ความสามารถของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ในการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อน กรณีศึกษา ลุ่มน้ำภาคตะวันออก ประเทศไทย

CAPABILITY OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODELS IN INFLOWS FORECASE : A CASE STUDY IN EASTERN RIVER BASIN IN THAILAND

จีรัฐติกุล อัครเศรษฐการ[1],* และ อุรุยา วีสกุล[2]

บทคัดย่อ

ความแม่นยำในการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อน มีความสำคัญในการบริการจัดการน้ำในเขื่อนให้มีประสิทธิภาพ การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์ในการทดลองใช้แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์เพื่อพยากรณ์อัตราการไหลของน้ำเข้าเขื่อนเพื่อทดสอบความแม่นยำในการพยากรณ์ เขื่อนบางพระ และเขื่อนหนองปลาไหลได้ถูกคัดเลือกเป็นกรณีศึกษา ปริมาณน้ำฝนจากสถานีตรวจวัดเหนือเขื่อนทั้ง 2 เขื่อน และอัตราการไหลเข้าเขื่อนระหว่างปี พ.ศ. 2537 ถึงปี พ.ศ.2566 ได้ถูกนำมาใช้ในการพัฒนาและทดสอบแบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM) โดยเปรียบเทียบกับแบบจำลอง ARIMA ซึ่งเป็นแบบจำลองทางสถิติที่นิยมใช้ จากการทดสอบแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลอัตราการไหลเข้าเขื่อนและข้อมูลฝนรายเดือนในการพยากรณ์อัตราการไหลรายเดือน พบว่าการใช้ข้อมูลฝนรายเดือนร่วมกับข้อมูลอัตราการไหลย้อนหลัง 1 เดือน ให้ผลการพยากรณ์แม่นยำกว่าการใช้ข้อมูลอัตราการไหลเพียงอย่างเดียว การทดสอบความแม่นยำในการพยากรณ์ล่วงหน้าของแบบจำลอง LSTM แสดงให้เห็นว่าสามารถใช้พยากรณ์ล่วงหน้าได้ดีในช่วงเวลา 3 เดือน โดยมีความแม่นยำเฉลี่ย 85% แต่ความแม่นยำในการพยากรณ์ลดลงเป็น 80% และเป็น 52% เมื่อพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน และ 12 เดือน ในการเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์ของแบบจำลอง LSTM กับแบบจำลอง ARIMA พบว่าโดยเฉลี่ยแบบจำลอง LSTM สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าแบบจำลอง ARIMA ที่เขื่อนบางพระ แบบจำลอง LSTM ให้ความแม่นยำตั้งแต่ 53% ถึง 74% ในขณะที่ ARIMA ให้ความแม่นยำ 38% ถึง 79% ส่วนเขื่อนหนองปลาไหล LSTM ให้ความแม่นยำตั้งแต่ 53% ถึง 84% ในขณะที่ ARIMA ให้ความแม่นยำ 48% ถึง 70% นอกจากนี้ในการยืนยันความแม่นยำของแบบจำลองโดยการใช้ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ.2559 ถึงปี พ.ศ.2565 ยังพบว่าแบบจำลอง LSTM สามารถพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนในช่วงฤดูฝน ได้ดีกว่าแบบจำลอง ARIMA ซึ่งช่วยในการบริการจัดการเขื่อนในยามน้ำหลากได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น

คำสำคัญ: แบบจำลองพยากรณ์อัตราการไหล, แบบจำลอง LSTM, แบบจำลอง ARIMA, ลุ่มน้ำชายฝั่งทะเลภาคตะวันออก

