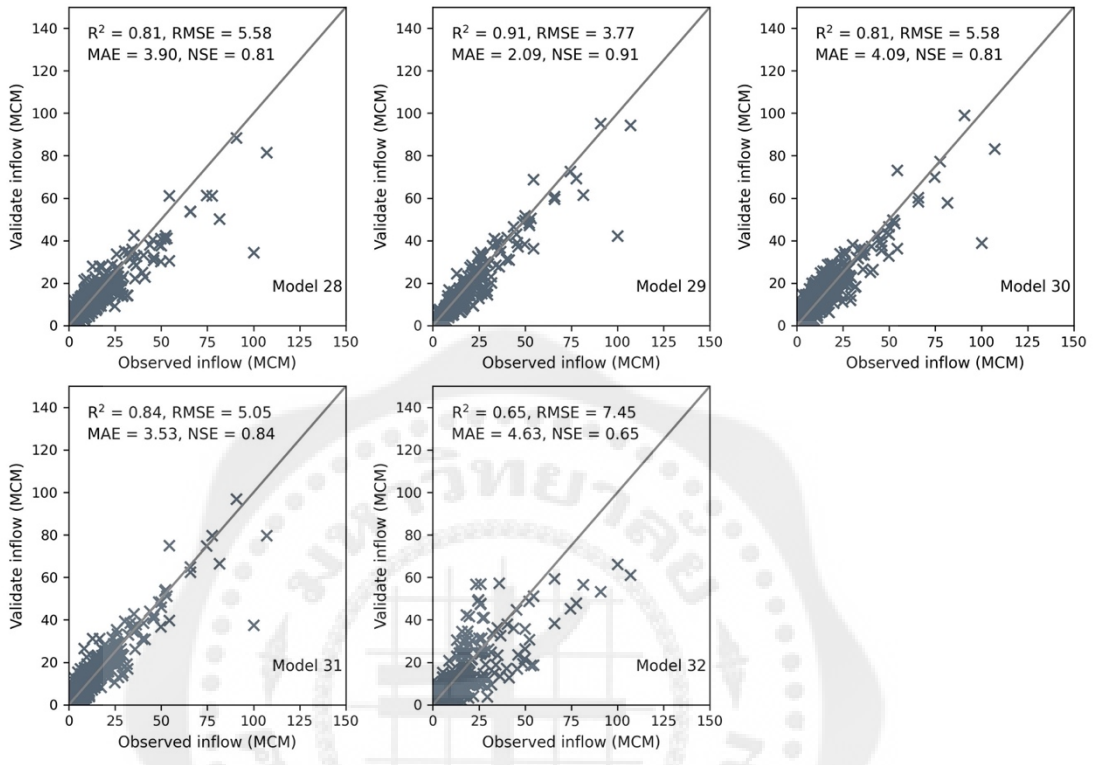
ภาพที่ 4.12 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 1 ถึง 9 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเชิงภูมิพล



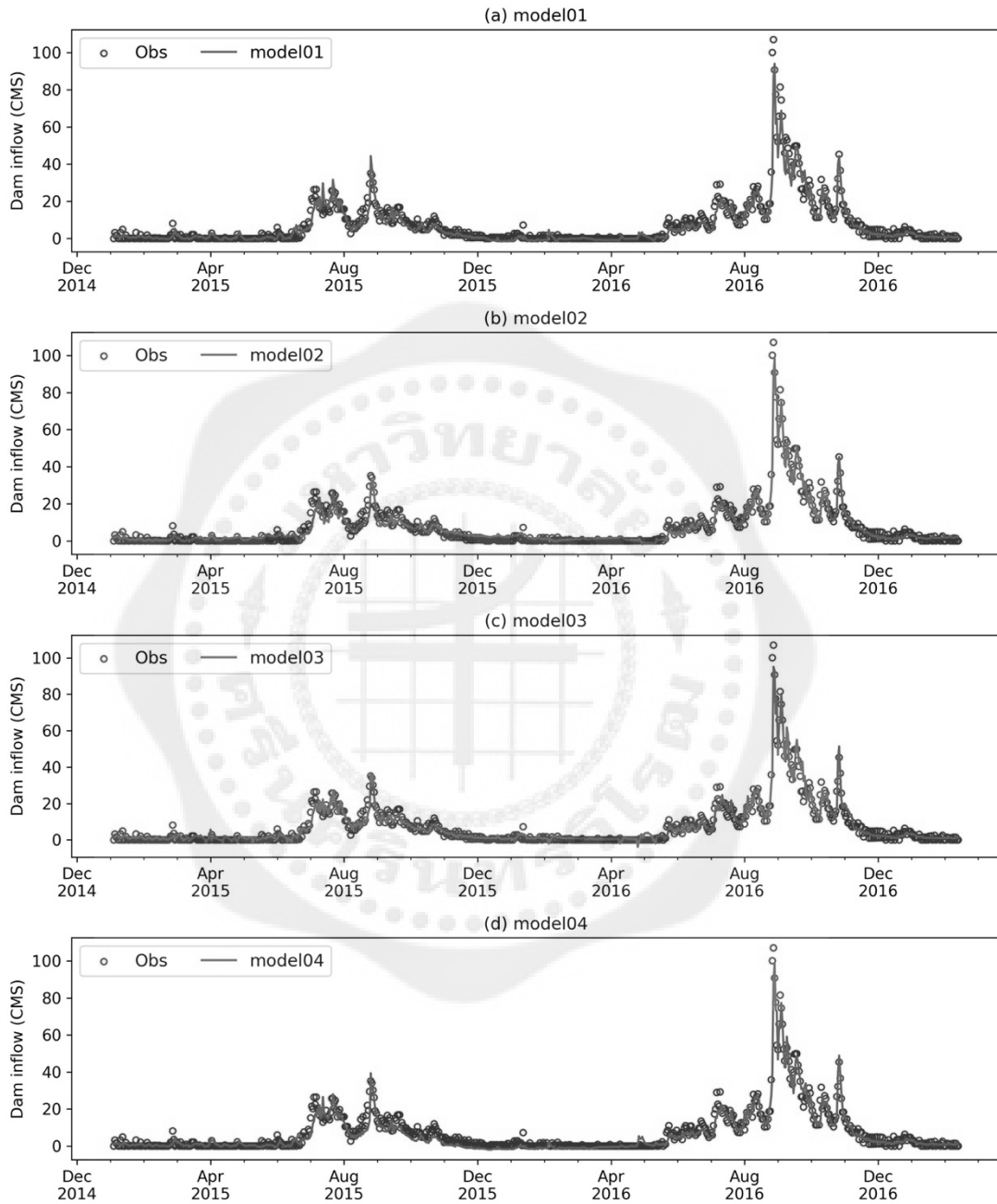
ภาพที่ 4.13 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 10 ถึง 18 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเชิงภูมิพล



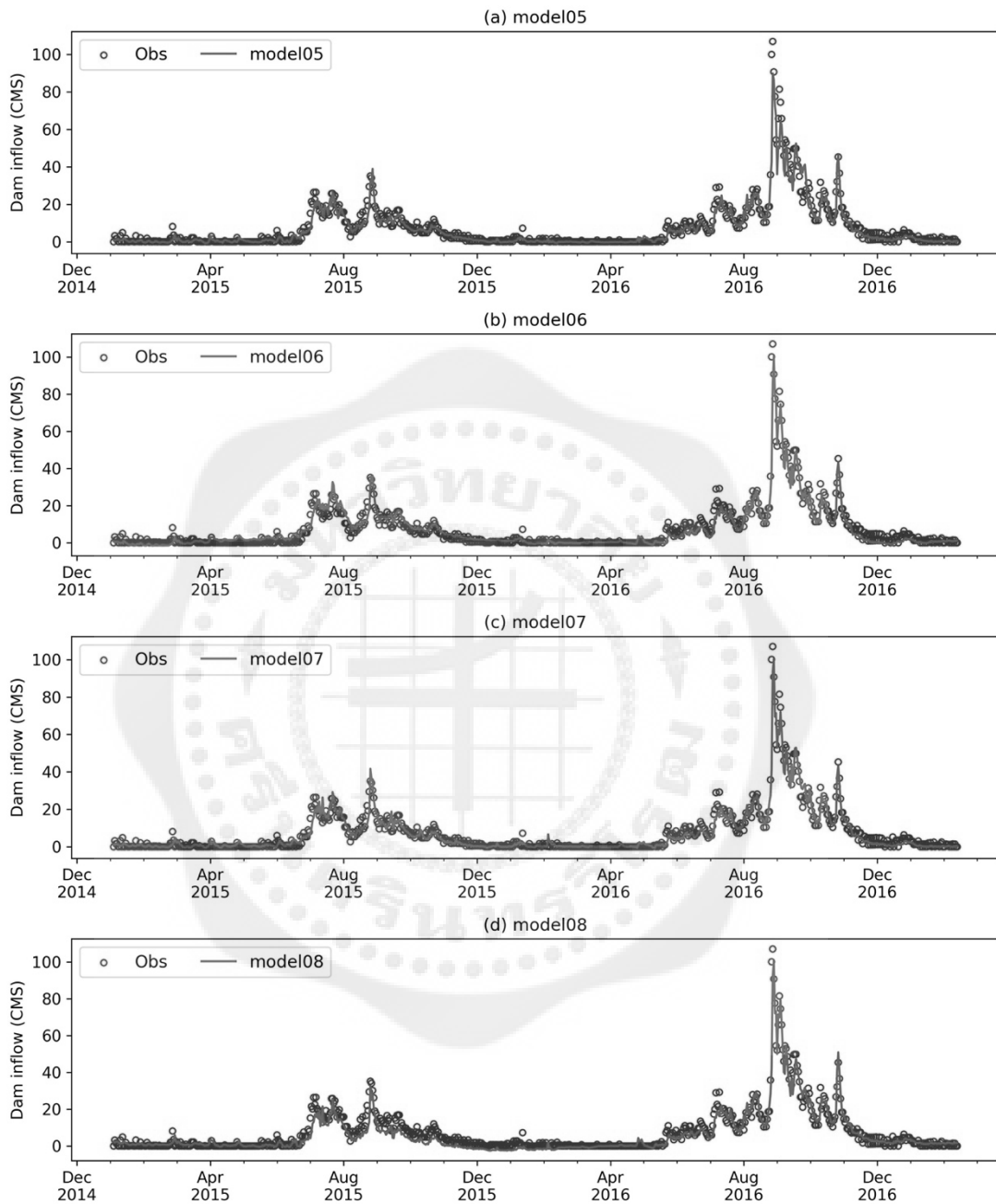
ภาพที่ 4.14 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 19 ถึง 27 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล



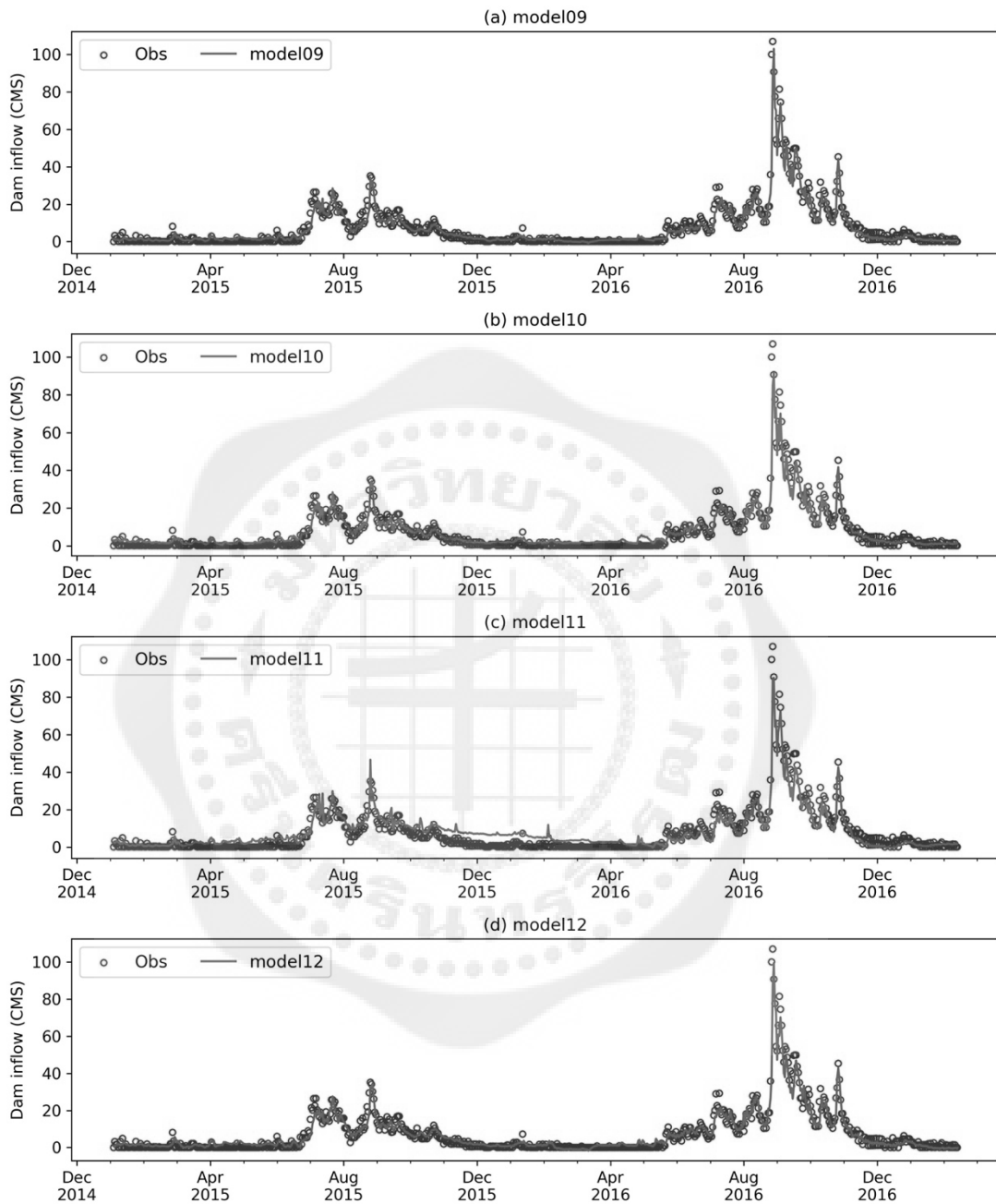
ภาพที่ 4.15 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 28 ถึง 32 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล



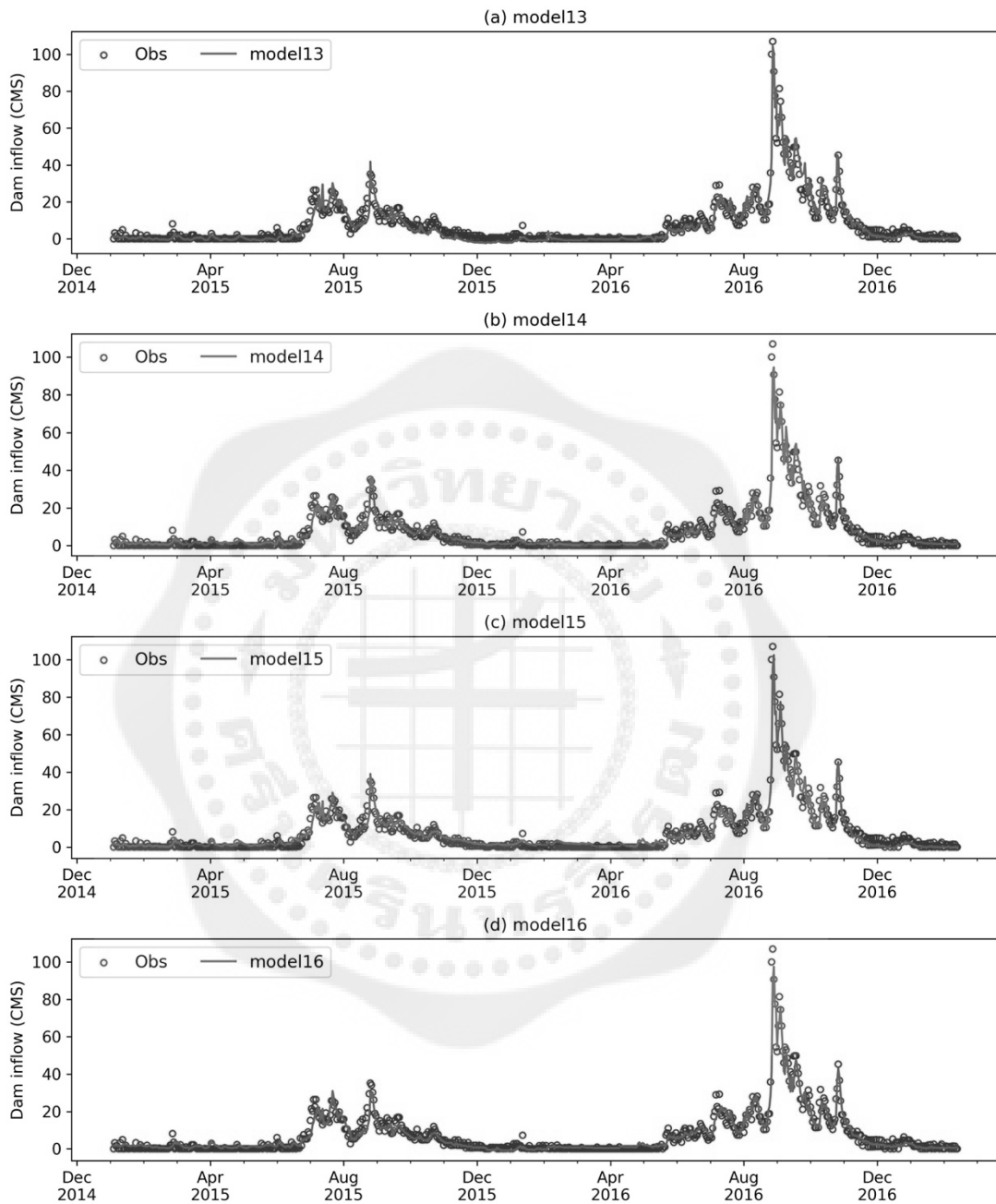
ภาพที่ 4. 16 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยแบบจำลองที่ 1 - 4



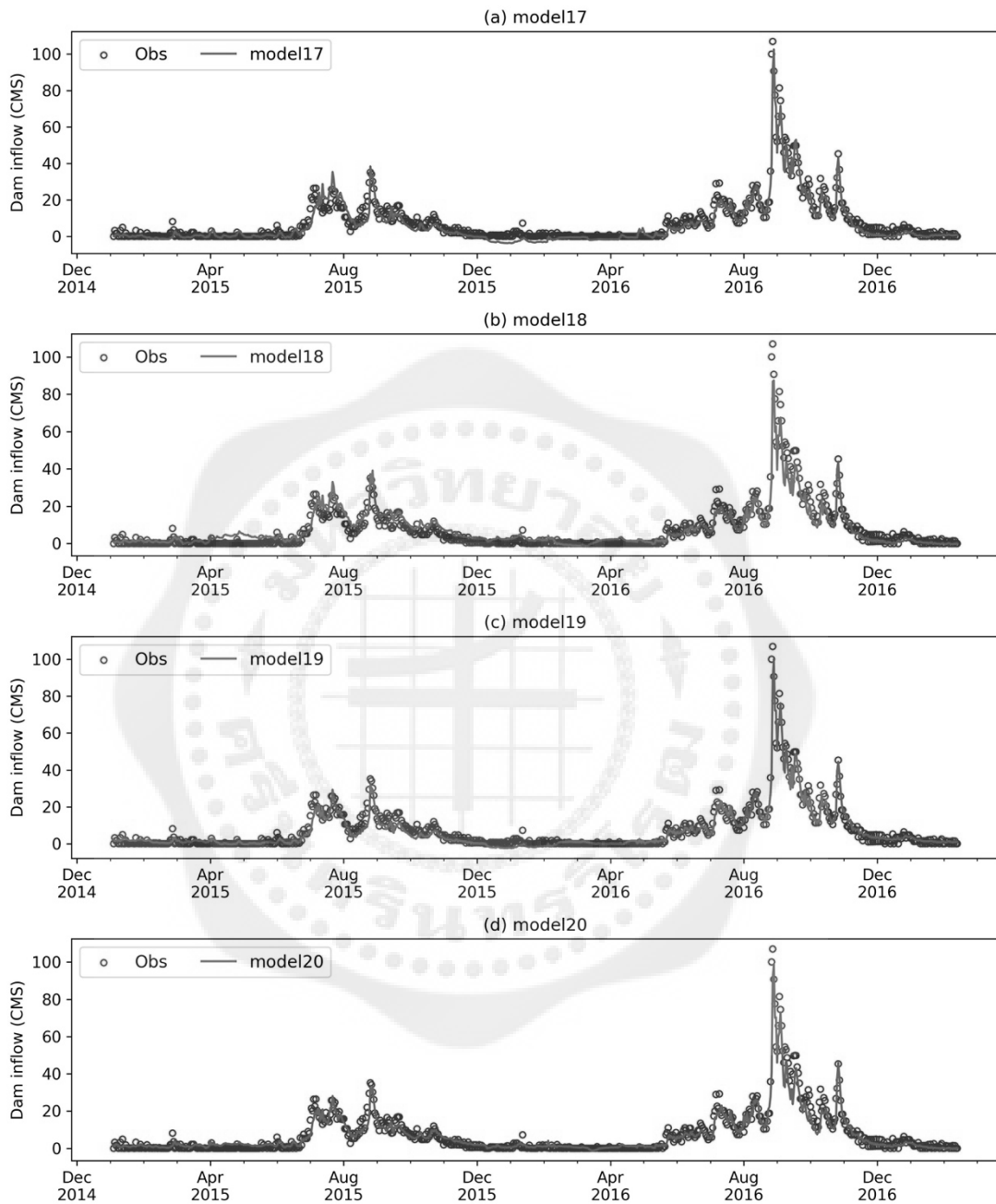
ภาพที่ 4.17 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยแบบจำลองที่ 5 - 8



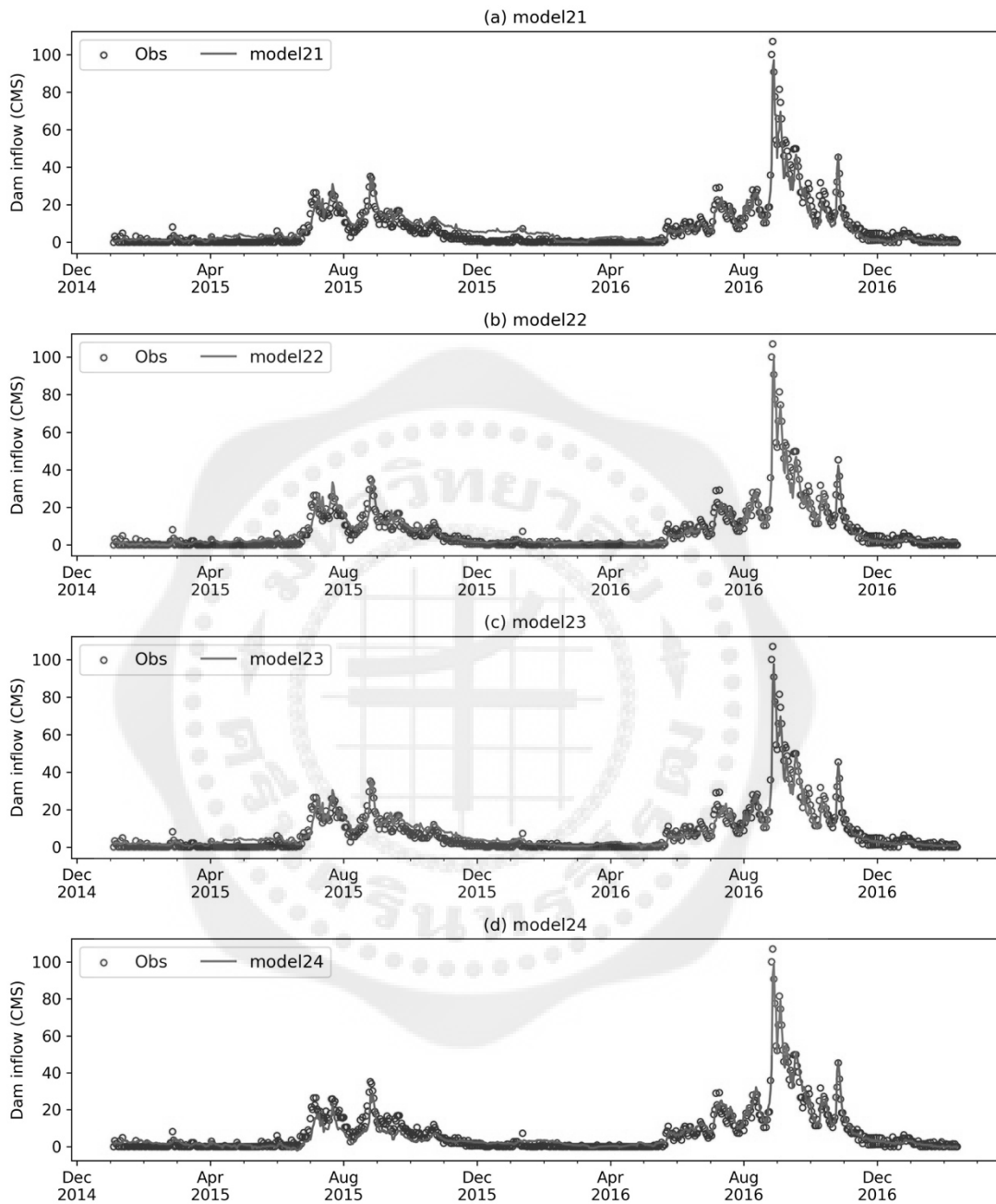
ภาพที่ 4.18 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยแบบจำลองที่ 9 - 12