Abstract

Efficient reservoir operation scheme depends on accuracy of forecasted inflow to reservoir. The study aims to investigate whether artificial intelligent model is capable to improve accuracy of forecast or not. Bang Phra and Nong Pla Lai reservoirs, situated in eastern river basin of Thailand, were selected as case study. Monthly rainfall above both reservoirs and monthly inflow to reservoir during 1994-2023 were collected for training of model. The Long Short-Term Memory (LSTM) model was compared with ARIMA, a widely used statistical model. Results during training phase of LSTM Model revealed that present inflow and one-month antecedent inflow together with monthly rainfall above reservoir provided better accuracy of forecast than using only inflow to reservoir as input to model. Testing of accuracy LSTM model in time of forecast showed that time of forecast 3 months ahead provided better accuracy of forecast than 6 and 12 months ahead, with 85%, 80% and 52% accuracy, respectively. Comparison of accuracy of forecast of LSTM Model with traditional ARIMA model revealed that averagely LSTM Model provided better accuracy than ARIMA model. At Bang Phra reservoir, LSTM Model provided accuracy of forecast from 53% to 74%, while ARIMA Model provided accuracy of forecast from 38% to 79%. At Nong Pla Lai reservoir, LSTM Model provided accuracy of forecast from 53% to 84%, while ARIMA Model provided accuracy of forecast from 48% to 70%. Moreover, during validation period of model using data between 2016-2022, it has been found that LSTM Model

was able to forecast inflow during rainy season better than ARIMA model, which will consequently improve efficiency of reservoir operation scheme.

Keywords: Inflow Forecast Model, Long Short-Term Memory (LSTM), Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), Eastern River Basin in Thailand

1. บทนำ

ปริมาณการไหลเข้าอ่างเก็บน้ำมีแหล่งกำเนิดสำคัญมาจากปริมาณฝน หากสามารถหาความสัมพันธ์ของปริมาณฝนและอัตราการไหลได้ ก็จะสามารถหาปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำล่วงหน้าได้ การพยากรณ์ด้วยแบบจำลองเป็นวิธีหนึ่งทางคณิตศาสตร์ที่ถูกสร้างมาเพื่ออธิบายกระบวนการดังกล่าวในเชิงตัวเลข ให้ใกล้เคียงกับความเป็นจริงจนสามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ เพื่อให้ทราบถึงสถานการณ์ในปัจจุบันและเป็นประโยชน์ในการวางแผนงานในอนาคต อีกทั้งนำไปใช้เป็นข้อมูลสำหรับการป้องกันความเสียหายที่อาจจะเกิดขึ้นเนื่องจากอุทกภัยได้ ซึ่งในปัจจุบันแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก Deep Neural Network เป็นแบบจำลองที่พัฒนามาจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม Artificial Neural Network (ANNs) ที่ถูกยอมรับและถูกใช้งานในสาขาต่างๆ อย่างแพร่หลายโดยเฉพาะการจำลองชุดข้อมูลที่มีความซับซ้อนหรือมีลักษณะเปลี่ยนแปลงไปตามเวลาโดยสามารถให้ผลลัพธ์ได้อย่างถูกต้องและมีประสิทธิภาพ สำหรับการศึกษาในครั้งนี้จะใช้แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ กับงานวิศวกรรมแหล่งน้ำ เพื่อประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำเป็นรายเดือน ใช้สำหรับการวางแผนบริหารจัดการความมั่นคงด้านน้ำ ซึ่งสามารถนำไปใช้ในการวางแผนบริหารการจัดการอ่างเก็บน้ำ และจัดการแหล่งน้ำให้สอดคล้องกับความต้องการใช้น้ำสำหรับกิจกรรมต่างๆ ในพื้นที่อย่างประสิทธิภาพต่อไป