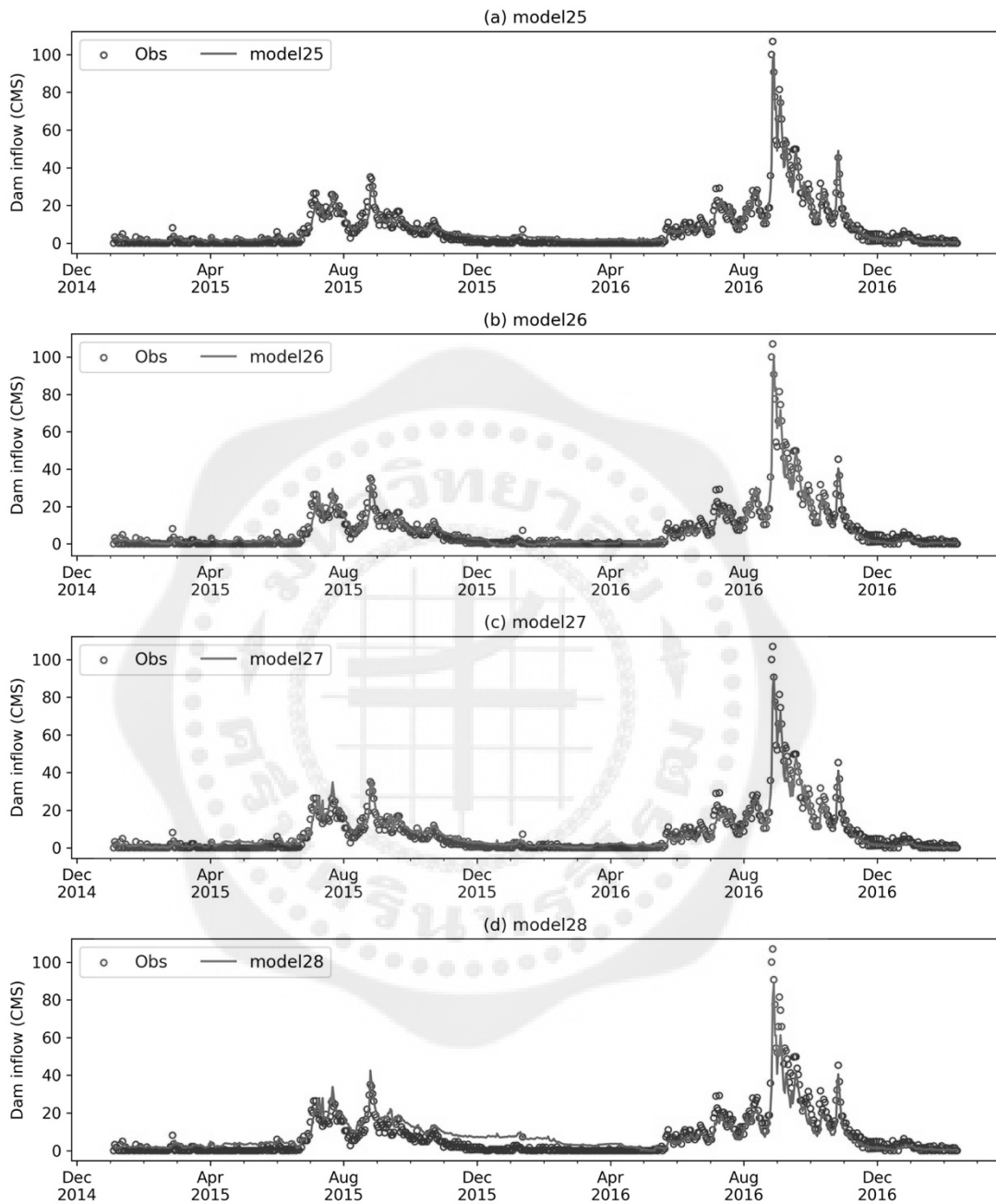
ภาพที่ 4.19 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
โดยแบบจำลองที่ 13 - 16



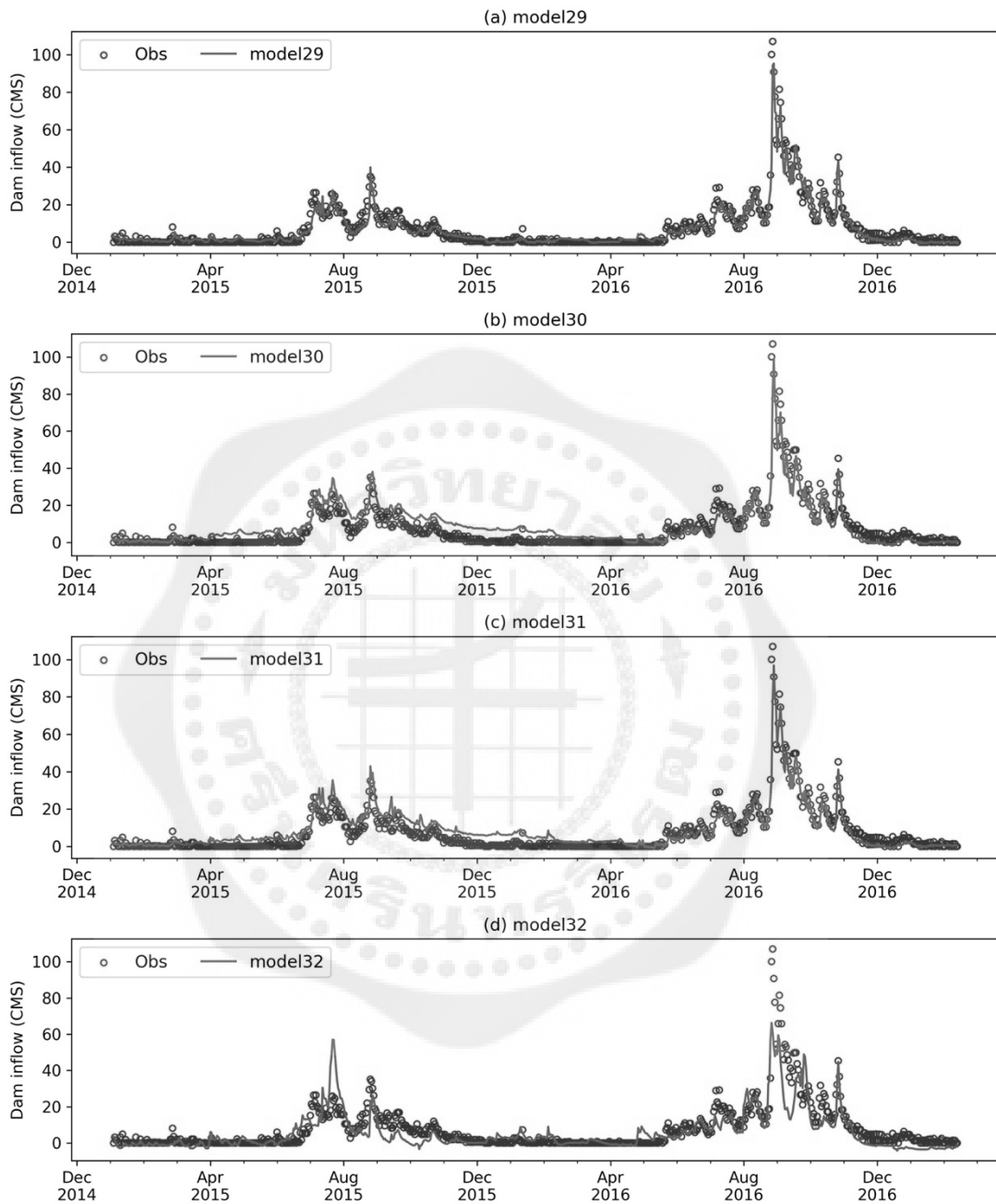
ภาพที่ 4.20 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
 เขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
 โดยแบบจำลองที่ 17 - 20



ภาพที่ 4.21 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
 เขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
 โดยแบบจำลองที่ 21 - 24



ภาพที่ 4.22 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
 เขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
 โดยแบบจำลองที่ 25 - 28

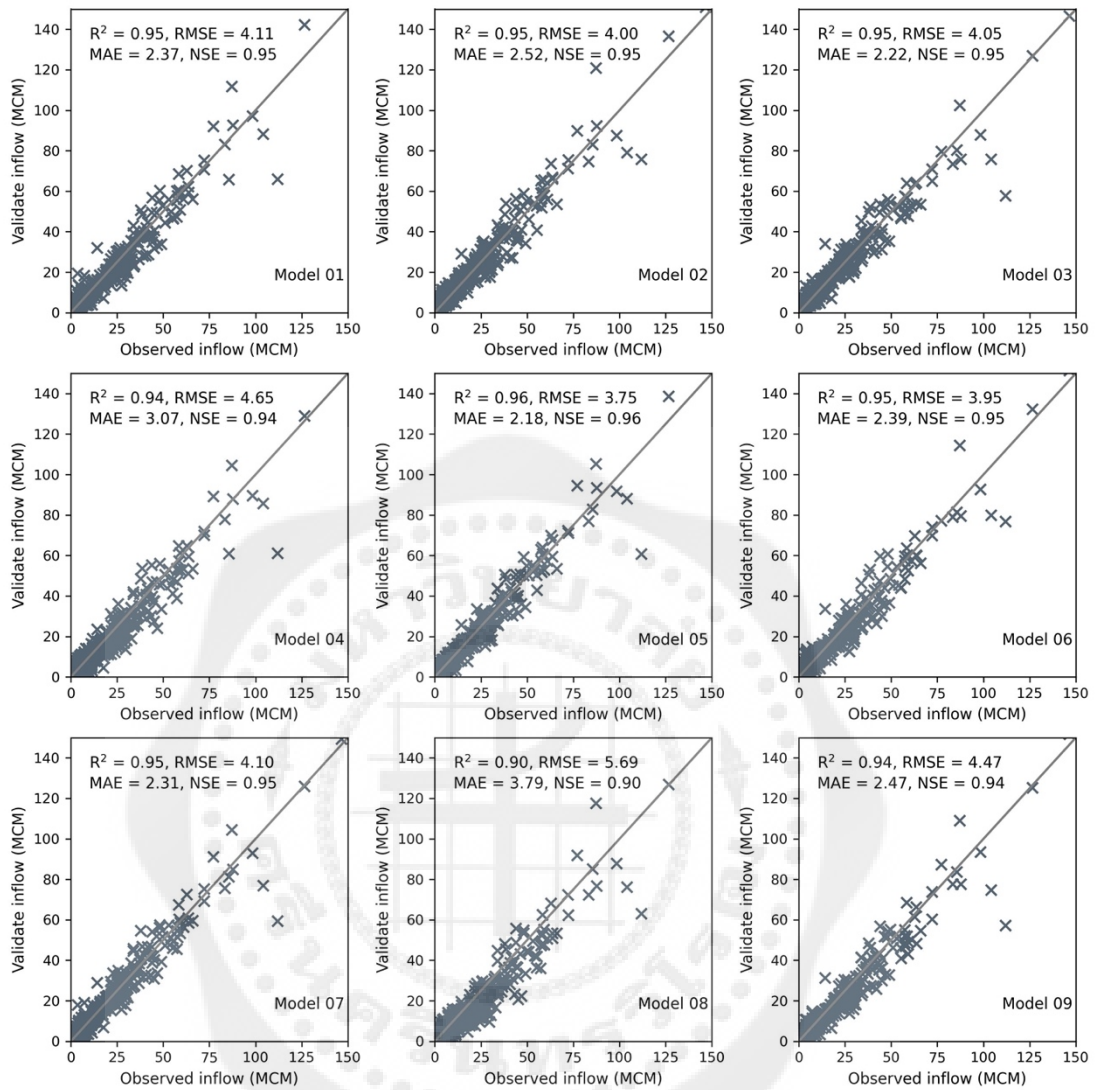


ภาพที่ 4.23 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
 เขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
 โดยแบบจำลองที่ 29 - 32

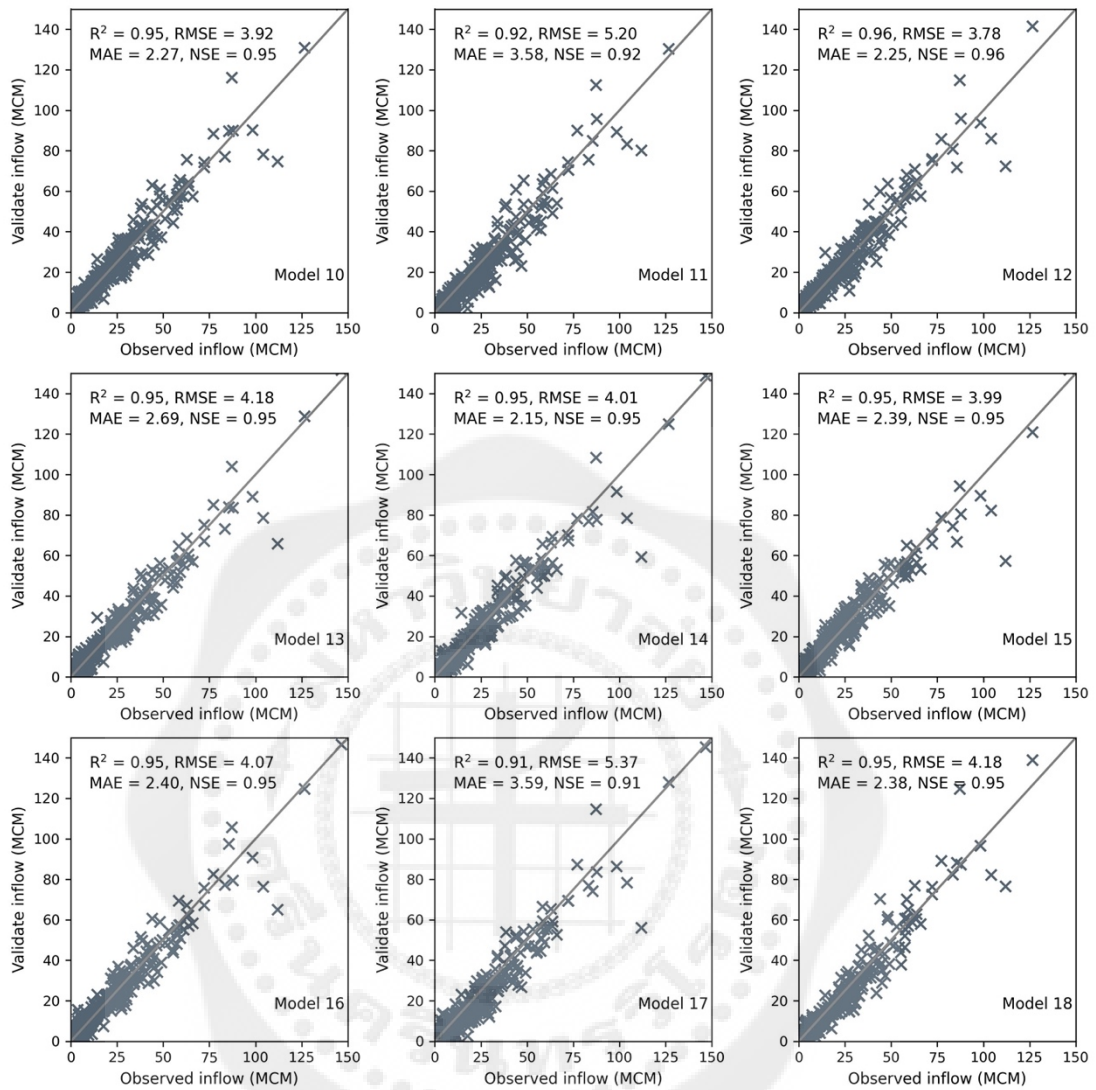
4.3.1.2 เชื้อนสิริกิต

การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเชื้อนสิริกิตในขั้นตอน Validation ระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560 ดังแสดงในแผนภาพการกระจาย (ภาพที่ 24 – 27) แบบจำลองการทำนายการไหลเข้าของอ่างเก็บน้ำรายวันที่ดีที่สุดสามารถทำได้โดยการระบุการไหลเข้าของอ่างเก็บน้ำ ณ เวลามา $t+30$ เป็นฟังก์ชันของการไหลเข้าที่สังเกตได้ที่ขั้นตอนเวลา t การไหลเข้าโดยเฉลี่ย ณ เวลาล่าช้า ขั้นตอน $t-1$ ถึง $t-3$ ด้วยอัตราการเรียนรู้ 0.1 โครงสร้างอินพุตที่ดีที่สุดสำหรับแบบจำลองการทำนายรายเดือนคือการไหลเข้าที่สังเกตได้ที่ขั้นตอนเวลา t , การไหลเข้าโดยเฉลี่ยที่ขั้นตอนเวลาล่าช้า $t-1$ ถึง $t-7$, ปริมาณน้ำฝนและความชื้น ณ เวลาขั้นตอน t ด้วยอัตราการเรียนรู้ 0.001 นอกจากนี้ การแยกชุดข้อมูลการฝึกอบรมและการทดสอบโดยใช้อัตราส่วน 60:40 และ 80:20 ทำให้มีความแม่นยำที่สูงขึ้นสำหรับแบบจำลอง LSTM ความแม่นยำของการคาดการณ์สำหรับแบบจำลอง LSTM สูงโดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.96 และ NSE เท่ากับ 0.96 และมีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด โดยมีค่า RMSE เท่ากับ 3.75 และค่า MAE เท่ากับ 2.11

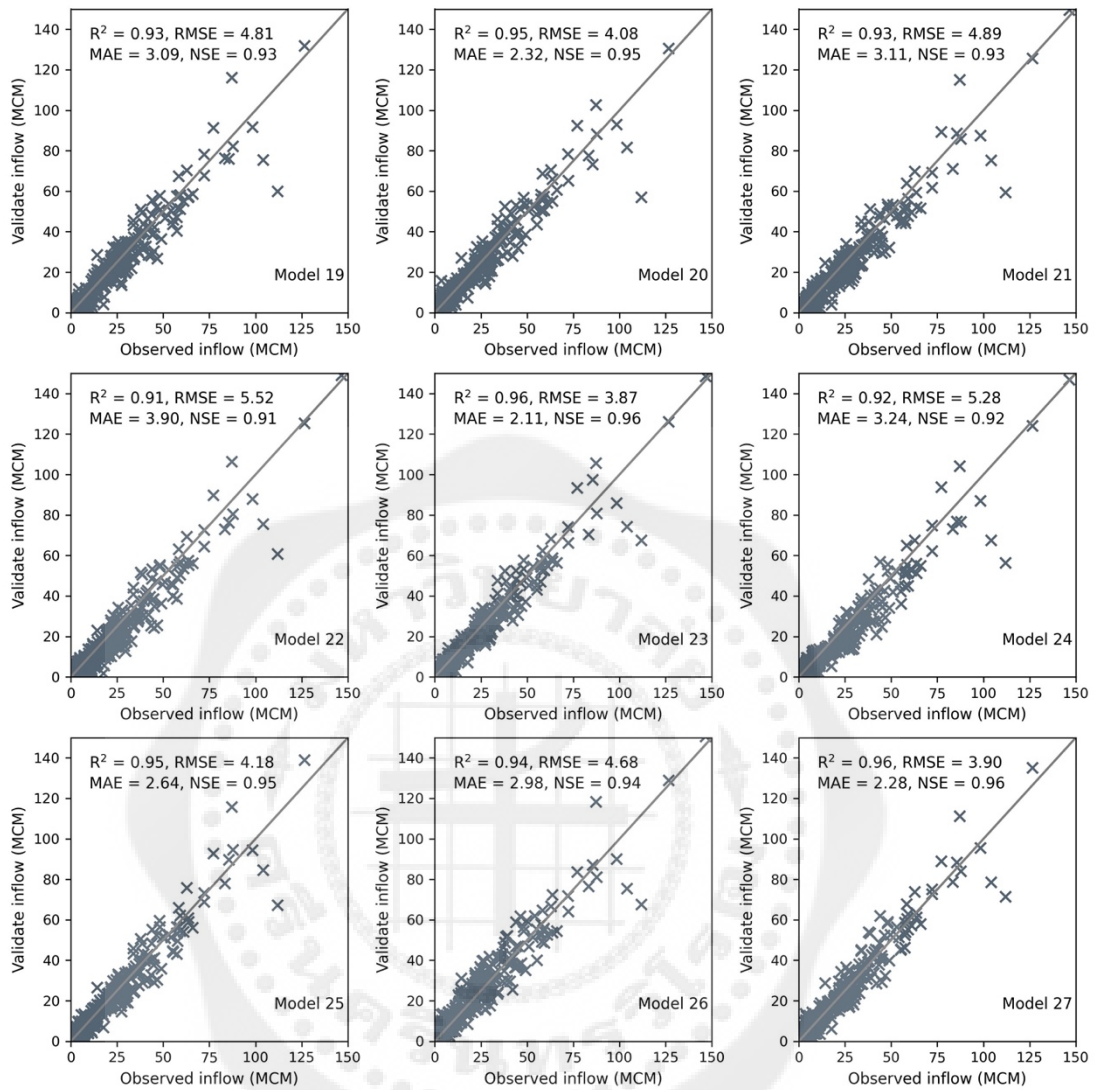
นอกจากนี้กราฟน้ำไหลเข้าเชื้อนรายวัน (ภาพที่ 28 – 35) ยังบ่งชี้ว่าแบบจำลองส่วนใหญ่สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำ แต่พยากรณ์ได้ต่ำกว่าความเป็นจริงในช่วงที่มีปริมาณน้ำไหลเข้าเชื้อนสูงสุด ได้แก่ เดือนกรกฎาคมถึงเดือนกันยายน พ.ศ. 2558 (ปี 2015) และเดือนกันยายน พ.ศ. 2559 (ปี 2016) ยกเว้นแบบจำลองที่ 2, 4, 6, 8, 9, 12, 13, 15, 16, 24, 25 และ 30 ที่สามารถทำนายปริมาณน้ำไหลเข้าเชื้อนภูมิพลปริมาณสูงสุดได้ใกล้เคียงมากที่สุด



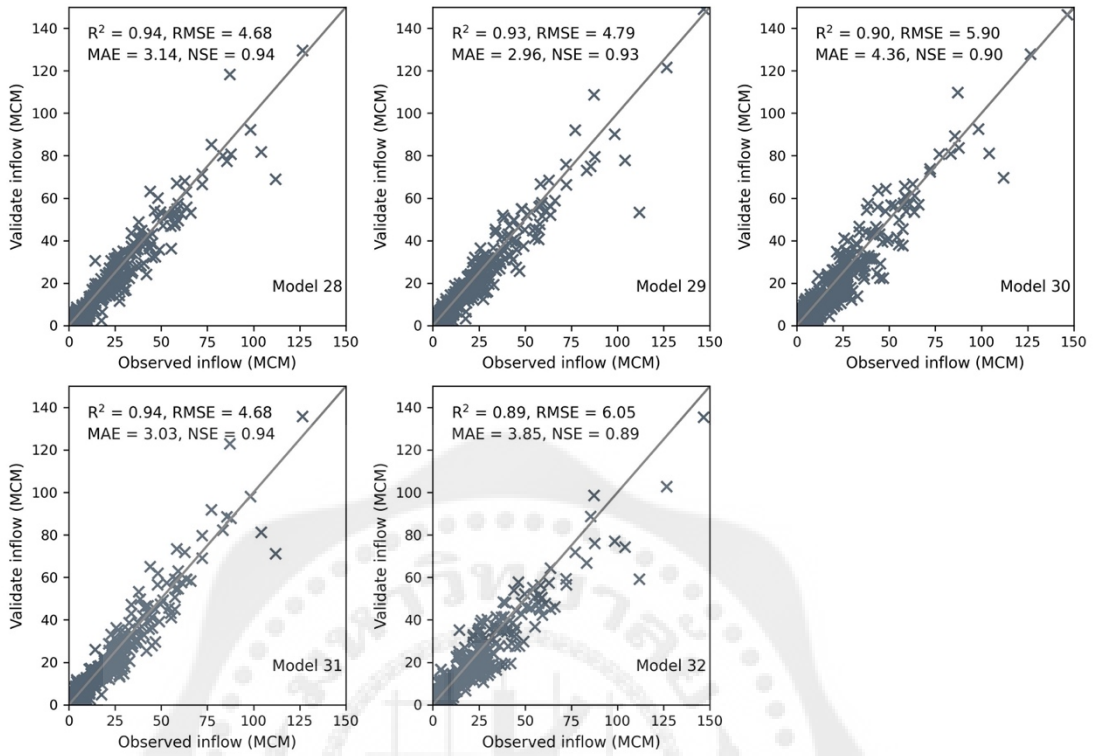
ภาพที่ 4.24 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 1 ถึง 9 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิติ์



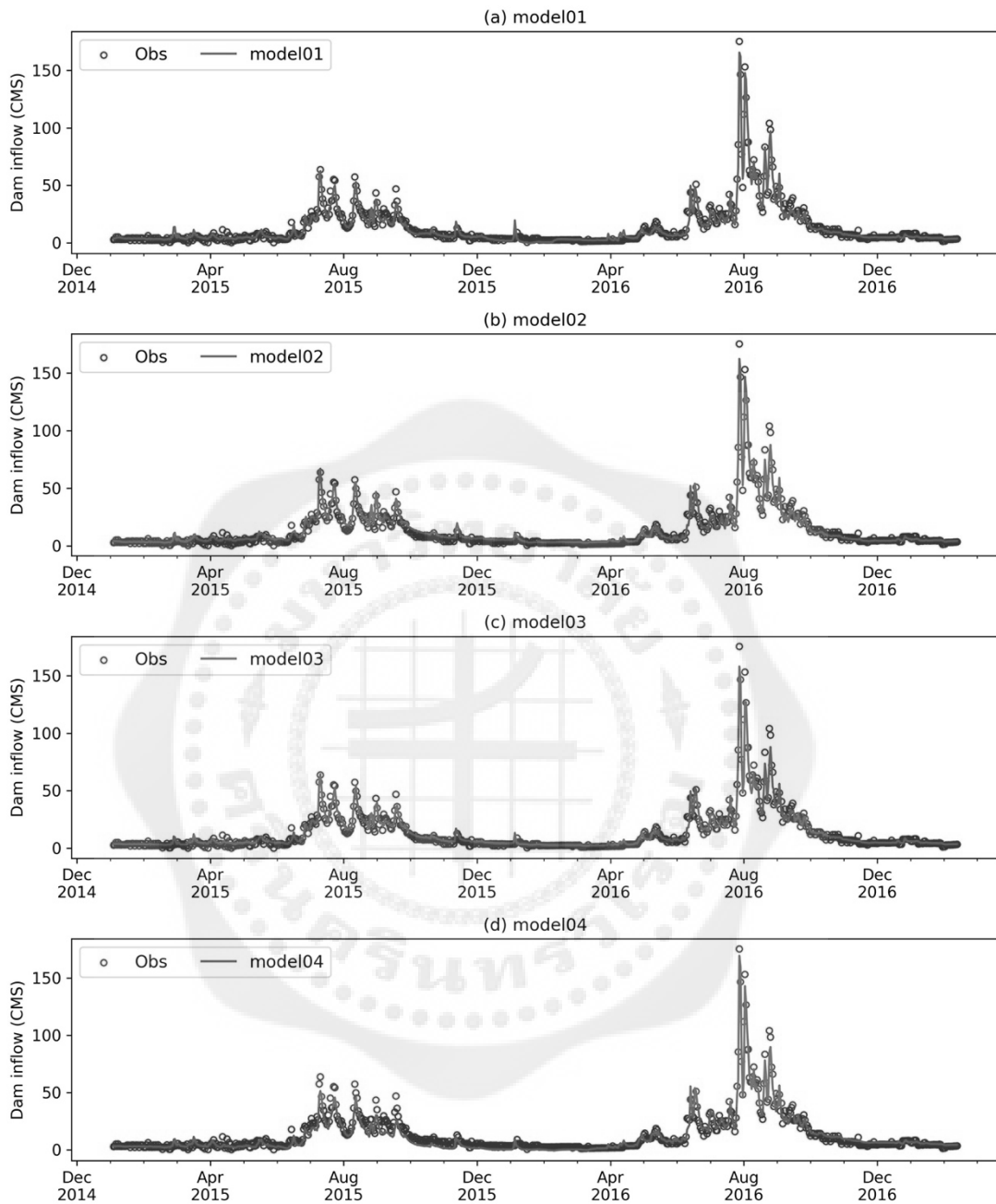
ภาพที่ 4.25 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 10 ถึง 18 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิติ์



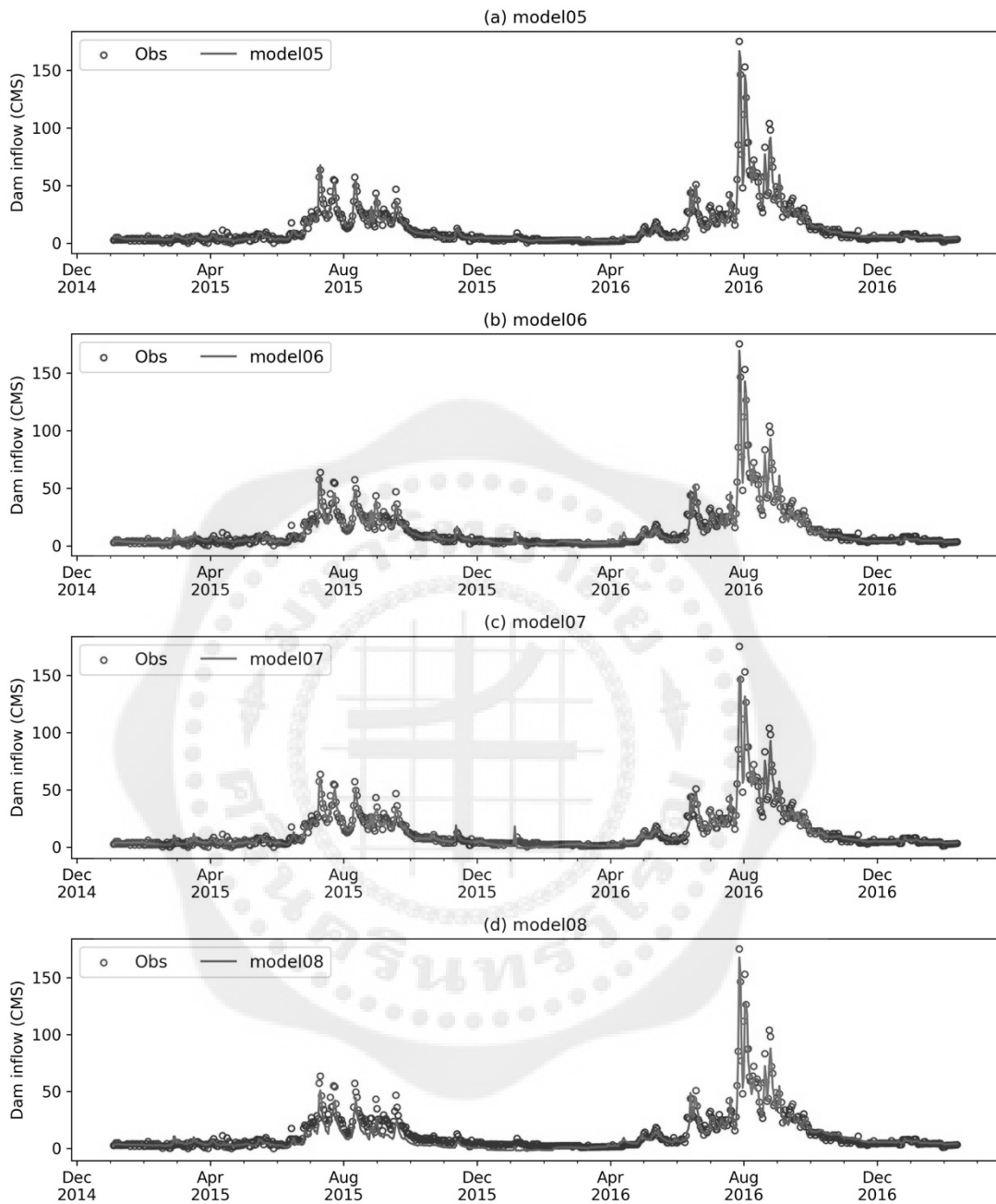
ภาพที่ 4.26 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 19 ถึง 27 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิติ์



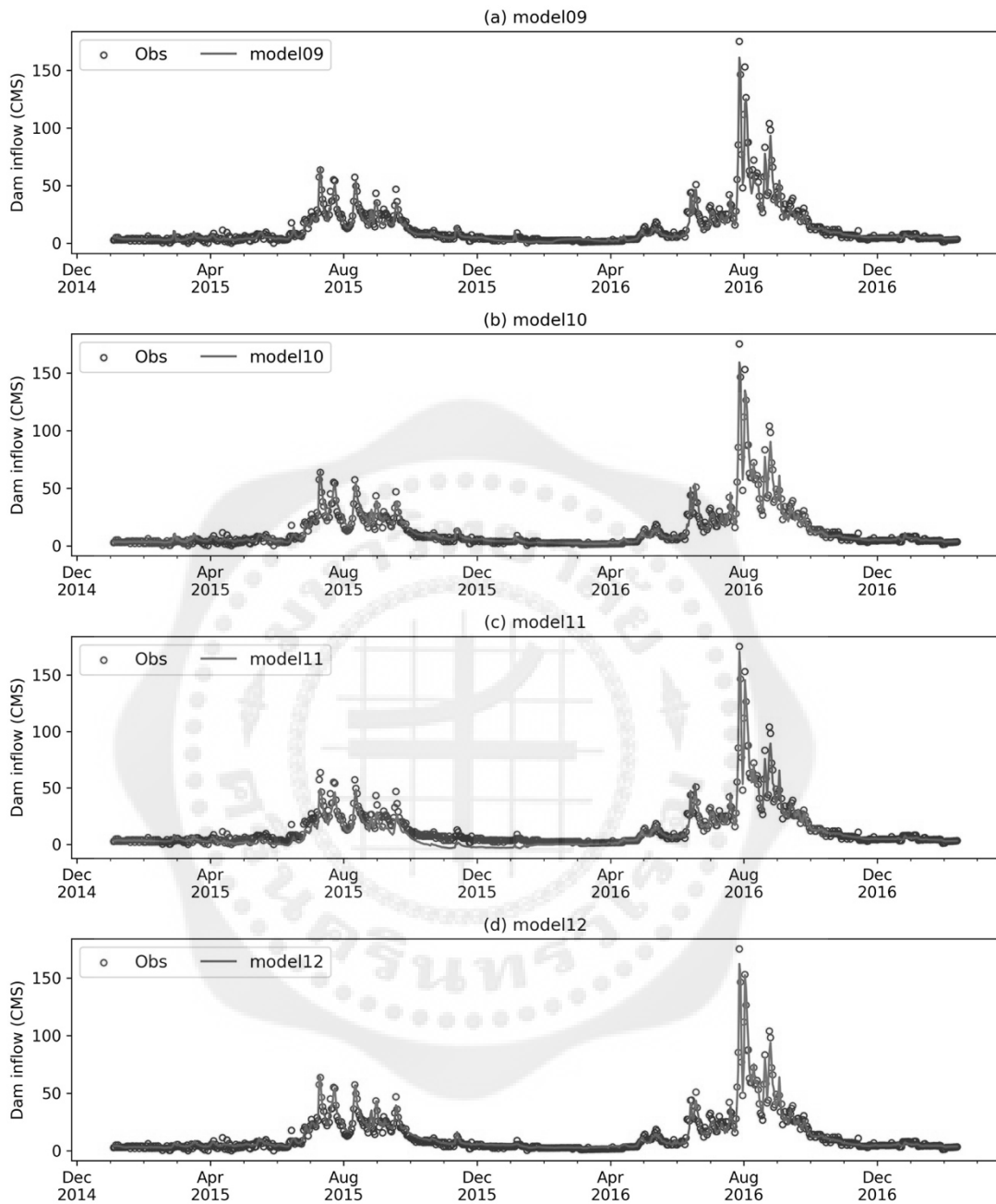
ภาพที่ 4.27 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 28 ถึง 32 ในขั้นตอน Validation ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิติ์



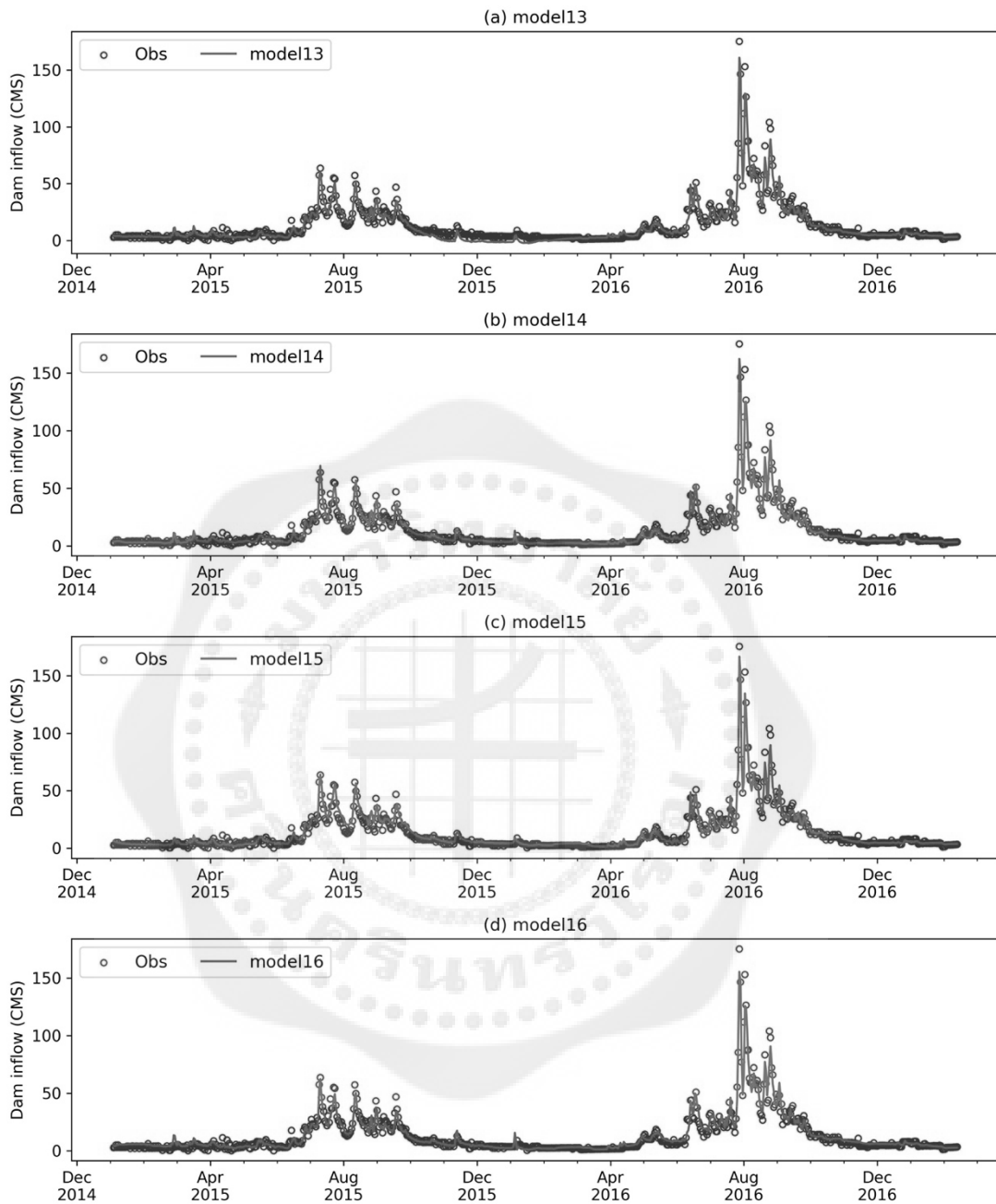
ภาพที่ 4.28 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนสิริกิติ์ระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560
โดยแบบจำลองที่ 1 - 4



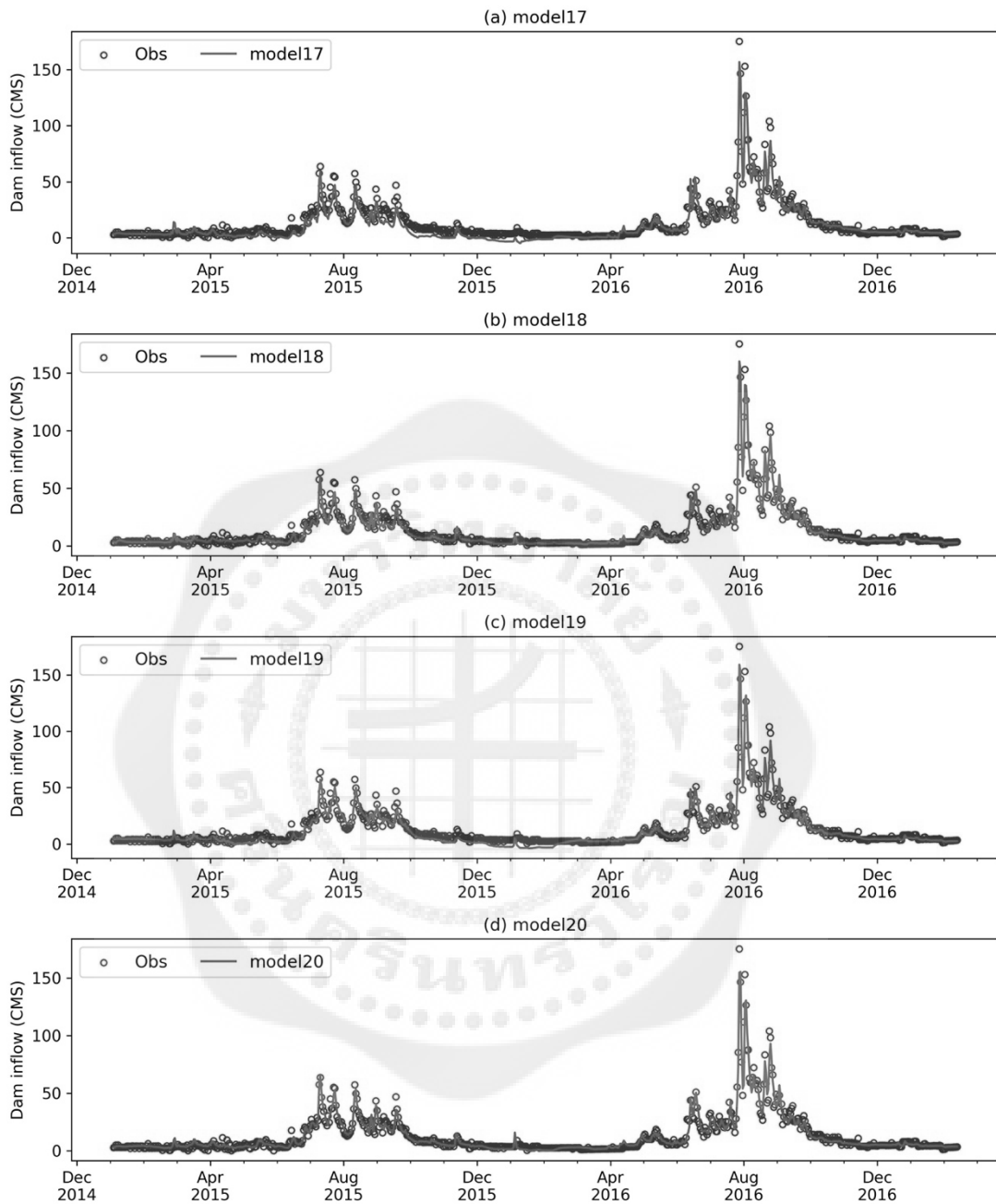
ภาพที่ 4.29 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนสิริกิติ์ระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560
โดยแบบจำลองที่ 5 - 8



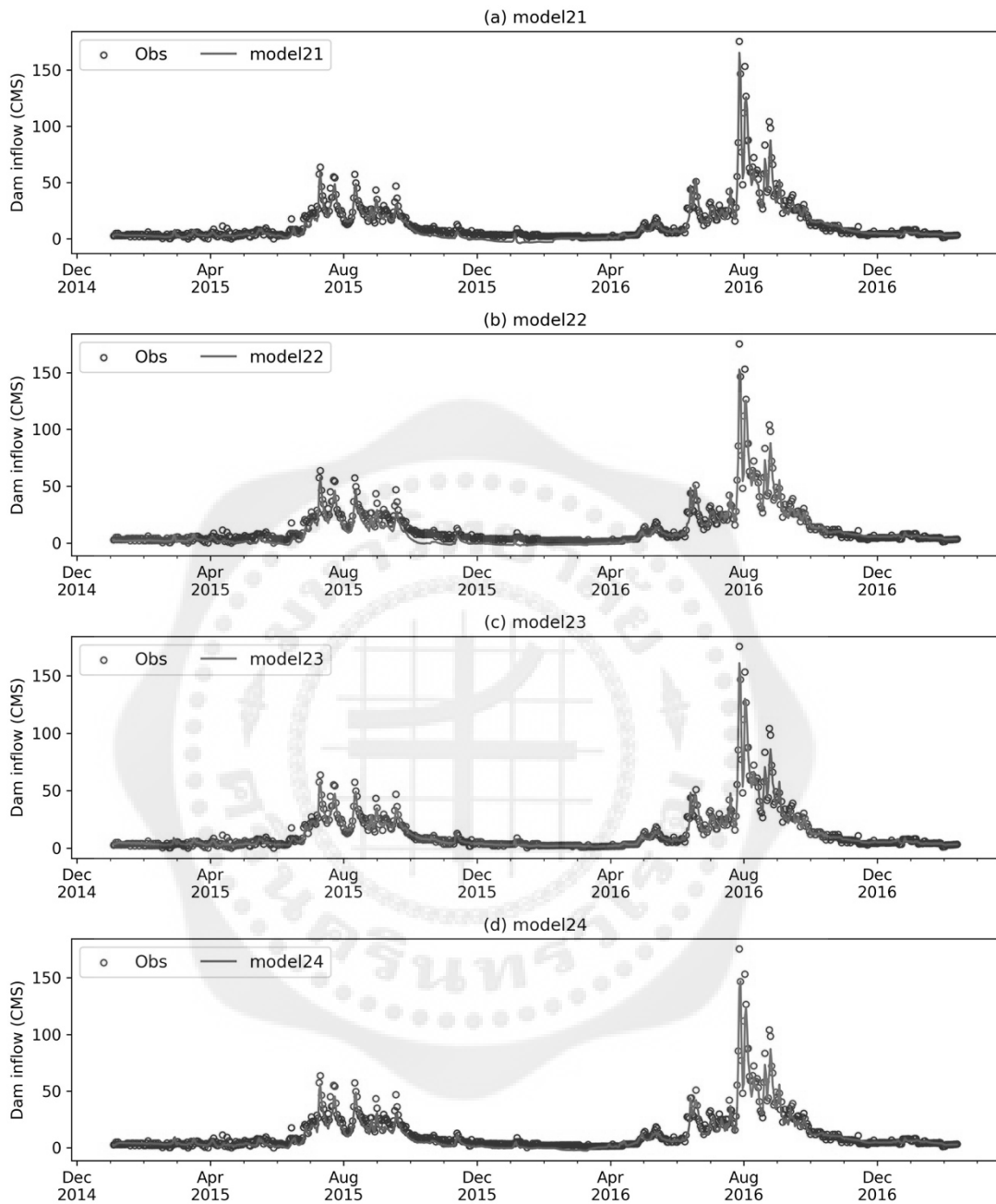
ภาพที่ 4.30 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนสิริกิติ์ระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560
โดยแบบจำลองที่ 9 - 12



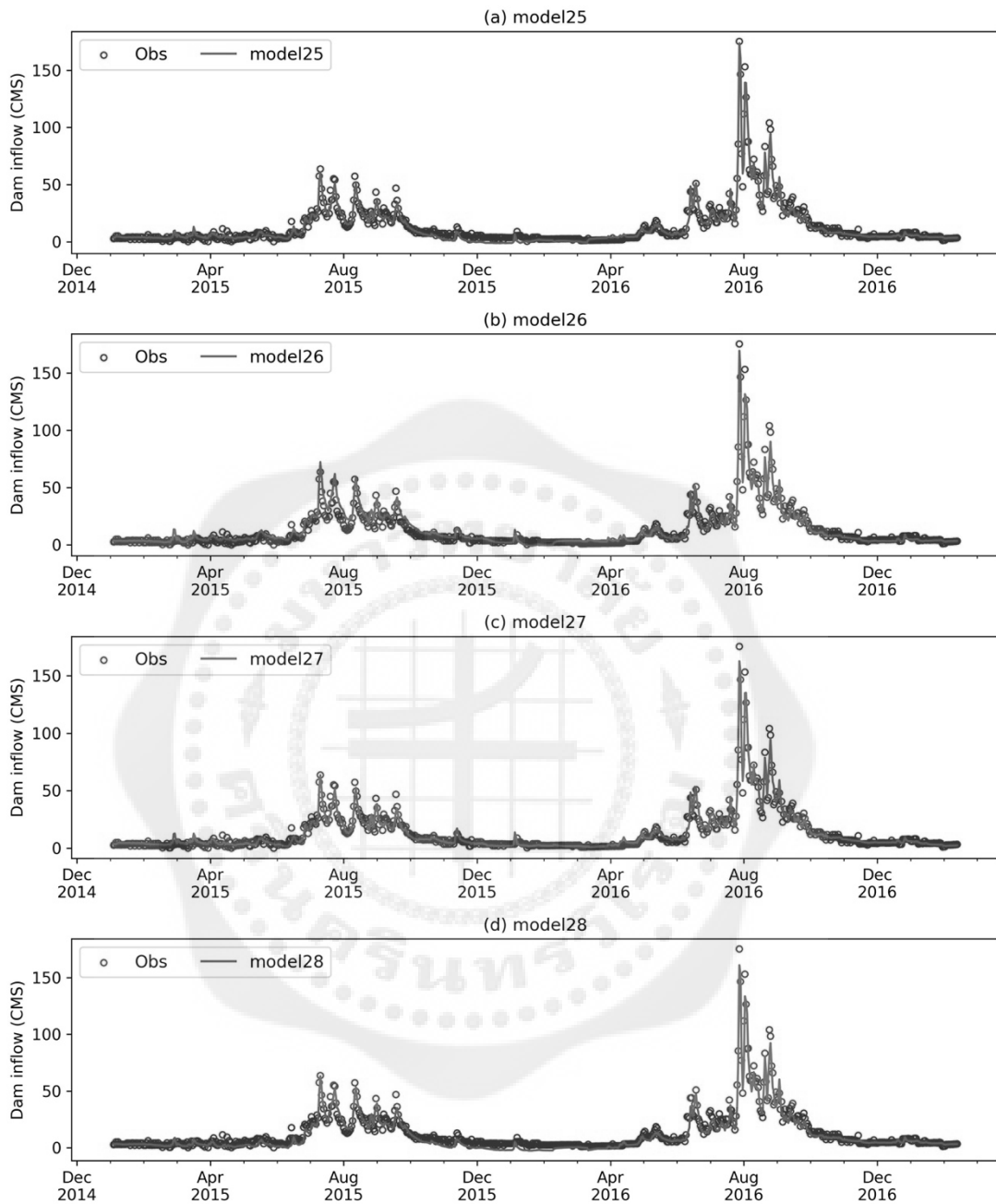
ภาพที่ 4.31 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนสิริกิติ์ระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560
โดยแบบจำลองที่ 13 - 16