ในประเทศไทยได้มีการศึกษาวิจัยเกี่ยวข้องกับการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนหลากหลายรูปแบบ เช่น ขวัญชนก อุนทะอ่อน [1] ได้ทำการศึกษาการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝน-น้ำท่ารายเดือน ในพื้นที่ศึกษาลุ่มน้ำคลองใหญ่ โดยศึกษาการพยากรณ์น้ำท่ารายเดือนที่ไหลเข้าเขื่อนดอกรายเขื่อนคลองใหญ่ และเขื่อนหนองปลาไหล โดยใช้แบบจำลอง Artificial neural networks (ANNs) โดยใช้ข้อมูลนำเข้าได้แก่ ปริมาณฝน อุณหภูมิ และปริมาณน้ำท่าที่ไหลเข้าเขื่อนในอดีต ซึ่งประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อน ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง ANNs พบว่า เมื่อเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ANNs ในการคาดการณ์น้ำท่าที่ไหลเข้าเขื่อนทั้ง 3 แห่ง แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดสอดคล้องกับการคาดการณ์น้ำท่าในเขื่อนคลองใหญ่ โดยค่า MAE, RMSE, MAPE และ MAPD มีค่าเท่ากับ 3.46 ล้าน ลบ.ม. 5.50 ล้าน ลบ.ม. 58% และ 19% ตามลำดับ ภัทราพร ทองนิ่ม [2] ได้ทำการศึกษาการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่ารายเดือนที่ส่งผลต่อน้ำท่วมฉับพลันในลุ่มแม่น้ำชายฝั่งทะเลตะวันออก ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์แบบ Multiple Regression จากการวิเคราะห์ข้อมูลย้อนหลัง 144 เดือน โดยใช้ข้อมูลปริมาณน้ำฝน และน้ำท่ารายเดือน ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่าจังหวัดชลบุรีมีปริมาณน้ำท่าที่ส่งผลต่อน้ำท่วมฉับพลันได้มากที่สุด โดยการหาปัจจัยที่ผลมากที่สุดคือ ความเร็วลม อุณหภูมิตุ้มแห้ง และความชื้นสัมพัทธ์ตามลำดับ สมจิตฐิพงศ์ อำนาจศาล [3] ได้มีการศึกษาการพยากรณ์น้ำท่าที่ไหลเข้าเขื่อนสิริกิติ์ล่วงหน้ารายเดือน โดยใช้แบบจำลอง Variation Analogue Method (VAM) เพื่อพัฒนาวิธีการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสามารถนำไปใช้ในการบริหารจัดการน้ำในเขื่อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ การศึกษาเริ่มต้นจากการใช้ข้อมูลอนาล็อก และต้องทำการแปลงค่าน้ำท่าในอดีตให้อยู่ในรูปแบบลอการิทึม ก่อนนำไปเปรียบเทียบกับค่าปริมาณน้ำท่าในปัจจุบัน โดยหลังจากแปลงค่าแล้วจะคำนวณค่าแตกต่างจากค่าน้ำท่าเฉลี่ยเพื่อนำไปใช้ในการพยากรณ์ ผลการวิเคราะห์จากข้อมูลปริมาณน้ำท่าที่ไหลเข้าเขื่อนสิริกิติ์รายเดือน พบว่าแบบจำลอง VAM สามารถพยากรณ์น้ำท่าได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation coefficient) เท่ากับ 0.97, ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด (Coefficient of determination) เท่ากับ 1.04, ค่าประสิทธิภาพ Nash-Sutcliffe (Nash-Sutcliffe Efficiency) เท่ากับ 0.93 และค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error; RMSE) เท่ากับ 147.43 ล้านลูกบาศก์เมตร

สำหรับประเทศไทย การนำเอาแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ในการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนไม่มาก ในการศึกษานี้จึงได้ทดลองนำแบบจำลอง LSTM หนึ่งในแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ซึ่งมีโครงสร้างที่สอดคล้องกับการทำนายอนุกรมเวลามาใช้ในการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนโดยได้ทำการประเมินความสามารถของการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนเปรียบเทียบกับแบบจำลอง ARIMA ที่นิยมใช้กันในปัจจุบัน