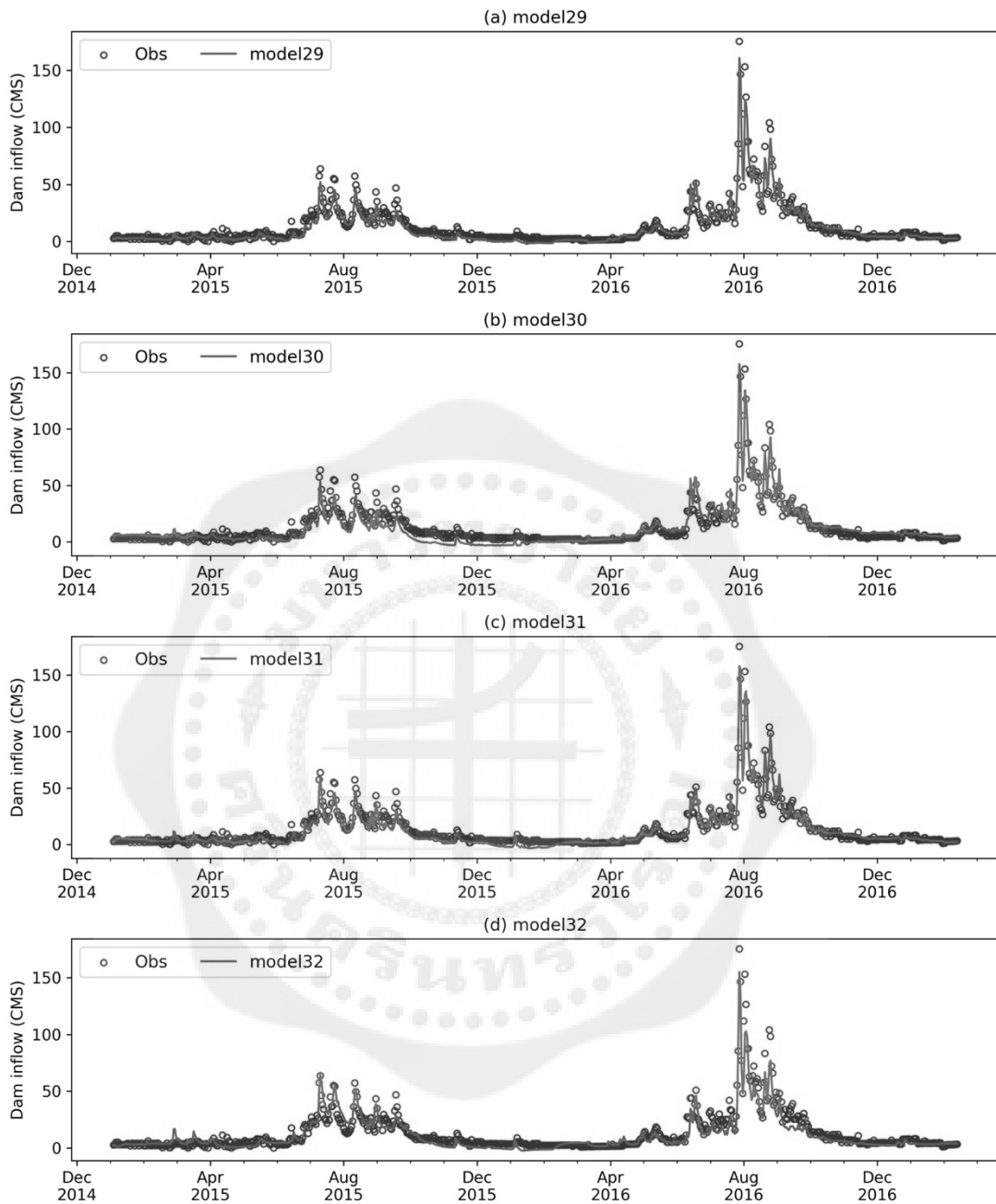
ภาพที่ 4.32 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนสิริกิติ์ระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560
โดยแบบจำลองที่ 17 - 20



ภาพที่ 4.33 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนสิริกิติ์ระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560
โดยแบบจำลองที่ 21 -24

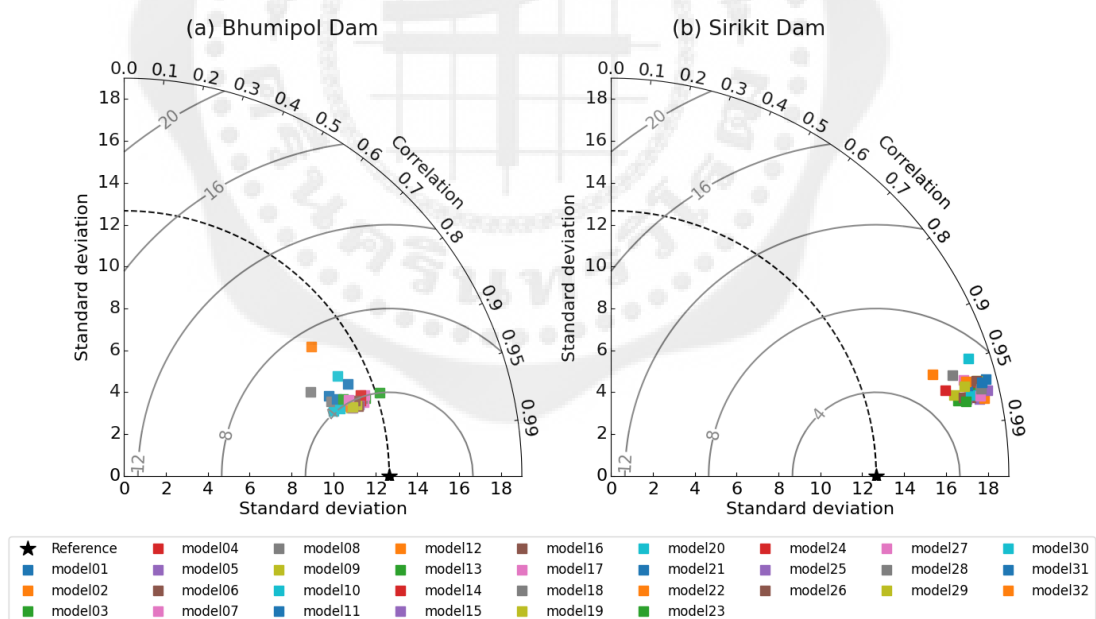


ภาพที่ 4.34 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนสิริกิติ์ระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560
โดยแบบจำลองที่ 25 - 28



ภาพที่ 4.35 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนสิริกิติ์ระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560
โดยแบบจำลองที่ 29 - 32

จากผลการวิเคราะห์ดังกล่าว แสดงให้เห็นถึงความแม่นยำของการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนของแบบ LSTM ทั้ง 32 แบบจำลอง นำมาพล็อตเพื่อเปรียบเทียบกันโดยใช้แผนภาพเทอร์เลอร์ (Taylor, 2001) ซึ่งแผนภาพเทอร์เลอร์เป็นกราฟหนึ่งในแผนภาพทางคณิตศาสตร์ที่แสดงความแตกต่างในชุดข้อมูลอ้างอิงและแบบจำลอง ทำให้สามารถใช้ตัวบ่งชี้จากเกณฑ์ทางสถิติได้ 3 มิติ ได้แก่ ค่า R^2 , ค่า RMSE และ ค่า SD ดังภาพที่ 4.36 แสดงแผนภาพเทอร์เลอร์ของการไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพล (a) และเขื่อนสิริกิติ์ (b) รายวันที่คาดการณ์จากแบบจำลอง 32 แบบจำลอง แบบจำลองของเขื่อนภูมิพลโดยรวมแสดงความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่าแบบจำลองของเขื่อนสิริกิติ์ สังเกตได้จากมีการเกาะกลุ่มกันของจุดมากกว่า และอยู่ใกล้จุดข้อมูลจากการตรวจวัดมากกว่า เนื่องจากมีค่า R^2 สูงกว่า และมีค่า SD ที่ต่ำกว่านั่นเอง ยกเว้นแบบจำลองที่ 32 ที่มีค่าทางสถิติแตกต่างจากแบบจำลองอื่นๆ ซึ่งแสดงความแม่นยำน้อยที่สุด ในขณะที่แบบจำลองของเขื่อนสิริกิติ์มีค่า SD สูงกว่าแบบจำลองของเขื่อนภูมิพลในทุกแบบจำลอง จึงทำให้กลุ่มของจุดข้อมูลอยู่ห่างจากจุดข้อมูลจากการตรวจวัด ดังตารางที่ 4.1 สรุปค่าสถิติที่ใช้ประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง LSTM ที่ประกอบด้วย Features ที่แตกต่างกันในขั้นตอน Validation จากชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ์ แบบจำลองของเขื่อนภูมิพลที่ให้ค่า R^2 สูงสุดและค่า RMSE ต่ำที่สุด ได้แก่ แบบจำลองที่ 16 ในขณะที่แบบจำลองของเขื่อนสิริกิติ์ให้ค่า R^2 สูงสุดและค่า RMSE ต่ำที่สุด ได้แก่ แบบจำลองที่ 5



ภาพที่ 4.36 แผนภาพเทอร์เลอร์ (Taylor diagram) แสดงการคาดการณ์การไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพล (a) และ เขื่อนสิริกิติ์ (b) ในขั้นตอน Validation

ตารางที่ 4.1 สรุปค่าสถิติที่ใช้ประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง LSTM ที่ประกอบด้วย Features ที่แตกต่างกันในขั้นตอน Validation จากชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล (BB) และเขื่อนสิริกิต (SK)

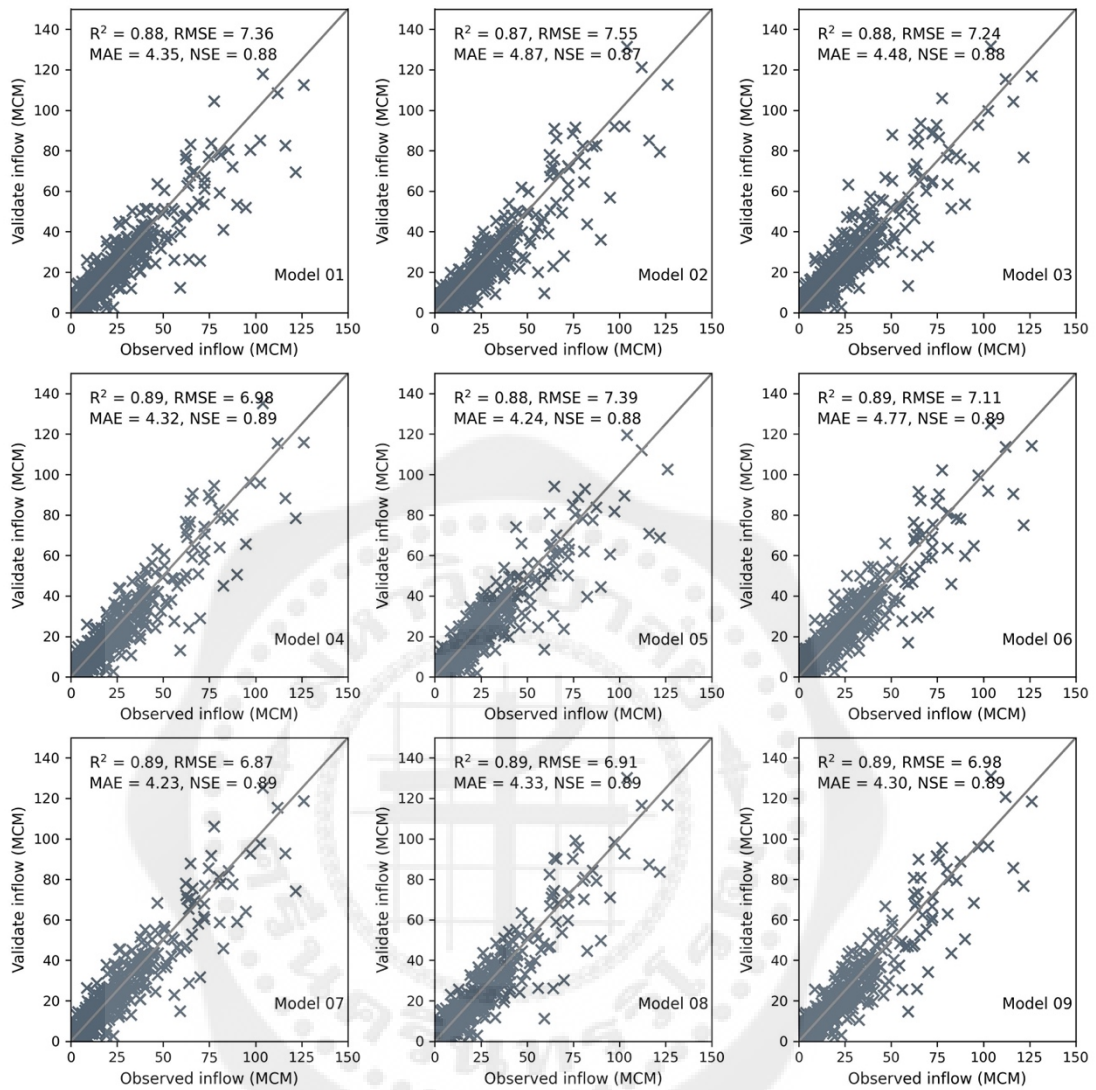
Models	R ²		RMSE		MAE		NSE	
	BB	SK	BB	SK	BB	SK	BB	SK
1	0.89	0.95	4.10	4.11	2.12	4.11	0.89	0.95
2	0.91	0.95	3.88	4.00	2.19	4.00	0.91	0.95
3	0.91	0.95	3.90	4.05	2.10	4.05	0.91	0.95
4	0.90	0.94	3.98	4.65	2.26	4.65	0.90	0.94
5	0.90	0.96	3.97	3.75	1.92	3.75	0.90	0.96
6	0.90	0.95	3.94	3.95	2.18	3.95	0.90	0.95
7	0.91	0.95	3.74	4.10	1.92	4.10	0.91	0.95
8	0.89	0.90	4.13	5.69	2.46	5.69	0.89	0.90
9	0.91	0.94	3.73	4.47	1.94	4.47	0.91	0.94
10	0.90	0.95	4.09	3.92	2.38	3.92	0.90	0.95
11	0.85	0.92	4.84	5.20	3.32	5.20	0.85	0.92
12	0.91	0.96	3.84	3.78	2.11	3.78	0.91	0.96
13	0.90	0.95	4.06	4.18	2.31	4.18	0.90	0.95
14	0.91	0.95	3.85	4.01	2.05	4.01	0.91	0.95
15	0.91	0.95	3.71	3.99	2.11	3.99	0.91	0.95
16	0.92	0.95	3.65	4.07	1.97	4.07	0.92	0.95
17	0.89	0.91	4.24	5.37	2.50	5.37	0.89	0.91
18	0.87	0.95	4.53	4.18	2.76	4.18	0.87	0.95
19	0.91	0.93	3.82	4.81	2.08	4.81	0.91	0.93
20	0.90	0.95	4.01	4.08	2.17	4.08	0.90	0.95
21	0.87	0.93	4.51	4.89	3.04	4.89	0.87	0.93
22	0.90	0.91	3.94	5.52	2.24	5.52	0.90	0.91
23	0.88	0.96	4.34	3.87	2.71	3.87	0.88	0.96
24	0.89	0.92	4.12	5.28	2.51	5.28	0.89	0.92
25	0.91	0.95	3.76	4.18	2.40	4.18	0.91	0.95
26	0.90	0.94	3.95	4.68	2.17	4.68	0.90	0.94
27	0.89	0.96	4.14	3.90	2.43	3.90	0.89	0.96
28	0.81	0.94	5.58	4.68	3.90	4.68	0.81	0.94
29	0.91	0.93	3.77	4.79	2.09	4.79	0.91	0.93
30	0.81	0.90	5.58	5.90	4.09	5.90	0.81	0.90
31	0.84	0.94	5.05	4.68	3.53	4.68	0.84	0.94
32	0.65	0.89	7.45	6.05	4.63	6.05	0.65	0.89

4.3.2 ขั้นตอน Test

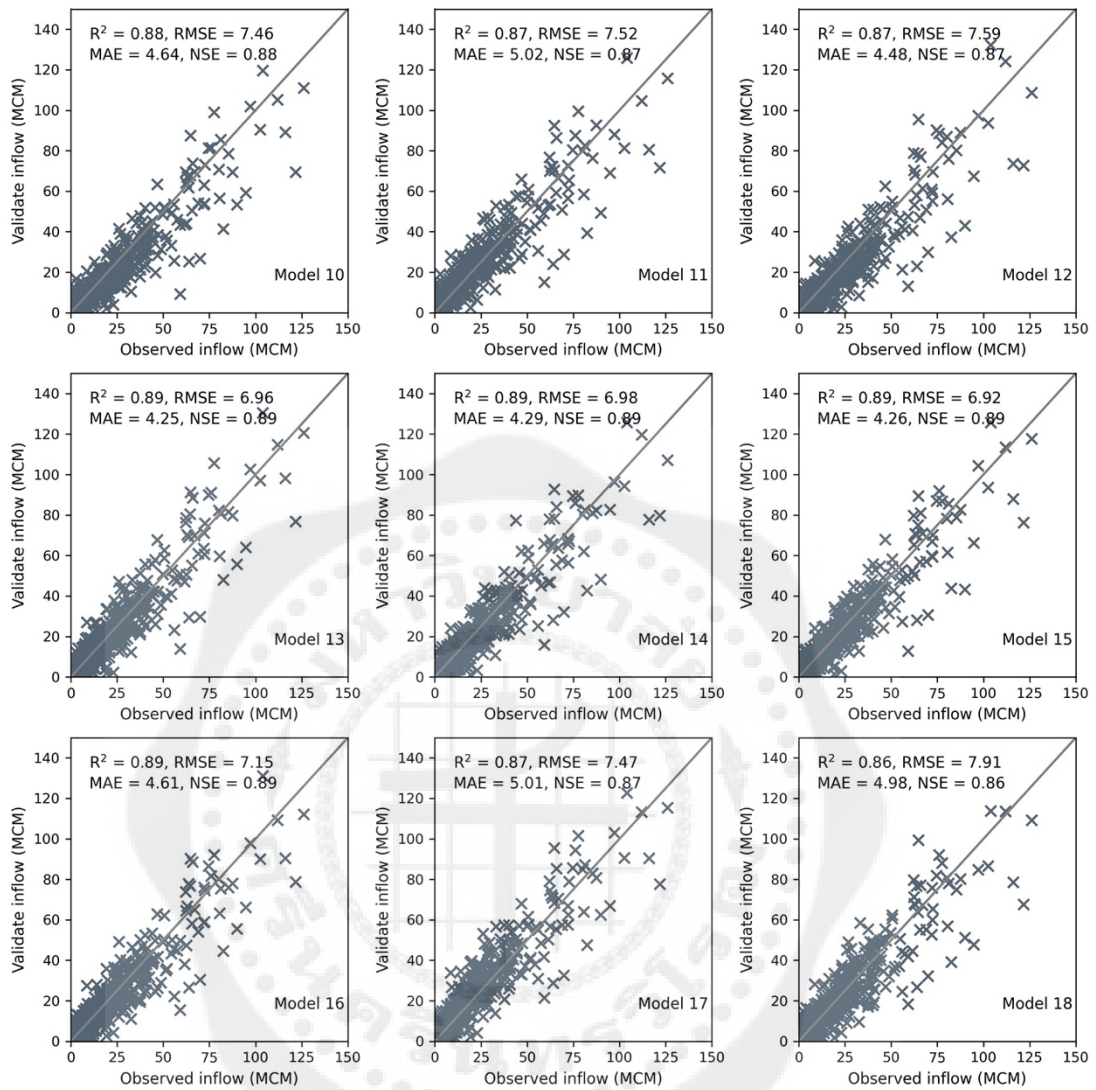
4.3.2.1 เชื้อนภูมิพล

การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพลในขั้นตอน Validation ระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560 ดังแสดงในแผนภาพการกระจาย (ภาพที่ 37 – 40) แบบจำลองการทำนายการไหลเข้าของอ่างเก็บน้ำรายวันที่ดีที่สุดสามารถทำได้โดยการระบุการไหลเข้าของอ่างเก็บน้ำ ณ เวลามา $t+30$ เป็นฟังก์ชันของการไหลเข้าที่สังเกตได้ที่ขั้นตอนเวลา t การไหลเข้าโดยเฉลี่ย ณ เวลาล่าช้า ขั้นตอน $t-1$ ถึง $t-3$ ด้วยอัตราการเรียนรู้ 0.1 โครงสร้างอินพุตที่ดีที่สุดสำหรับแบบจำลองการทำนายรายเดือนคือการไหลเข้าที่สังเกตได้ที่ขั้นตอนเวลา t , การไหลเข้าโดยเฉลี่ยที่ขั้นตอนเวลาล่าช้า $t-1$ ถึง $t-7$, ปริมาณน้ำฝนและความชื้น ณ เวลาขั้นตอน t ด้วยอัตราการเรียนรู้ 0.001 นอกจากนี้ การแยกชุดข้อมูลการฝึกอบรมและการทดสอบโดยใช้อัตราส่วน 60:40 และ 80:20 ทำให้มีความแม่นยำที่สูงขึ้นสำหรับแบบจำลอง LSTM ความแม่นยำของการคาดการณ์สำหรับแบบจำลอง LSTM สูงโดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.91 และ NSE เท่ากับ 0.91 และมีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด โดยมีค่า RMSE เท่ากับ 3.66 และค่า MAE เท่ากับ 1.92

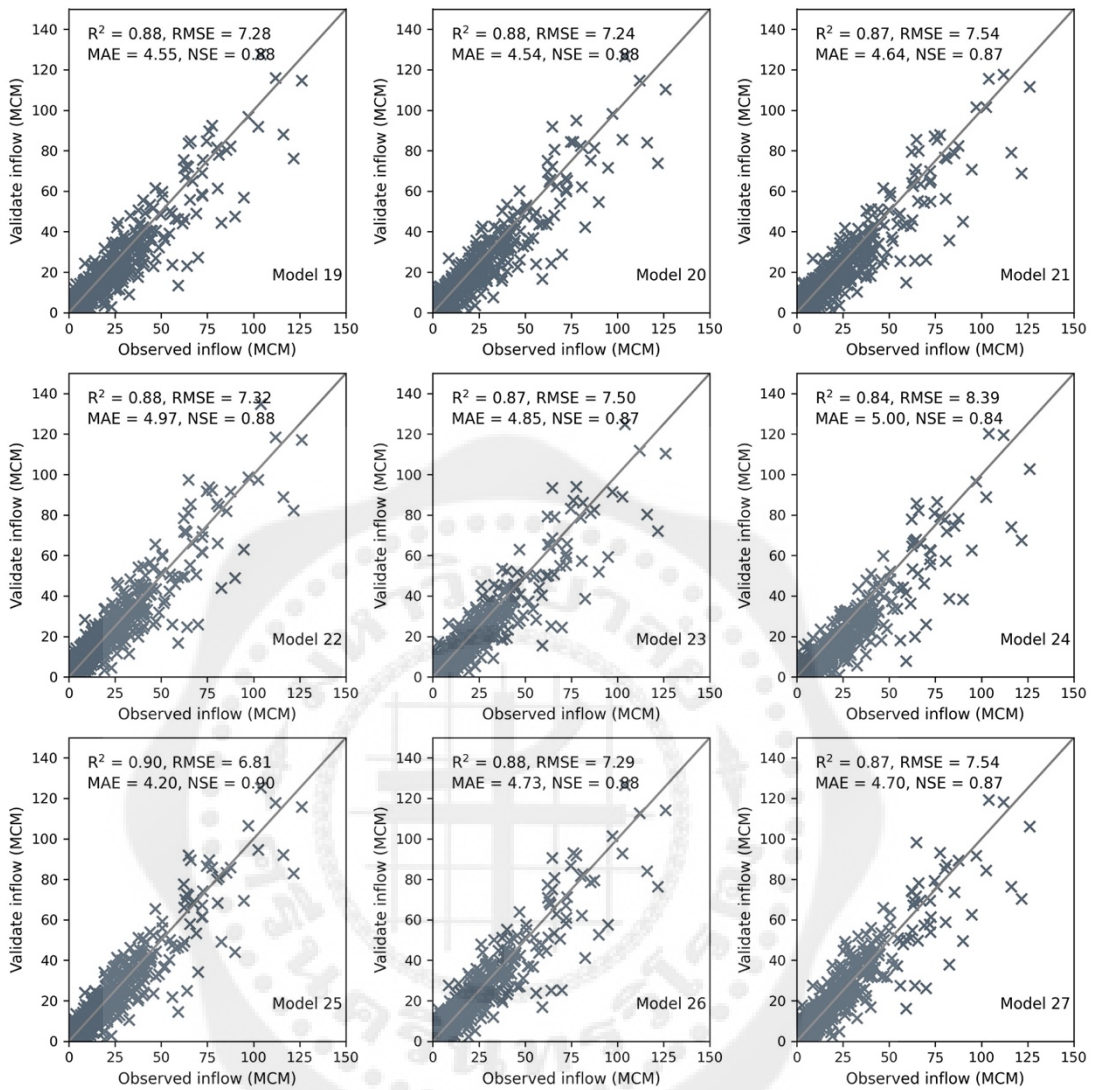
นอกจากนี้กราฟน้ำไหลเข้าเขื่อนรายวัน (ภาพที่ 41 – 48) ยังบ่งชี้ว่าแบบจำลองส่วนใหญ่สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำ แต่พยากรณ์ได้ต่ำกว่าความเป็นจริงในช่วงที่มีปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนสูงสุด ได้แก่ เดือนกรกฎาคมถึงเดือนกันยายน พ.ศ. 2558 (ปี 2015) และเดือนกันยายน พ.ศ. 2559 (ปี 2016) ยกเว้นแบบจำลองที่ 2, 4, 6, 8, 9, 12, 13, 15, 16, 24, 25 และ 30 ที่สามารถทำนายปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนภูมิพลปริมาณสูงสุดได้ใกล้เคียงมากที่สุด



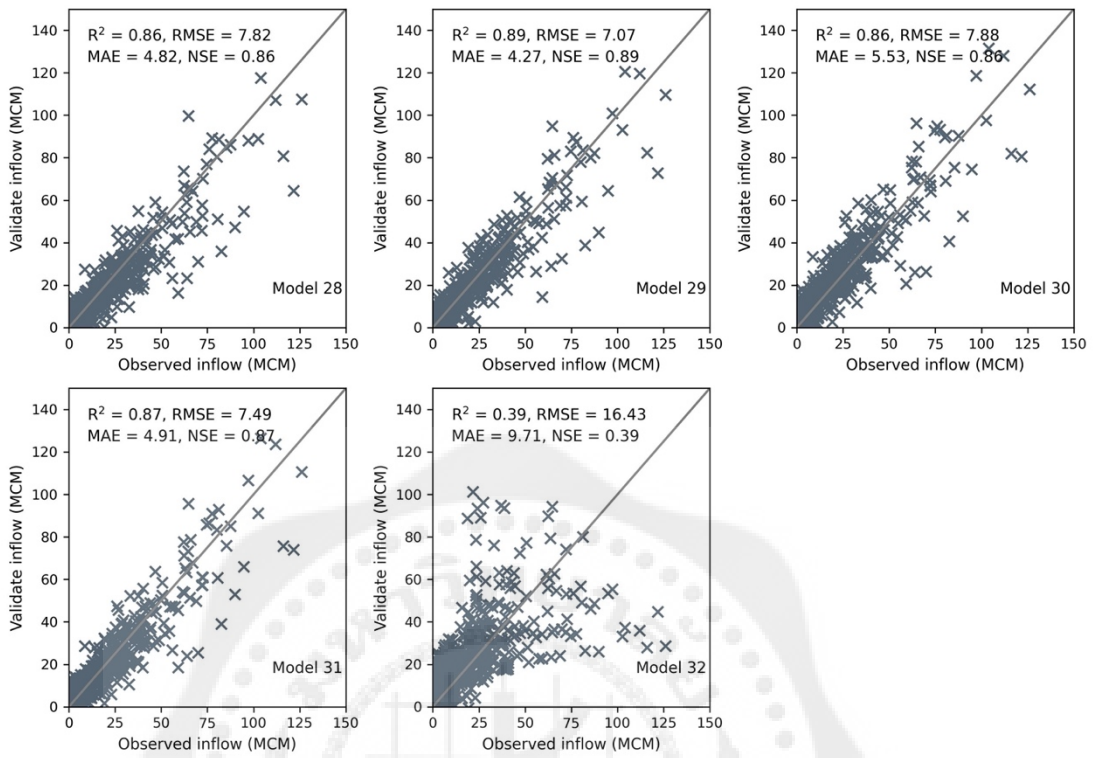
ภาพที่ 4.37 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 1 ถึง 9 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล



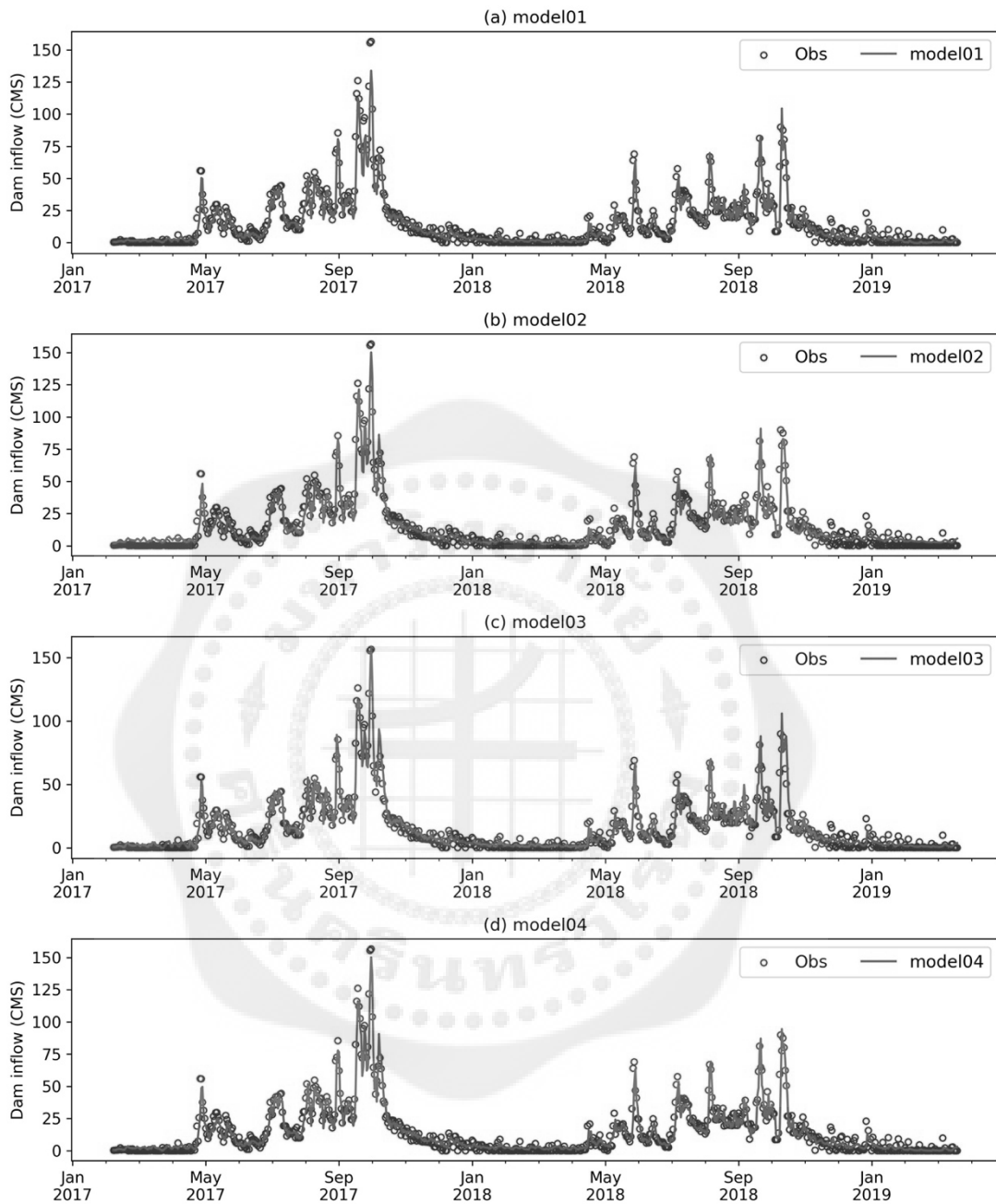
ภาพที่ 4.38 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 10 ถึง 18 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล



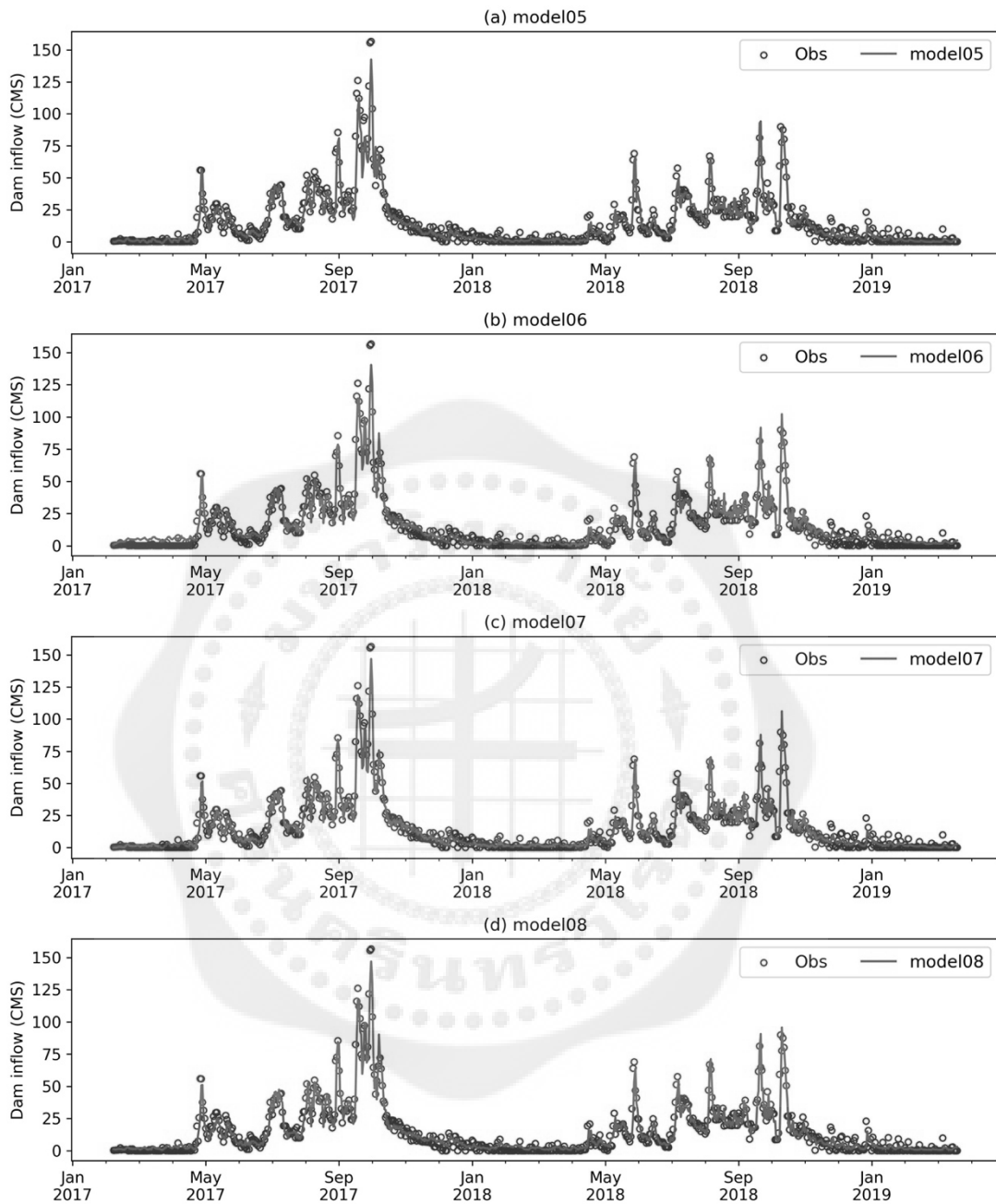
ภาพที่ 4.39 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 19 ถึง 27 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล



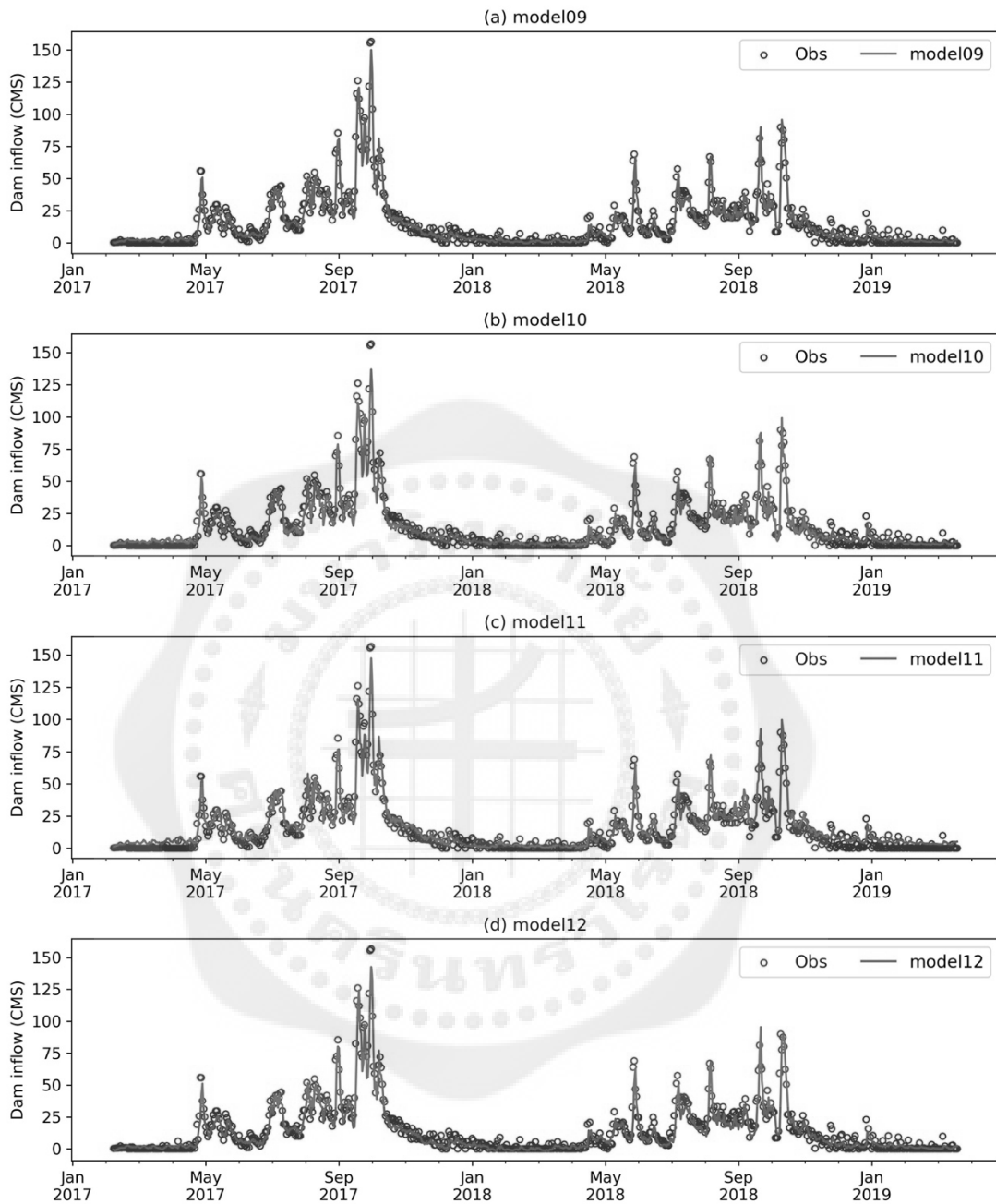
ภาพที่ 4.40 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 28 ถึง 32 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล



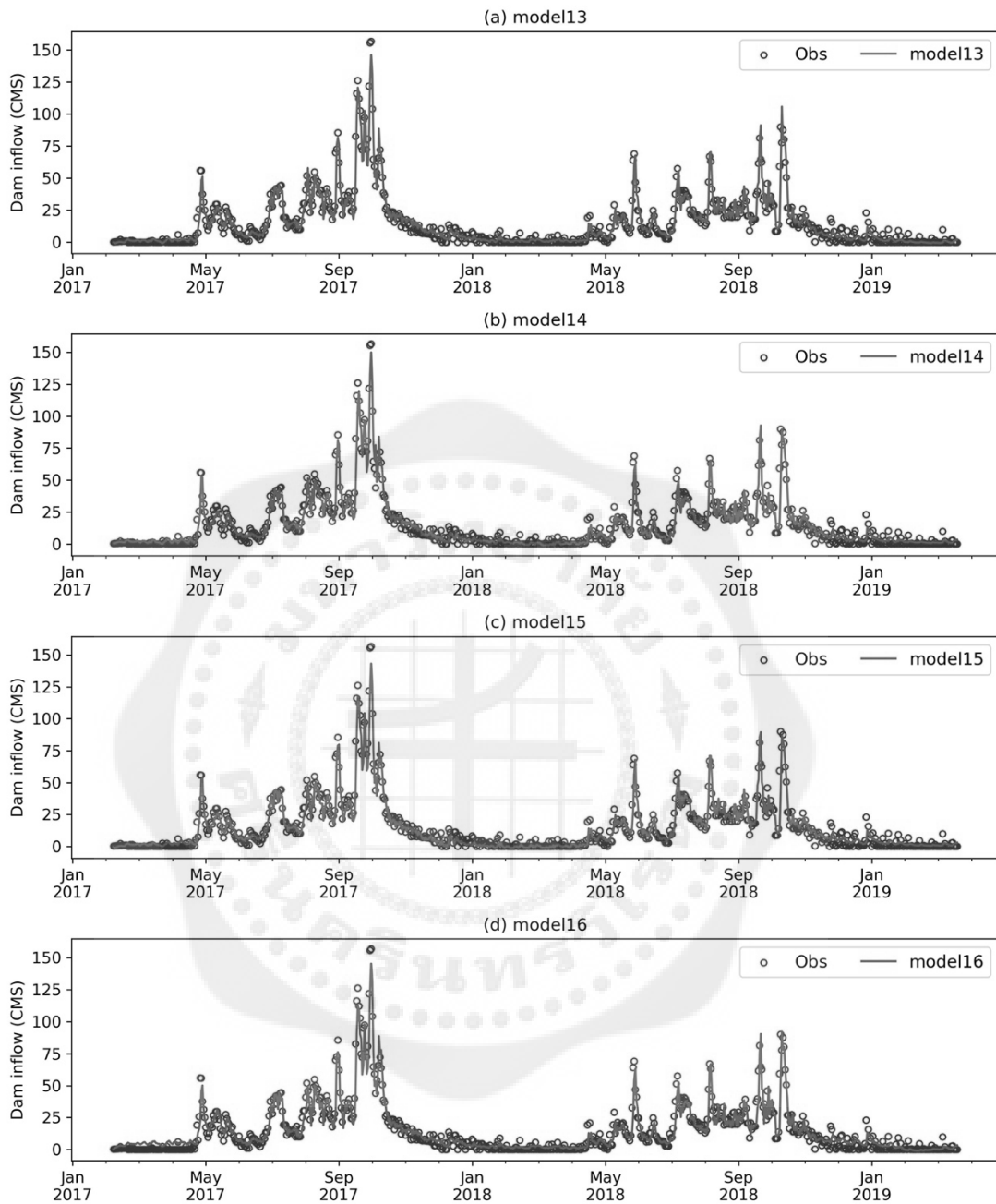
ภาพที่ 4.41 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยแบบจำลองที่ 1 - 4



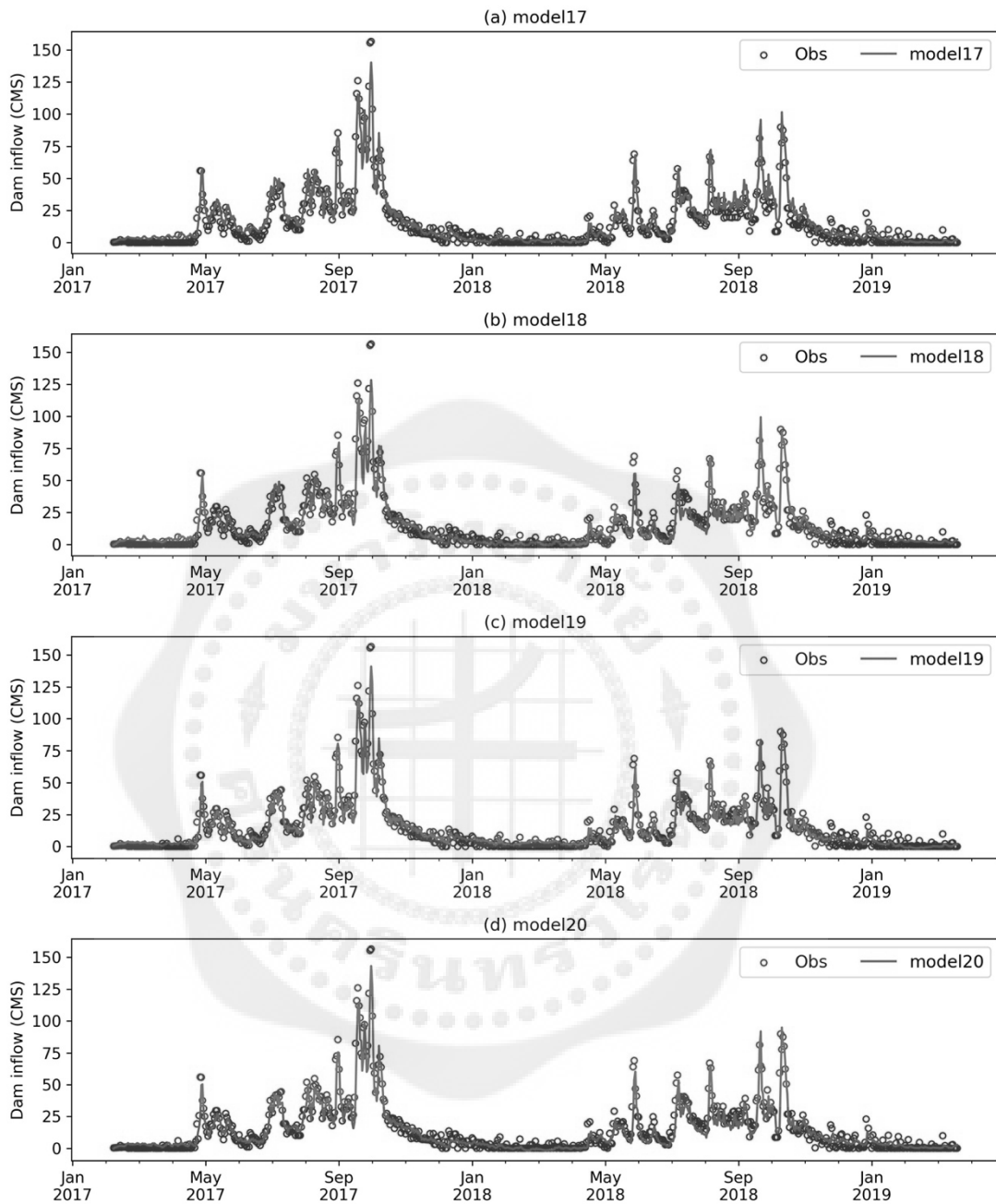
ภาพที่ 4.42 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยแบบจำลองที่ 5 - 8



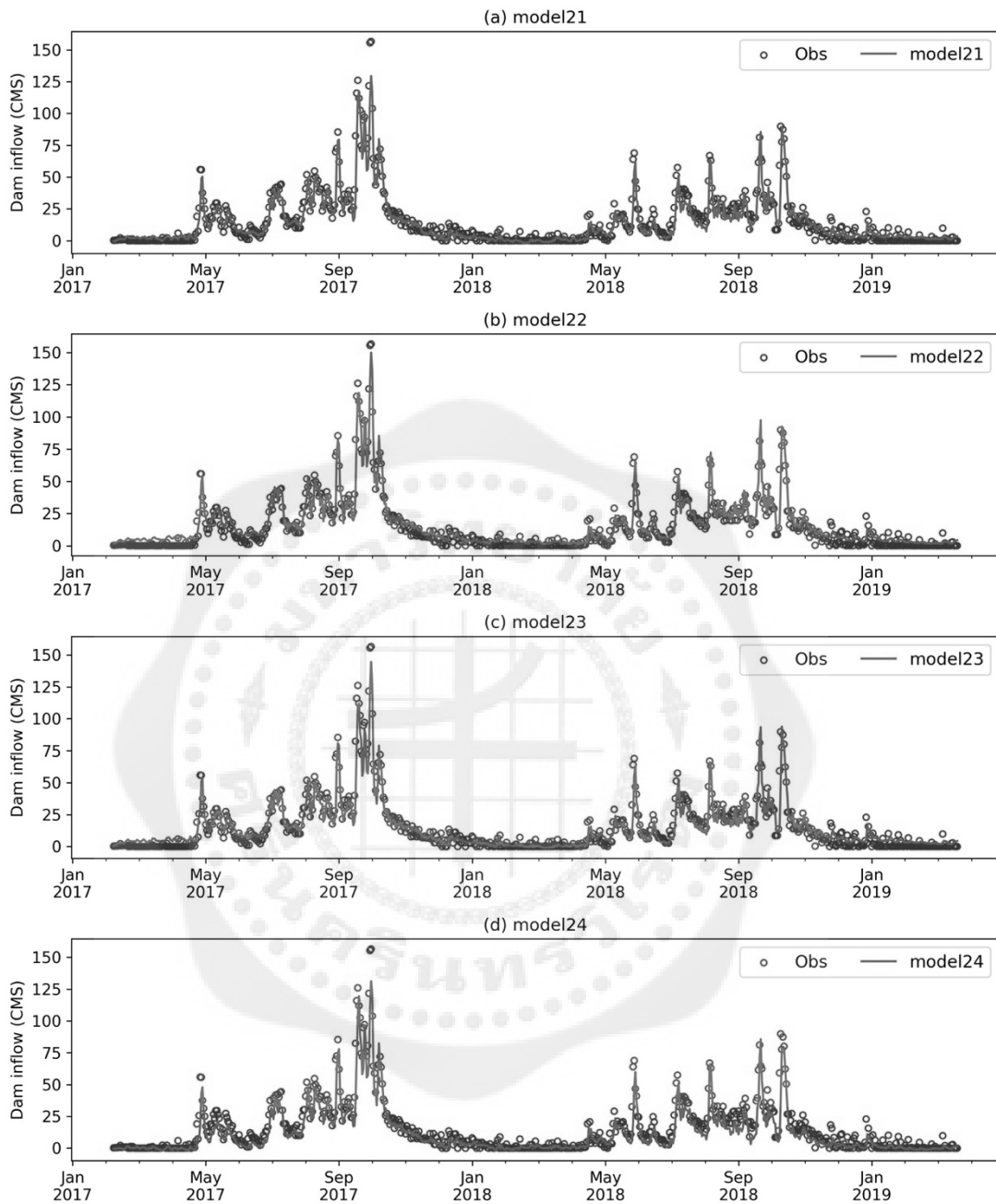
ภาพที่ 4.43 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยแบบจำลองที่ 9 - 12



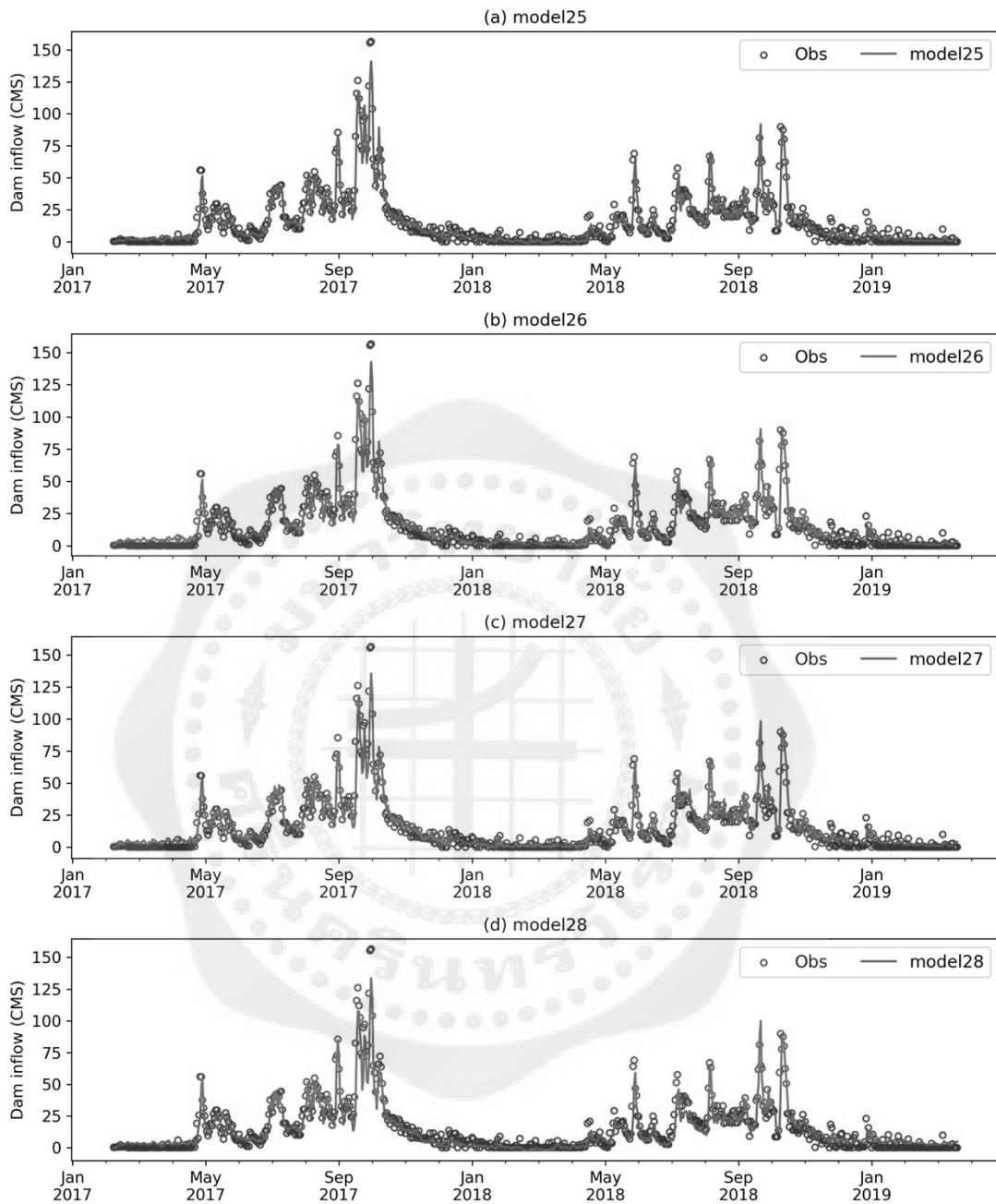
ภาพที่ 4.44 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
โดยแบบจำลองที่ 13 - 16



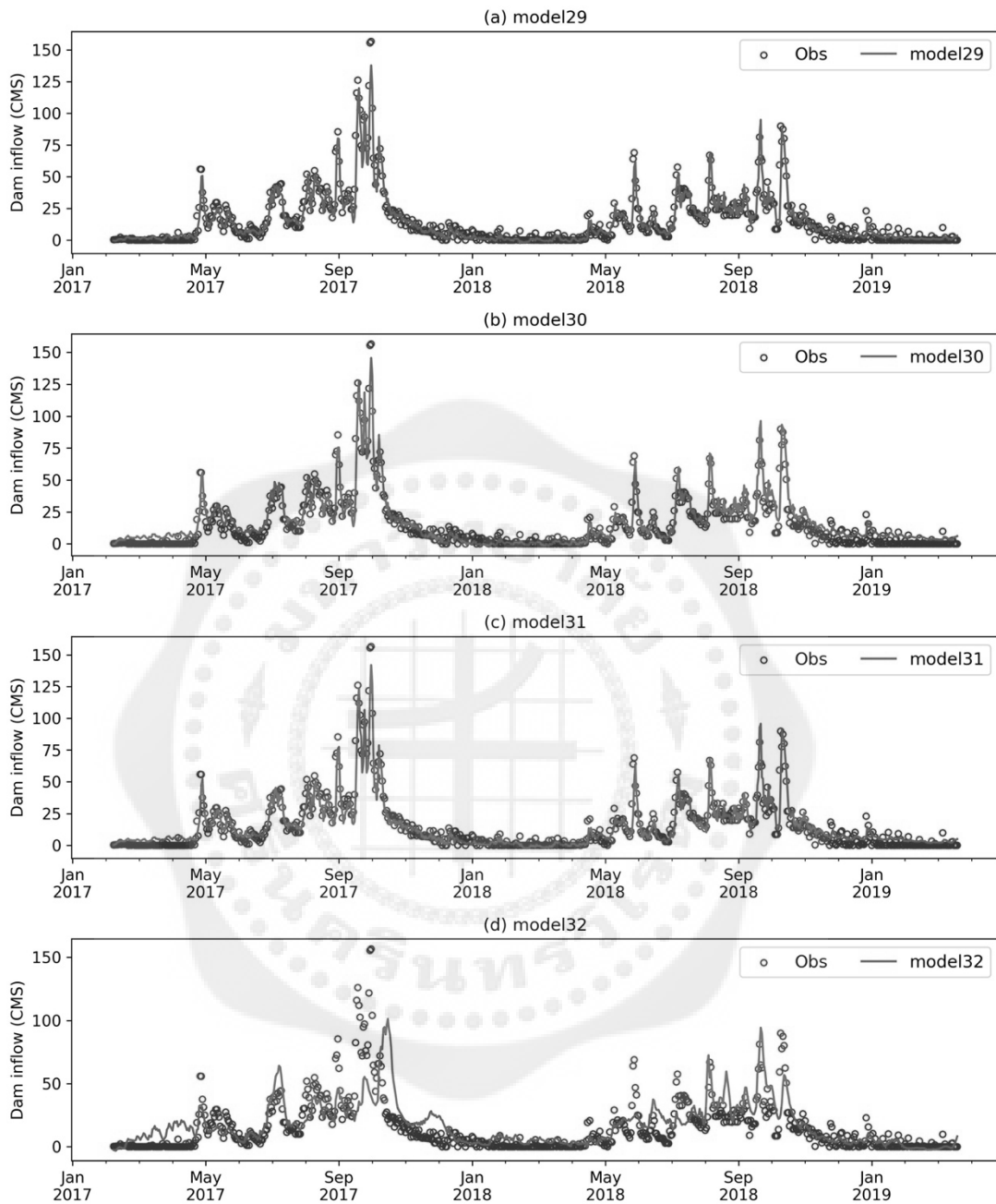
ภาพที่ 4.45 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
โดยแบบจำลองที่ 17 - 20



ภาพที่ 4.46 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
โดยแบบจำลองที่ 21 - 24



ภาพที่ 4.47 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
โดยแบบจำลองที่ 25 - 28

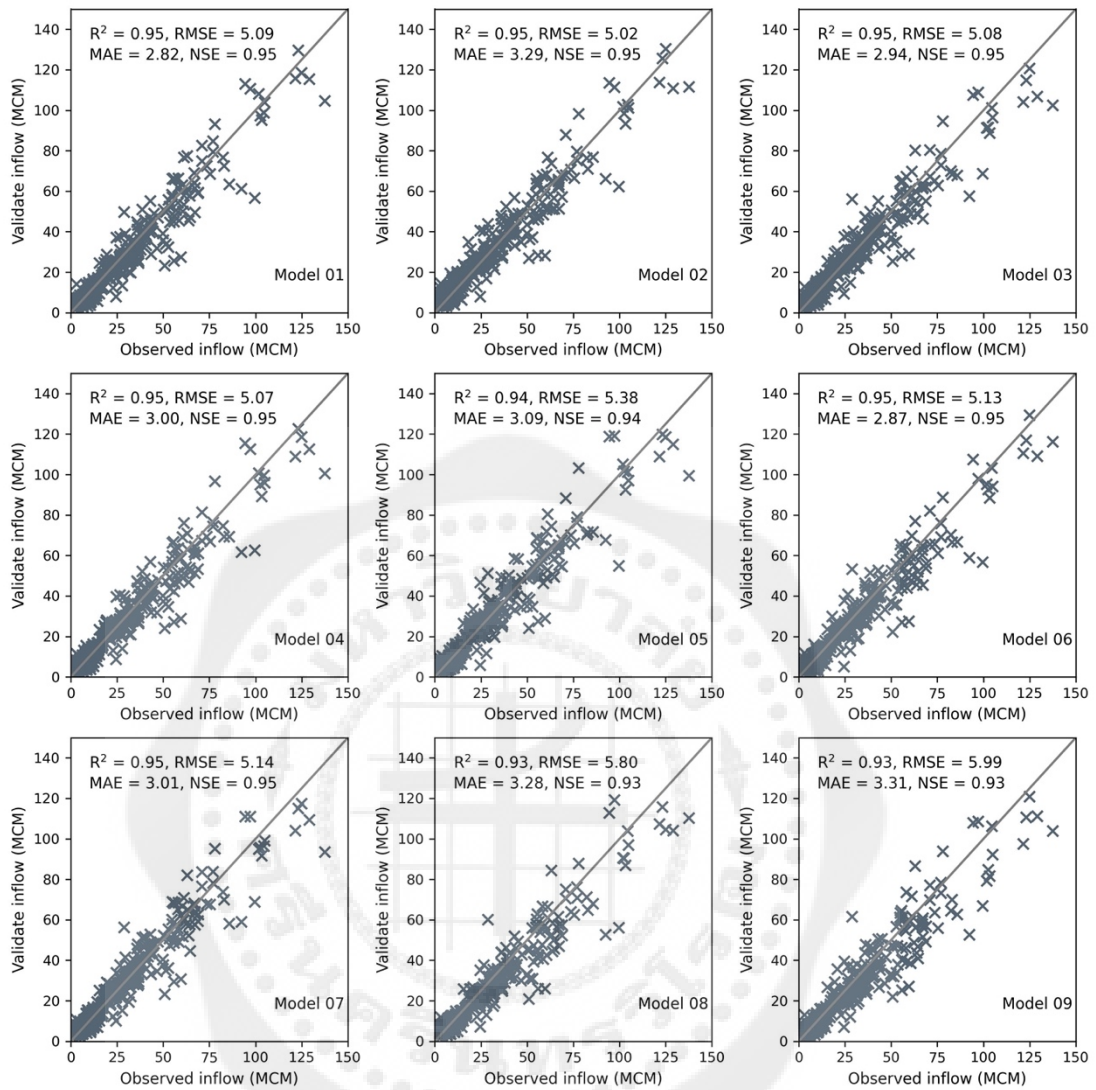


ภาพที่ 4.48 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนภูมิพลระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
โดยแบบจำลองที่ 29 - 32

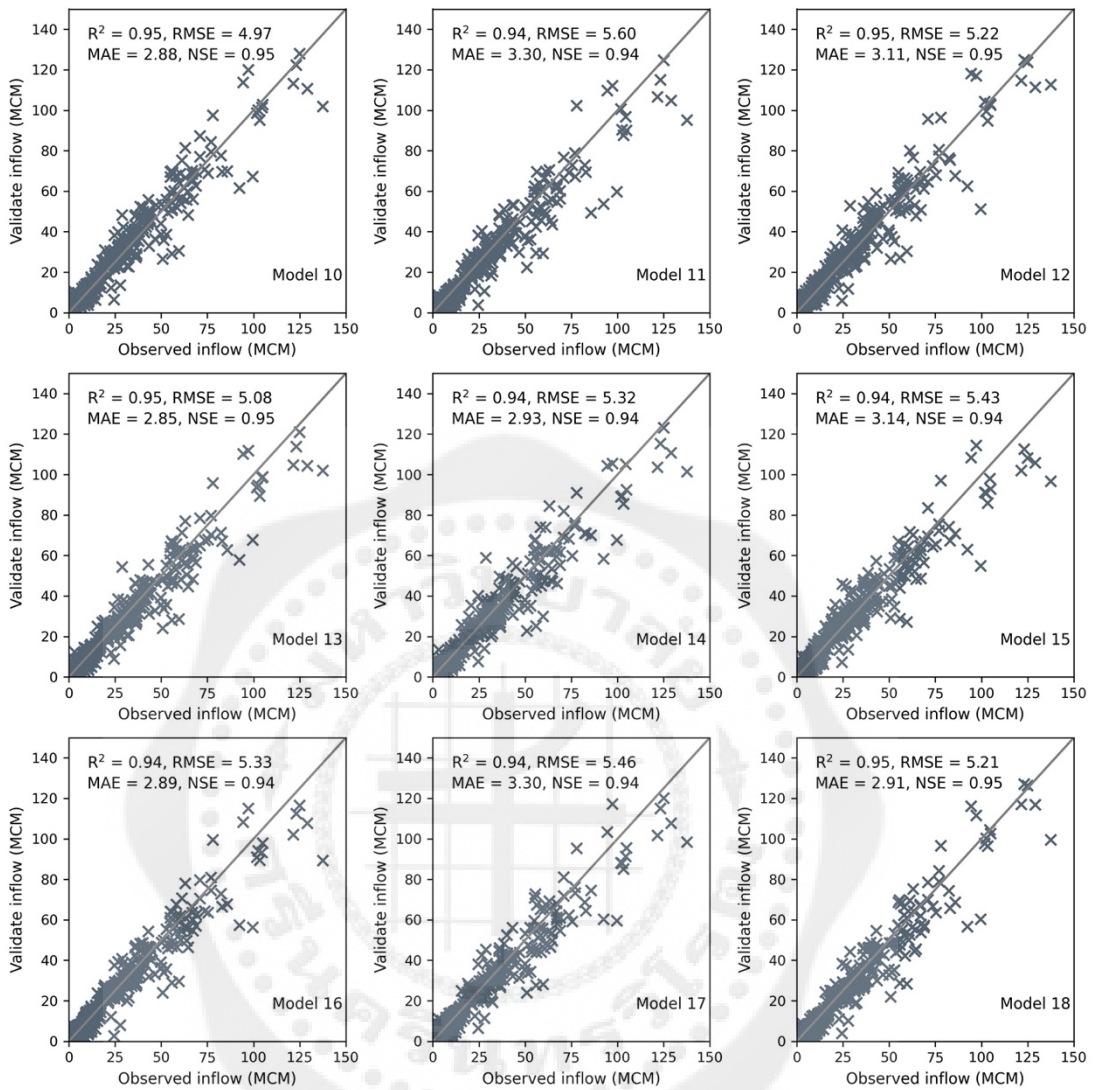
4.3.2.2 เชื้อนสิริกิต

การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเชื้อนสิริกิตในขั้นตอน Validation ระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560 ดังแสดงในแผนภาพการกระจาย (ภาพที่ 49 – 52) แบบจำลองการทำนายการไหลเข้าของอ่างเก็บน้ำรายวันที่ดีที่สุดสามารถทำได้โดยการระบุการไหลเข้าของอ่างเก็บน้ำ ณ เวลามา $t+30$ เป็นฟังก์ชันของการไหลเข้าที่สังเกตได้ที่ขั้นตอนเวลา t การไหลเข้าโดยเฉลี่ย ณ เวลาล่าช้า ขั้นตอน $t-1$ ถึง $t-3$ ด้วยอัตราการเรียนรู้ 0.1 โครงสร้างอินพุตที่ดีที่สุดสำหรับแบบจำลองการทำนายรายเดือนคือการไหลเข้าที่สังเกตได้ที่ขั้นตอนเวลา t , การไหลเข้าโดยเฉลี่ยที่ขั้นตอนเวลาล่าช้า $t-1$ ถึง $t-7$, ปริมาณน้ำฝนและความชื้น ณ เวลาขั้นตอน t ด้วยอัตราการเรียนรู้ 0.001 นอกจากนี้ การแยกชุดข้อมูลการฝึกอบรมและการทดสอบโดยใช้อัตราส่วน 60:40 และ 80:20 ทำให้มีความแม่นยำที่สูงขึ้นสำหรับแบบจำลอง LSTM ความแม่นยำของการคาดการณ์สำหรับแบบจำลอง LSTM สูงโดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.96 และ NSE เท่ากับ 0.96 และมีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด โดยมีค่า RMSE เท่ากับ 3.75 และค่า MAE เท่ากับ 2.11

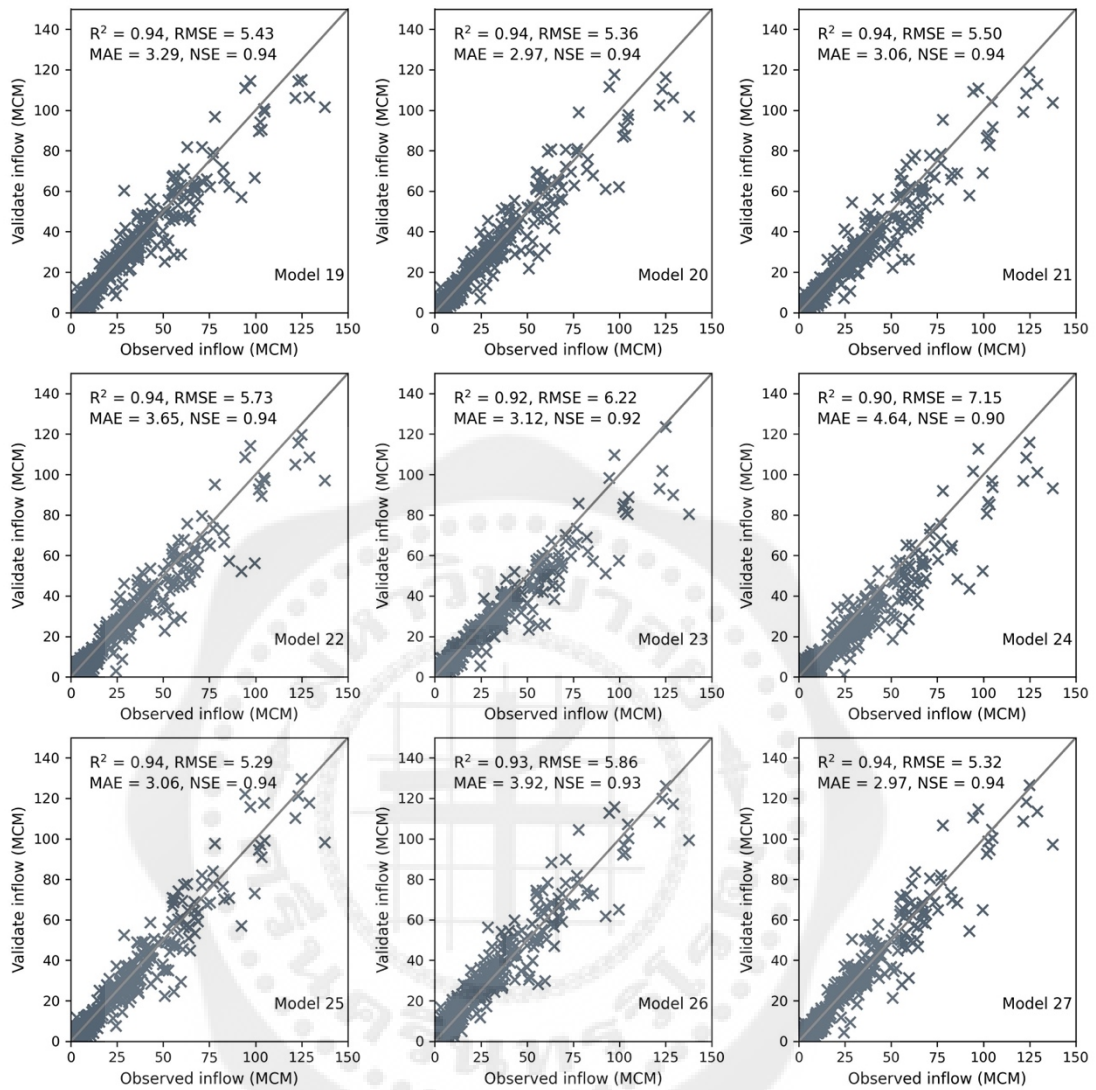
นอกจากนี้กราฟน้ำไหลเข้าเชื้อนสิริกิตรายวัน (ภาพที่ 53 – 60) ยังบ่งชี้ว่าแบบจำลองส่วนใหญ่สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำ แต่พยากรณ์ได้ต่ำกว่าความเป็นจริงในช่วงที่มีปริมาณน้ำไหลเข้าเชื้อนสิริกิตสูงสุด ได้แก่ เดือนกรกฎาคมถึงเดือนกันยายน พ.ศ. 2558 (ปี 2015) และเดือนกันยายน พ.ศ. 2559 (ปี 2016) ยกเว้นแบบจำลองที่ 2, 4, 6, 8, 9, 12, 13, 15, 16, 24, 25 และ 30 ที่สามารถทำนายปริมาณน้ำไหลเข้าเชื้อนสิริกิตปริมาณสูงสุดได้ใกล้เคียงมากที่สุด



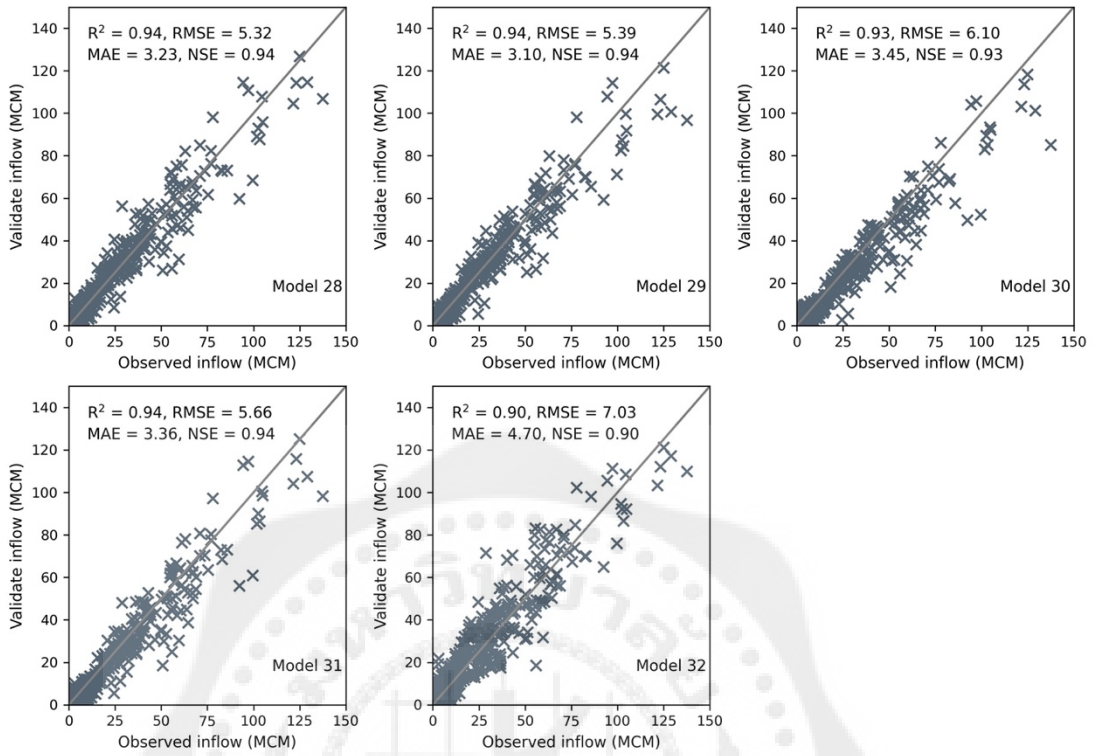
ภาพที่ 4.49 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 1 ถึง 9 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิติ์



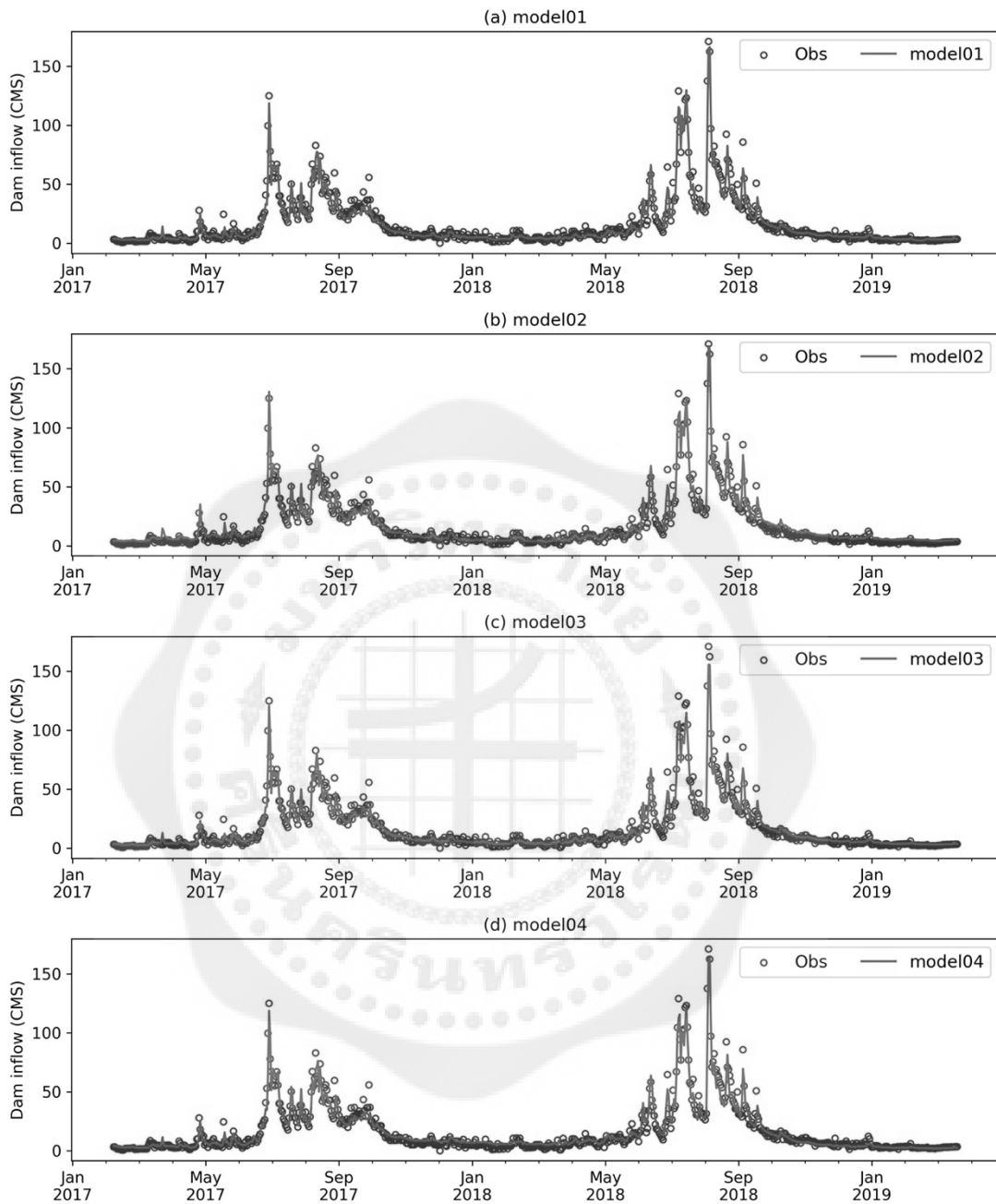
ภาพที่ 4.50 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 10 ถึง 18 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิติ์



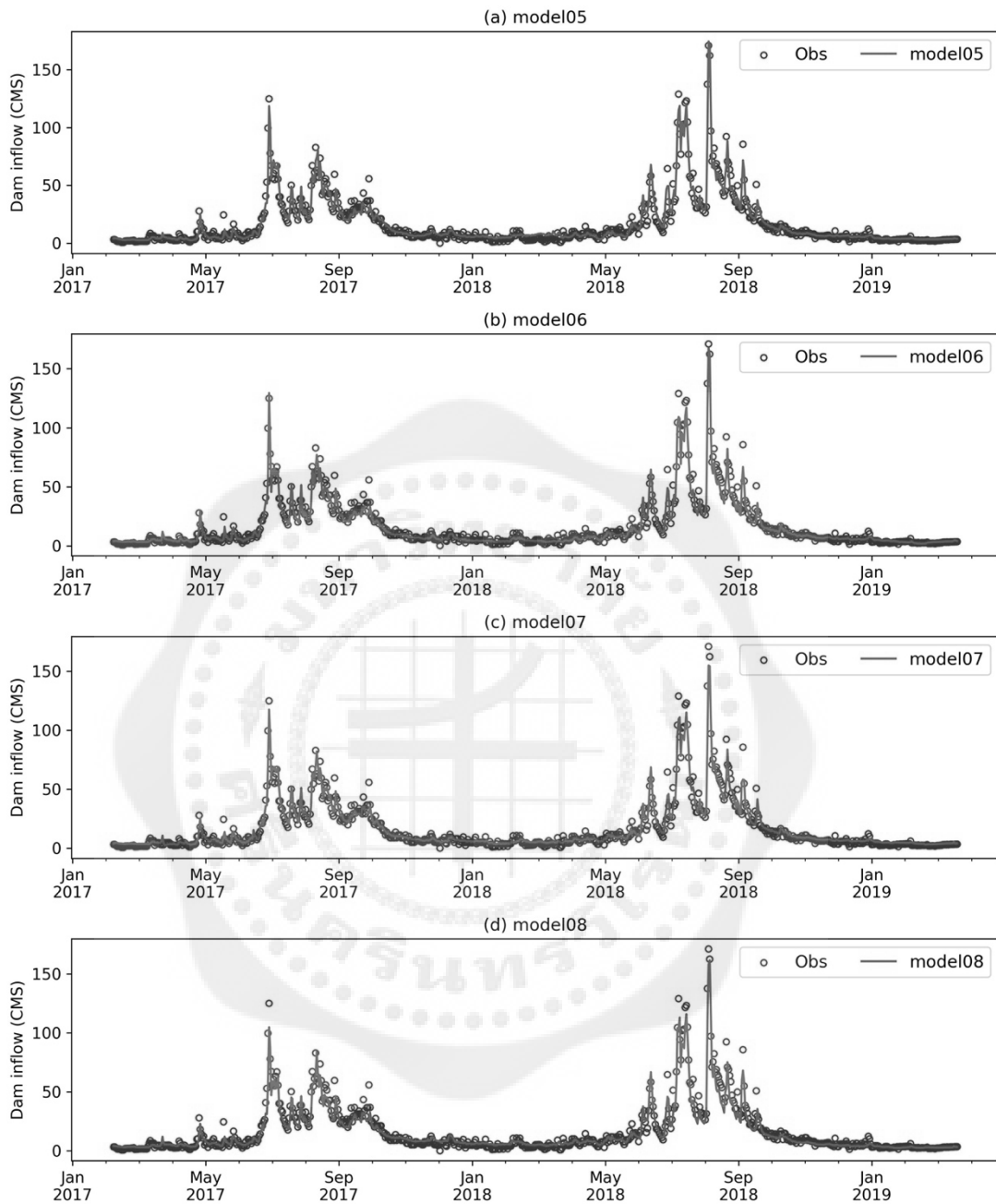
ภาพที่ 4.51 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 19 ถึง 27 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิติ์



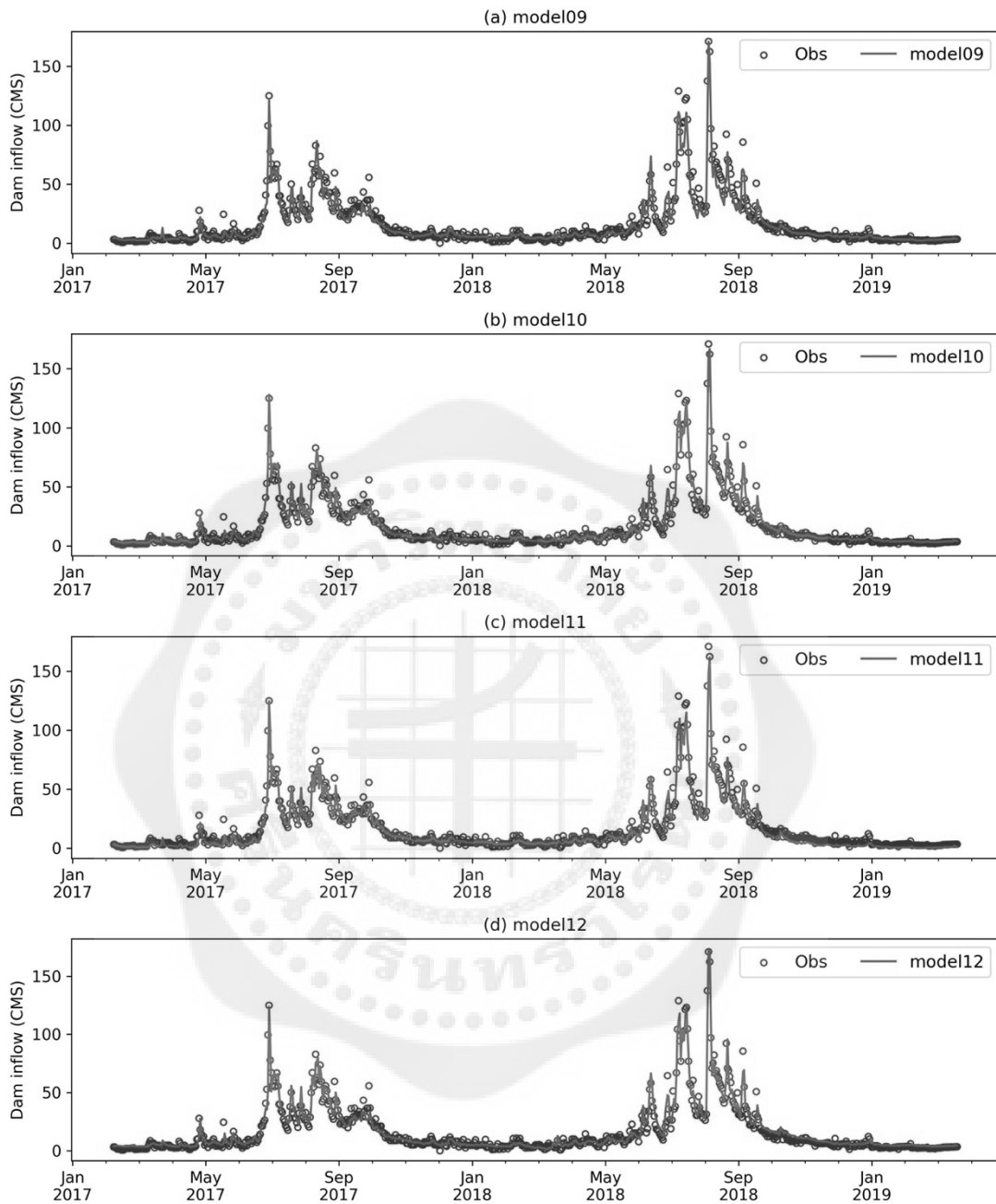
ภาพที่ 4.52 กราฟ Scatter plot ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อนจากการตรวจวัดและการพยากรณ์โดยแบบจำลองที่ 28 ถึง 32 ในขั้นตอน Test ด้วยชุดข้อมูลเขื่อนสิริกิติ์



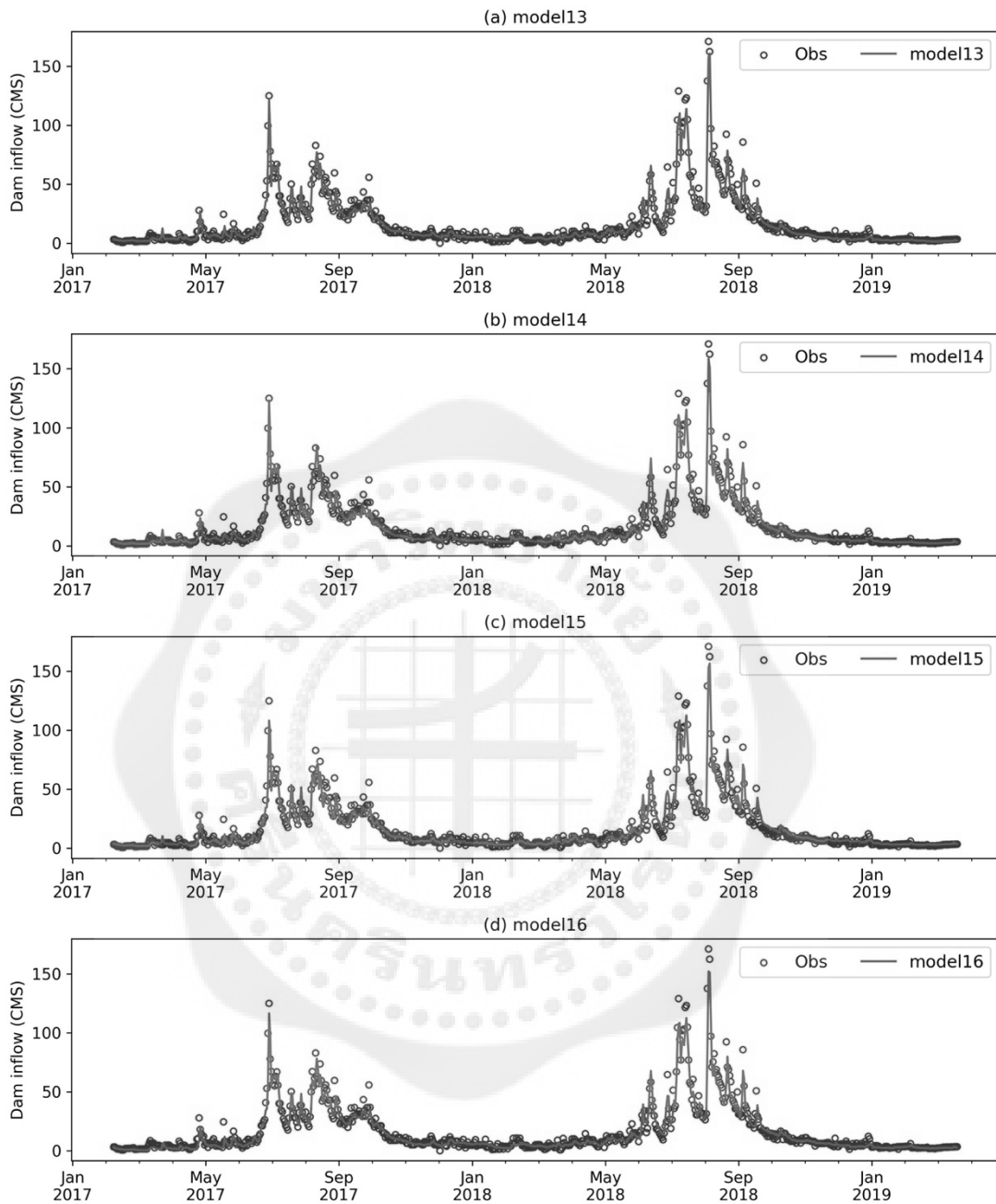
ภาพที่ 4.53 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเขื่อนสิริกิติ์ระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยแบบจำลองที่ 1 - 4



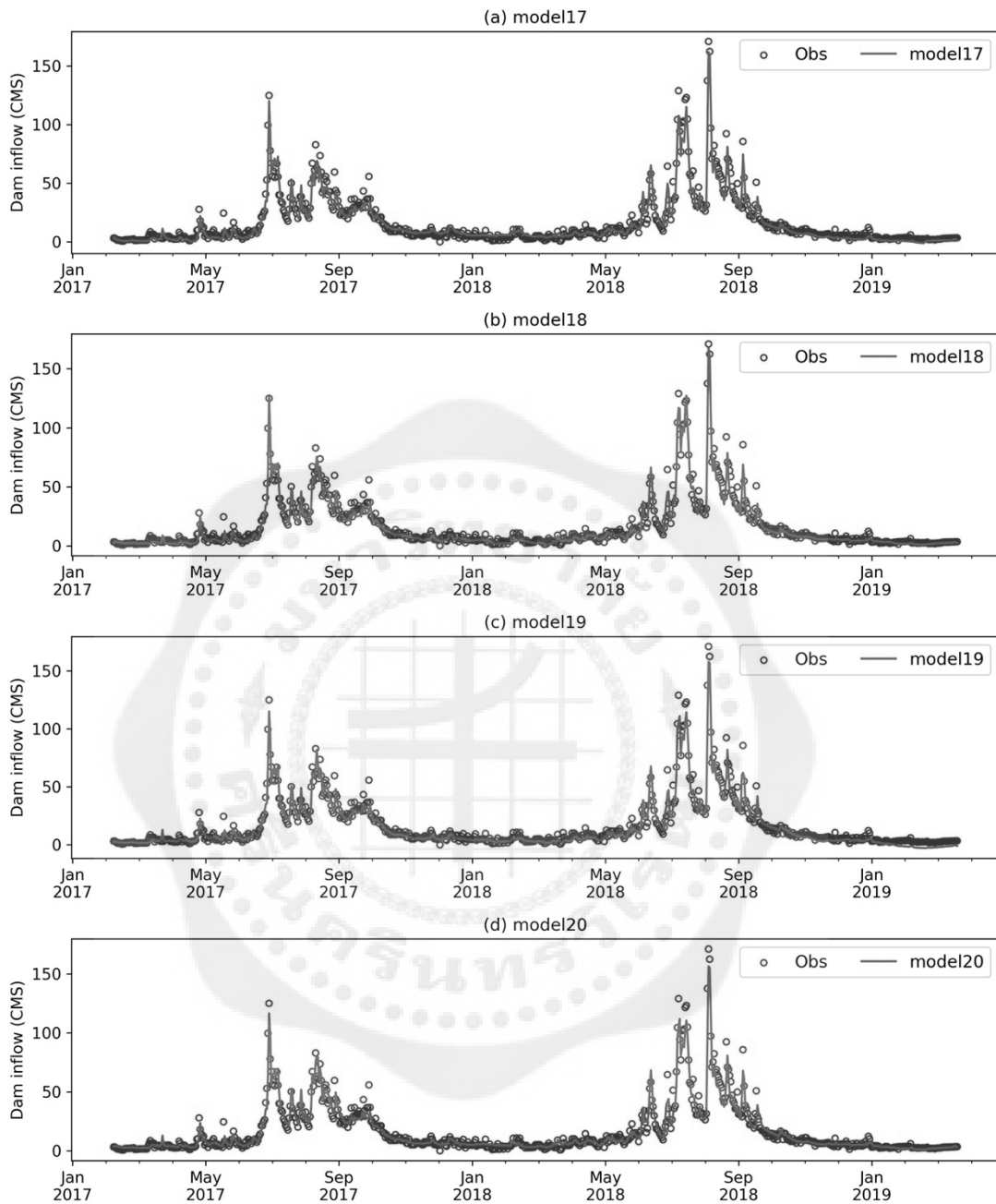
ภาพที่ 4.54 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเขื่อนสิริกิติ์ระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยแบบจำลองที่ 5 - 8



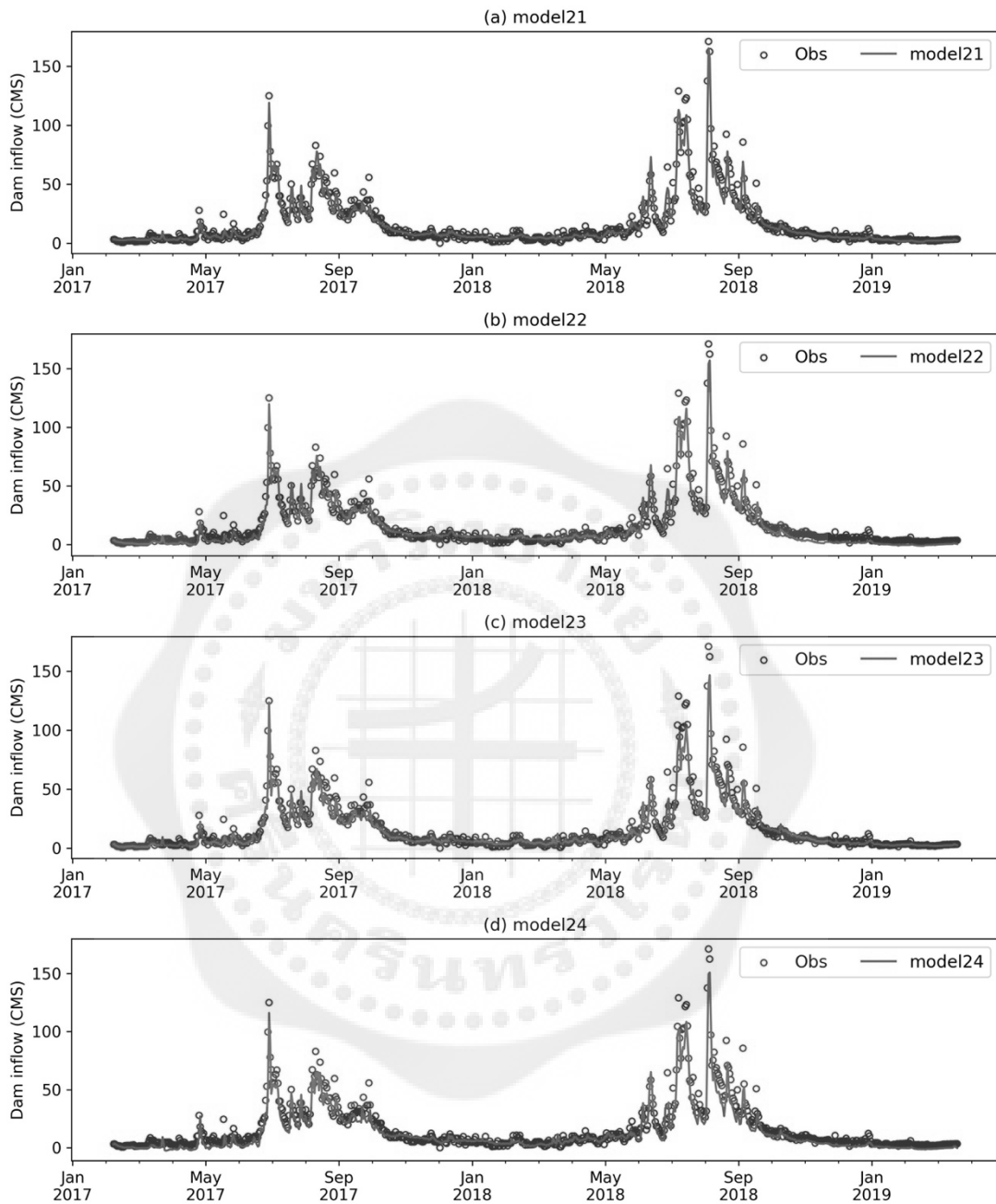
ภาพที่ 4.55 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้าเขื่อนสิริกิติ์ระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยแบบจำลองที่ 9 - 12



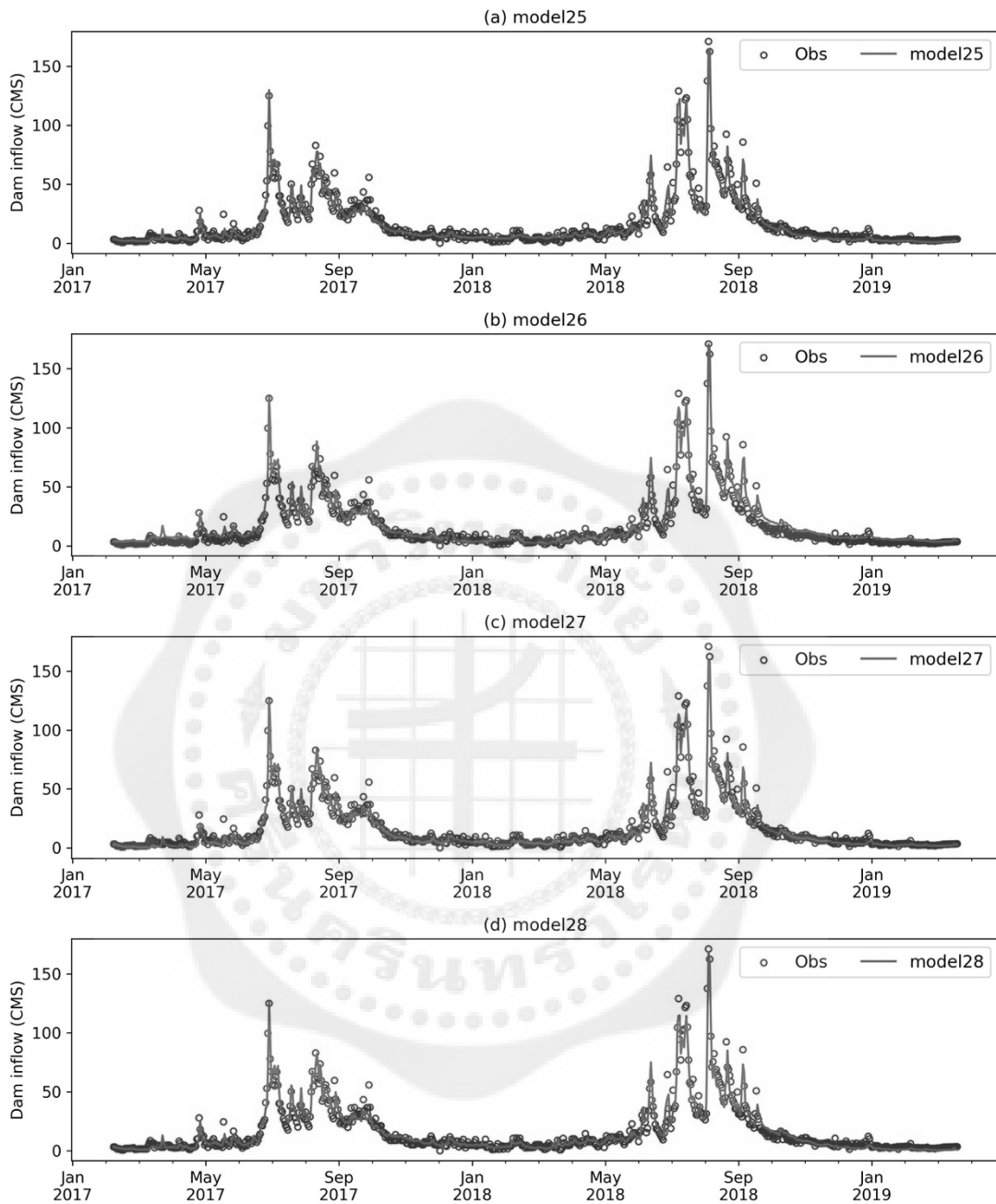
ภาพที่ 4.56 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนสิริกิติรระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
โดยแบบจำลองที่ 13 - 16



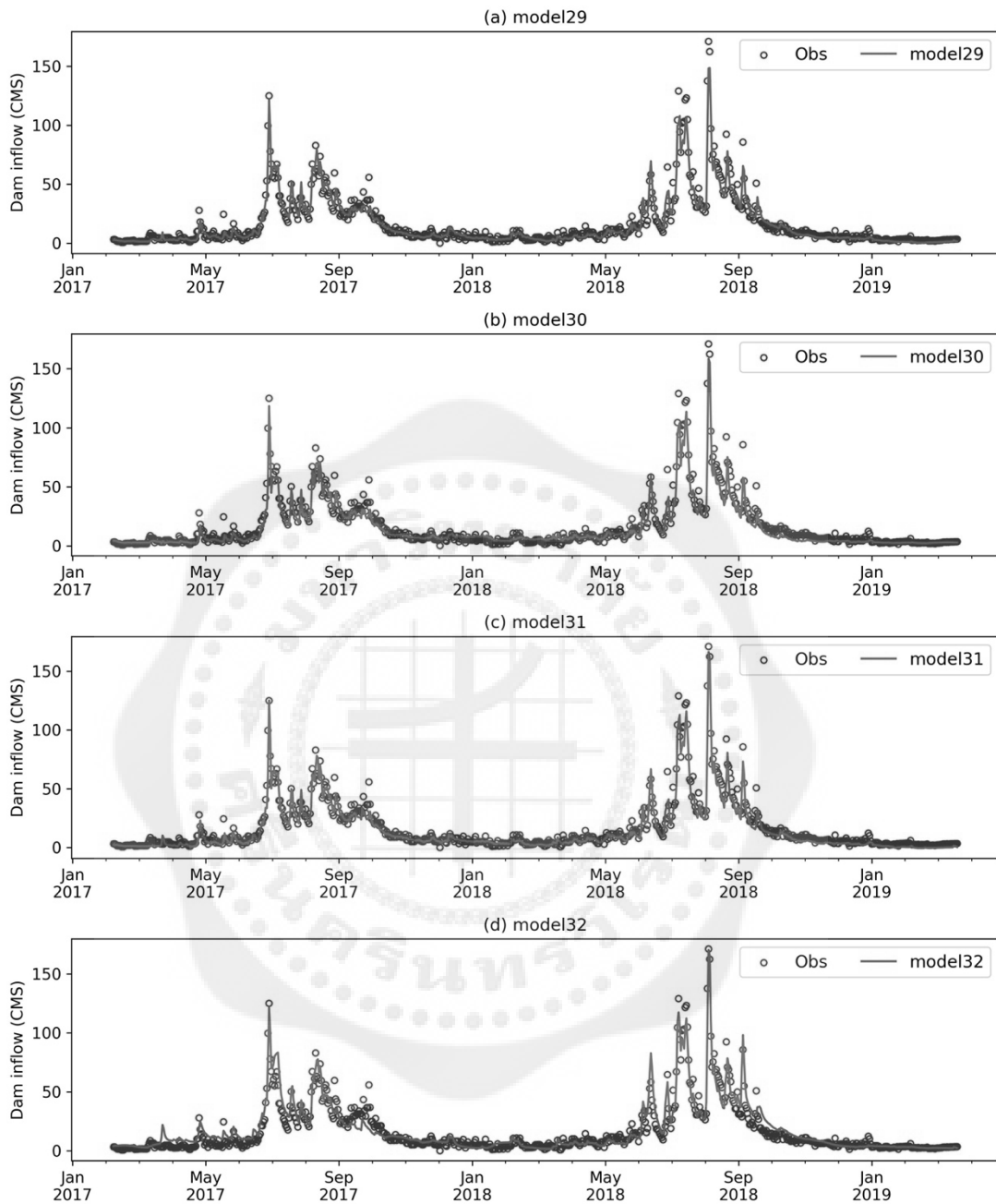
ภาพที่ 4.57 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนสิริกิติรระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
โดยแบบจำลองที่ 17 - 20



ภาพที่ 4.58 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนสิริกิติรระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
โดยแบบจำลองที่ 21 - 24

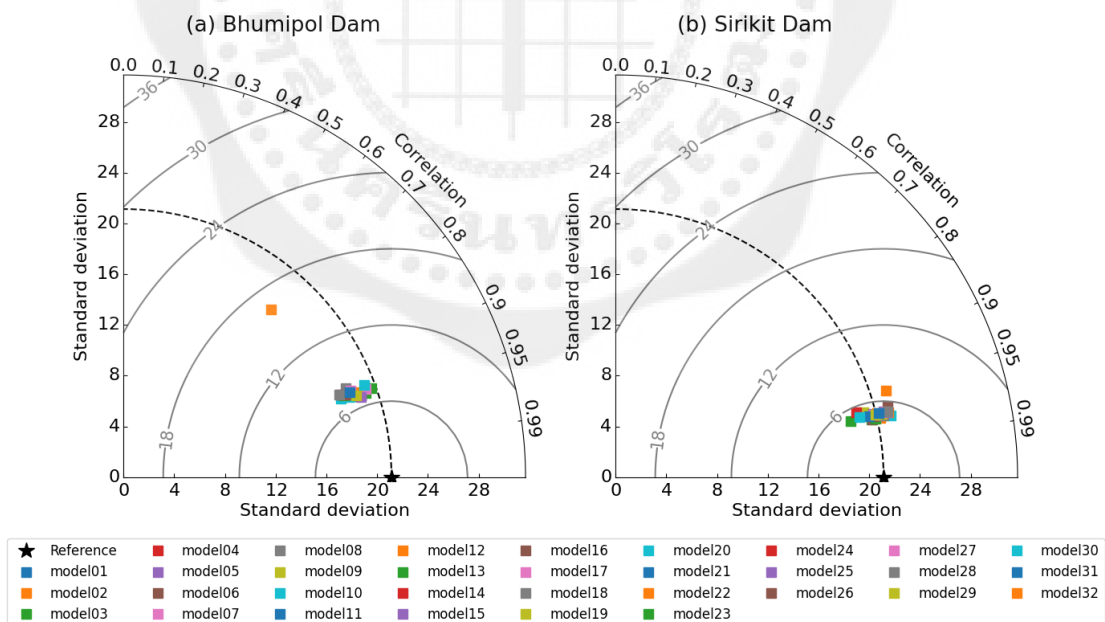


ภาพที่ 4.59 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนสิริกิติรระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
โดยแบบจำลองที่ 25 - 28



ภาพที่ 4.60 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของการพยากรณ์และข้อมูลการตรวจวัดการไหลของน้ำเข้า
เขื่อนสิริกิติรระหว่างวันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562
โดยแบบจำลองที่ 29 - 32

จากผลการวิเคราะห์ดังกล่าว แสดงให้เห็นถึงความแม่นยำของการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนของแบบ LSTM ทั้ง 32 แบบจำลอง นำมาพล็อตเพื่อเปรียบเทียบกันโดยใช้แผนภาพเทย์เลอร์ (Taylor, 2001) ซึ่งแผนภาพเทย์เลอร์เป็นกราฟหนึ่งในแผนภาพทางคณิตศาสตร์ที่แสดงความแตกต่างในชุดข้อมูลอ้างอิงและแบบจำลอง ทำให้สามารถใช้ตัวบ่งชี้จากเกณฑ์ทางสถิติได้ 3 มิติ ได้แก่ ค่า R^2 , ค่า RMSE และ ค่า SD ดังภาพที่ 4.61 แสดงแผนภาพเทย์เลอร์ของการไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพล (a) และเขื่อนสิริกิติ์ (b) รายวันที่คาดการณ์จากแบบจำลอง 32 แบบจำลอง แบบจำลองของเขื่อนภูมิพลโดยรวมแสดงความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่าแบบจำลองของเขื่อนสิริกิติ์ สังเกตได้จากมีการเกาะกลุ่มกันของจุดมากกว่า และอยู่ใกล้จุดข้อมูลจากการตรวจวัดมากกว่า เนื่องจากมีค่า R^2 สูงกว่า และมีค่า SD ที่ต่ำกว่านั่นเอง ยกเว้นแบบจำลองที่ 32 ที่มีค่าทางสถิติแตกต่างจากแบบจำลองอื่นๆ ซึ่งแสดงความแม่นยำน้อยที่สุด ในขณะที่แบบจำลองของเขื่อนสิริกิติ์มีค่า SD สูงกว่าแบบจำลองของเขื่อนภูมิพลในทุกแบบจำลอง จึงทำให้กลุ่มของจุดข้อมูลอยู่ห่างจากจุดข้อมูลจากการตรวจวัด ดังตารางที่ 4.2 สรุปค่าสถิติที่ใช้ประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง LSTM ที่ประกอบด้วย Features ที่แตกต่างกันในขั้นตอน Validation จากชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ์ แบบจำลองของเขื่อนภูมิพลที่ให้ค่า R^2 สูงสุดและค่า RMSE ต่ำที่สุด ได้แก่ แบบจำลองที่ 25 ในขณะที่แบบจำลองของเขื่อนสิริกิติ์ให้ค่า R^2 สูงสุดและค่า RMSE ต่ำที่สุด ได้แก่ แบบจำลองที่ 10



ภาพที่ 4.61 แผนภาพเทย์เลอร์ (Taylor diagram) แสดงการคาดการณ์การไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพล (a) และ เขื่อนสิริกิติ์ (b) ในขั้นตอน Test

ตารางที่ 4.2 สรุปค่าสถิติที่ใช้ประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง LSTM ที่ประกอบด้วย Features ที่แตกต่างกันในขั้นตอน Test จากชุดข้อมูลเขื่อนภูมิพล (BB) และ เขื่อนสิริกิติ์ (SK)

Models	R ²		RMSE		MAE		NSE	
	BB	SK	BB	SK	BB	SK	BB	SK
1	0.88	0.95	7.36	5.09	4.35	2.82	0.88	0.95
2	0.87	0.95	7.55	5.02	4.87	3.29	0.87	0.95
3	0.88	0.95	7.24	5.08	4.48	2.94	0.88	0.95
4	0.89	0.95	6.98	5.07	4.32	3.00	0.89	0.95
5	0.88	0.94	7.39	5.38	4.24	3.09	0.88	0.94
6	0.89	0.95	7.11	5.13	4.77	2.87	0.89	0.95
7	0.89	0.95	6.87	5.14	4.23	3.01	0.89	0.95
8	0.89	0.93	6.91	5.80	4.33	3.28	0.89	0.93
9	0.89	0.93	6.98	5.99	4.30	3.31	0.89	0.93
10	0.88	0.95	7.46	4.97	4.64	2.88	0.88	0.95
11	0.87	0.94	7.52	5.60	5.02	3.30	0.87	0.94
12	0.87	0.95	7.59	5.22	4.48	3.11	0.87	0.95
13	0.89	0.95	6.96	5.08	4.25	2.85	0.89	0.95
14	0.89	0.94	6.98	5.32	4.29	2.93	0.89	0.94
15	0.89	0.94	6.92	5.43	4.26	3.14	0.89	0.94
16	0.89	0.94	7.15	5.33	4.61	2.89	0.89	0.94
17	0.87	0.94	7.47	5.46	5.01	3.30	0.87	0.94
18	0.86	0.95	7.91	5.21	4.98	2.91	0.86	0.95
19	0.88	0.94	7.28	5.43	4.55	3.29	0.88	0.94
20	0.88	0.94	7.24	5.36	4.54	2.97	0.88	0.94
21	0.87	0.94	7.54	5.50	4.64	3.06	0.87	0.94
22	0.88	0.94	7.32	5.73	4.97	3.65	0.88	0.94
23	0.87	0.92	7.50	6.22	4.85	3.12	0.87	0.92
24	0.84	0.90	8.39	7.15	5.00	4.64	0.84	0.90
25	0.90	0.94	6.81	5.29	4.20	3.06	0.90	0.94
26	0.88	0.93	7.29	5.86	4.73	3.92	0.88	0.93
27	0.87	0.94	7.54	5.32	4.70	2.97	0.87	0.94
28	0.86	0.94	7.82	5.32	4.82	3.23	0.86	0.94
29	0.89	0.94	7.07	5.39	4.27	3.10	0.89	0.94
30	0.86	0.93	7.88	6.10	5.53	3.45	0.86	0.93
31	0.87	0.94	7.49	5.66	4.91	3.36	0.87	0.94
32	0.39	0.90	16.43	7.03	9.71	4.70	0.39	0.90

บทที่ 5 อภิปรายผล สรุป และข้อเสนอแนะ

แบบจำลอง LSTM ที่พัฒนาขึ้นในการศึกษาครั้งนี้ใช้ดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่เป็น Features เพื่อคาดการณ์การไหลของน้ำเข้าเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติรายวันโดยใช้ข้อมูลระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2543 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562 โดยข้อมูลถูกแบ่งออกเป็นสามส่วน คือ ข้อมูลช่วงเวลาตั้งแต่ 1 มกราคม พ.ศ. 2543 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2557 จะถูกเลือกเป็นข้อมูล Training และข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560 จะถูกเลือกเป็นข้อมูล Validation ข้อมูลที่เหลือตั้งแต่วันที่ 1 มีนาคม พ.ศ. 2560 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2562 จะถูกเลือกเป็นข้อมูลการ Test การรวมกันของดัชนีที่แตกต่างกันถือเป็นชุดข้อมูลอินพุตของแบบจำลอง ผลลัพธ์หลักมีดังนี้

4.1 อภิปรายผล

4.1.1 ผลกระทบของดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่ต่อความแปรปรวนของการไหลของน้ำเข้าเขื่อน

การศึกษาก่อนหน้านี้แสดงให้เห็นว่าดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่ต่างๆ มีอิทธิพลต่อกระบวนการทางอุทกวิทยา เช่น การตกตะกอนและการไหลบ่าทั่วโลก การประยุกต์ใช้ในการศึกษาครั้งนี้แสดงให้เห็นว่าดัชนีสภาพภูมิอากาศใหญ่มีความสัมพันธ์กับการไหลเข้าของเขื่อน (เช่น น้ำท่า) ในเกาหลีใต้ด้วย แบบจำลองของเราระบุความแม่นยำที่ยอมรับได้ในการทำนายการไหลเข้ารายวันด้วยค่า R^2 เท่ากับ 0.80–0.95 และ RMSE เท่ากับ 5–17 ซม. เมื่อเปรียบเทียบกับการศึกษาอื่นๆ ที่มุ่งเน้นไปที่ภูมิภาคอื่นๆ การศึกษาเหล่านี้มีประสิทธิภาพในการคาดการณ์ที่คล้ายคลึงกับแบบจำลองของเรา ตัวอย่างเช่น Kalra & Ahmad (2009) นำเสนอแบบจำลองกระแสน้ำที่ใช้การเรียนรู้ของเครื่องในกลุ่มน้ำโคโลราโด สหรัฐอเมริกา พวกเขาแสดงความแม่นยำสูงในการทำนายกระแสน้ำประจำปีด้วย R^2 อยู่ระหว่าง 0.5 ถึง 0.8 และ Nash Sutcliffe Efficiency (NSE) อยู่ระหว่าง 0.2 ถึง 0.3 นอกจากนี้ Lee และคณะ (2020) ตรวจสอบการบังคับใช้อัลกอริธึม Machine Learning เพื่อคาดการณ์การไหลของเขื่อนทุกเดือนโดยใช้ข้อมูลน้ำเข้า 3 เดือนในเกาหลีใต้ แบบจำลองที่นำเสนอมีประสิทธิภาพการทำนายด้วย R^2 อยู่ระหว่าง 0.6 ถึง 0.9 และค่า NSE มากกว่า 0.5 จากการศึกษาก่อนหน้านี้ แม้ว่าประสิทธิภาพการทำนายของแต่ละภูมิภาคและแบบจำลองจะแตกต่างกันเล็กน้อย แต่พบว่าความแปรปรวนของสภาพภูมิอากาศในระดับภูมิภาคมีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญกับกระบวนการทางอุทกวิทยาในระดับภูมิภาค ดังนั้น จึงควรใช้ข้อมูลดัชนีภูมิอากาศขนาดใหญ่ ตลอดจนภูมิอากาศระดับภูมิภาคและลักษณะภูมิประเทศ ในการนำเข้าแบบจำลองด้วย แบบจำลองก็จะสามารถเรียนรู้และความเข้าใจกระบวนการอุทกวิทยาได้ดียิ่งขึ้น

4.1.2 ข้อจำกัดของความขาดแคลนข้อมูลเมื่อใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึก

แนวทางที่ขับเคลื่อนด้วยข้อมูล เช่น การเรียนรู้เชิงลึกและ Machine Learning ต้องใช้ข้อมูลจำนวนมาก ดังนั้น จึงมีข้อจำกัดในการใช้วิธีการที่ขับเคลื่อนด้วยข้อมูลกับพื้นที่ที่มีข้อมูลไม่เพียงพอ ซึ่งจะลดความแม่นยำของแบบจำลองและอาจได้ผลลัพธ์การพยากรณ์ที่ไม่เหมาะสมด้วย ดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่จะมีประโยชน์ในการแก้ปัญหาคาดการณ์ความขาดแคลนข้อมูลในระดับภูมิภาค เนื่องจากเป็นข้อมูลนำเข้าของแบบจำลองที่ขับเคลื่อนด้วยข้อมูล ดัชนีจึงมีค่าเพียงพอที่สามารถใช้เพื่อระบุรูปแบบของปัจจัยทางอุทกวิทยาได้ อย่างไรก็ตาม ข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ต่ำกับตัวแปรเป้าหมายกลับเป็นสาเหตุที่ทำให้ประสิทธิภาพการคาดการณ์ลดลง เนื่องจากการศึกษานี้ทดสอบการผสมผสานดัชนี 5 ดัชนีเข้าด้วยกันเป็นข้อมูลนำเข้า จึงควรต้องมีการตรวจสอบเพิ่มเติมและทำความเข้าใจดัชนีสภาพภูมิอากาศอื่นๆ ที่ไม่ได้พิจารณาในการศึกษานี้เพื่อให้ประสิทธิภาพการทำนายดีขึ้นในอนาคต

4.2 สรุปผล

แบบจำลองที่เสนอในบทความนี้ใช้ดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่รายวันเพื่อคาดการณ์การไหลของน้ำเข้าเขื่อนรายวันด้วยข้อมูลนำเข้า 30 วันก่อนหน้า เพื่อพยากรณ์ 1 วันในอนาคตสำหรับเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ์ การรวมกันของดัชนีที่แตกต่างกันถือเป็นชุดข้อมูลอินพุตของแบบจำลองผลลัพธ์หลักมีดังนี้

- ในการศึกษานี้ พารามิเตอร์ LSTM สามตัว รวมถึงขั้นตอนเวลาก่อนหน้าของข้อมูลอินพุต จำนวนเซลล์ประสาท LSTM ในแต่ละเลเยอร์ และขนาดแบตช์ในแต่ละเลเยอร์ ได้รับการปรับเพื่อให้ได้ประสิทธิภาพสูงสุดของแบบจำลอง ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ดีที่สุด คือ มีจำนวนแบตช์ 25 ขนาดและจำนวนเซลล์ 64–512 สำหรับเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ์
- แบบจำลองของเขื่อนภูมิพลส่วนใหญ่ให้ค่าความแม่นยำใกล้เคียงกันมากกว่าแบบจำลองของเขื่อนสิริกิติ์ ในขณะที่แบบจำลองของเขื่อนสิริกิติ์ ($R^2=0.95$, $RMSE=4.97$) ให้ค่า R^2 สูงกว่าและค่า $RMSE$ ต่ำกว่าแบบจำลองของเขื่อนภูมิพล ($R^2=0.90$, $RMSE=6.81$)
- แบบจำลองของเขื่อนภูมิพลที่ 25 ให้ความแม่นยำสูงสุด ซึ่งประกอบไปด้วย Features ดัชนี POD, ONI และ WNPMI ในขณะที่แบบจำลองของเขื่อนสิริกิติ์ที่ 10 ให้ความแม่นยำสูงสุด ซึ่งประกอบไปด้วย Features ดัชนี DMI และ POD

การศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง LSTM มีความสามารถเพียงพอที่จะทำนายการไหลเข้าของเขื่อนโดยใช้ดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่ในเขื่อนภูมิพลและเขื่อนสิริกิติ์ แม้ว่าความแม่นยำของการทำนายอาจต่ำกว่าเล็กน้อยเมื่อเทียบกับข้อมูลที่ได้จากการตรวจวัด แต่แบบจำลองที่

นำเสนอในการศึกษานี้มีค่าเพียงพอที่จะใช้สำหรับพื้นที่ที่มีข้อจำกัดทางอุปกรณ์และเครื่องมือตรวจวัด แต่เนื่องจากการศึกษาครั้งนี้มีการใช้แบบจำลองที่ขับเคลื่อนด้วยข้อมูลเพียงแบบจำลอง LSTM เพียงแบบจำลองเดียวและดัชนีสภาพอากาศ 5 ดัชนี แต่ผลการศึกษสามารถระบุได้ว่าดัชนีสภาพอากาศมีความสัมพันธ์กับปริมาณการไหลของน้ำเข้าเขื่อนทั้ง 2 ต่างกัน ดังนั้น ในการศึกษารั้งต่อไปผู้ศึกษาจะใช้แบบจำลองและดัชนีที่ขับเคลื่อนด้วยข้อมูลประเภทอื่นๆ เพื่อปรับปรุงความแม่นยำของการทำนายปริมาณน้ำเข้าเขื่อนทั้งสองในอนาคตต่อไป

4.3 ข้อเสนอแนะ

1) อาจนำไปใช้กับโมเดลที่สร้างจากเทคนิคอื่น เช่น Neuro-Fuzzy models (NF), Genetic Programming (GP), Support Vector Machine (SVM), GXBoost หรือ Kernel Extreme Learning Machine (KELM) เป็นต้น แล้วนำมาเปรียบเทียบความแม่นยำ

2) ใช้ดัชนีสภาพภูมิอากาศขนาดใหญ่ชนิดอื่นๆ เพิ่มเติมในการพัฒนาโมเดล



เอกสารอ้างอิง

- Fujiki, T., Satoh, M., Sopiphun, P. และ Vudhivanich, V. (2547). ครบรอบ 25 ปี มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตกำแพงแสน 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2547 (2522-2547). วิธีการจัดการน้ำในลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนบน. (น. หน้า 55). มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตกำแพงแสน.
- Hochreiter S. and Schmidhuber J. (1997). *Neural Computation*. 9(8), pp. 1735–1780. doi: <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>.
- Sayama T., Tatebe Y., and Tanaka S. (2017). An Emergency Response-Type Rainfall-Runoff-Inundation Simulation for 2011 Thailand Floods. *J. of Flood Risk Management*, 10(1), pp. 65-78, doi: 10.1111/jfr3.12147, 2017.
- Van, S.P., Le, H.M., Thanh, D.V., Dang, T.D., Loc, H.H., Anh, D.T. (2020). Deep learning convolutional neural network in rainfall–runoffmodelling. *J. Hydroinforma*. 22, 541–561. doi: 10.2166/hydro.2020.095.
- Wang, F., Chen, Y., Li, Z., Fang, G., Li, Y., Wang, X., Zhang, X., Kayumba, P.M. Developing a Long Short-Term Memory (LSTM)-Based Model for Reconstructing Terrestrial Water Storage Variations from 1982 to 2016 in the Tarim River Basin, Northwest China. *Remote Sens.* 2021, 13, 889. <https://doi.org/10.3390/rs13050889>.
- Li, P., Zhang, J., Krebs, P. (2022). Prediction of Flow Based on a CNN-LSTM Combined Deep Learning Approach. *Water*, 14, 993. doi: <https://doi.org/10.3390/w14060993>.
- Fang L. and Shao D. (2022). Application of Long Short-Term Memory (LSTM) on the Prediction of Rainfall-Runoff in Karst Area. *Front. Phys.* 9, 790687. doi: 10.3389/fphy.2021.790687.
- กรมชลประทาน. (2565). สำนักอุทกวิทยาและบริหารน้ำ (ออนไลน์). สืบค้นจาก <http://water.rid.go.th> [27 มกราคม 2566].
- กรมอุตุฯ. (2565) ข้อมูลอุตุฯ (ออนไลน์). สืบค้นจาก <http://www.tmd.go.th> [27 มกราคม 2566].

ประวัติย่อผู้วิจัย

ชื่อ-นามสกุล (ภาษาไทย) ปรีชาติ เวชยนต์
ชื่อ-นามสกุล (ภาษาอังกฤษ) Parichat Wetchayont
ตำแหน่งทางวิชาการ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ สาขาวิทยาศาสตร์โลก

คุณวุฒิ สาขาวิชา และสถาบันที่สำเร็จการศึกษา (เรียงจากระดับปริญญาตรี ปริญญาโท และปริญญาเอก)

วุฒิการศึกษา	คุณวุฒิ/สาขาวิชา	สถาบัน	ปีที่สำเร็จ
วท.บ.	วิทยาศาสตร์ทั่วไป	มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์	2543
วท.ม.	โลกศาสตร์	จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย	2547
Ph.D.	Geophysics	Tohoku University	2556

ประสบการณ์ทำงาน

- 2560 – ปัจจุบัน อาจารย์ ภาควิชาภูมิศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ
- 2557 – 2560 อาจารย์ สาขาวิชาวิศวกรรมสิ่งแวดล้อมและจัดการภัยพิบัติ
มหาวิทยาลัยมหิดล วิทยาเขตกาญจนบุรี
- 2556 – 2556 Assistant Researcher Tohoku University, Japan

ความเชี่ยวชาญ

อุตุนิยมวิทยา วิทยาศาสตร์โลก วิทยาศาสตร์บรรยากาศ เมฆและฝน การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ วิทยาศาสตร์ภัยพิบัติ โลกศาสตร์ การปฏิสัมพันธ์ระหว่างอากาศและผิวน้ำทะเล