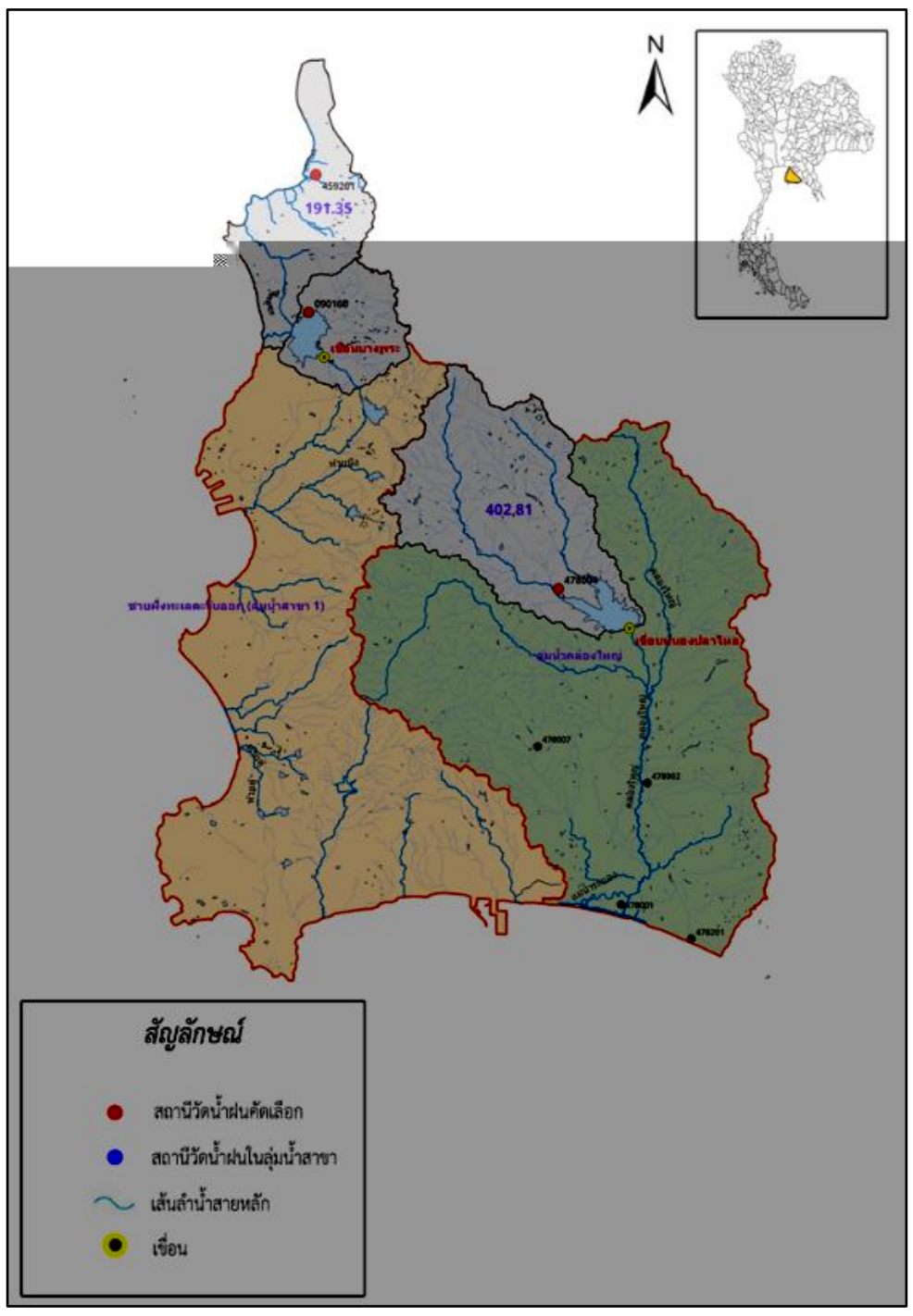
2. พื้นที่ศึกษา

พื้นที่ศึกษา ลุ่มน้ำชายฝั่งทะเลตะวันออก (รูปที่ 1) ตั้งอยู่ทางทิศตะวันออกของประเทศไทย มีพื้นที่ครอบคลุม 2 จังหวัด ได้แก่ จังหวัดชลบุรี ระยอง มีทิศเหนือติดอยู่กับแม่น้ำบางปะกง ลุ่มน้ำปราจีนบุรี และลุ่มน้ำโตนเลสาป ทิศใต้และทิศตะวันตกติดกับอ่าวไทย และทิศตะวันออกติดกับประเทศกัมพูชา ลุ่มน้ำชายฝั่งทะเลตะวันออกมีปริมาณฝนเฉลี่ยเท่ากับ 1,770 มิลลิเมตร ปริมาณน้ำฝนส่วนใหญ่จะเกิดขึ้นในช่วงฤดูฝนระหว่างเดือนพฤษภาคม ถึงเดือนตุลาคม คิดเป็น 82.7 % โดยเดือนที่มีฝนตกสูงสุดได้แก่เดือนกันยายน มีปริมาณฝนเฉลี่ย 281 มิลลิเมตร

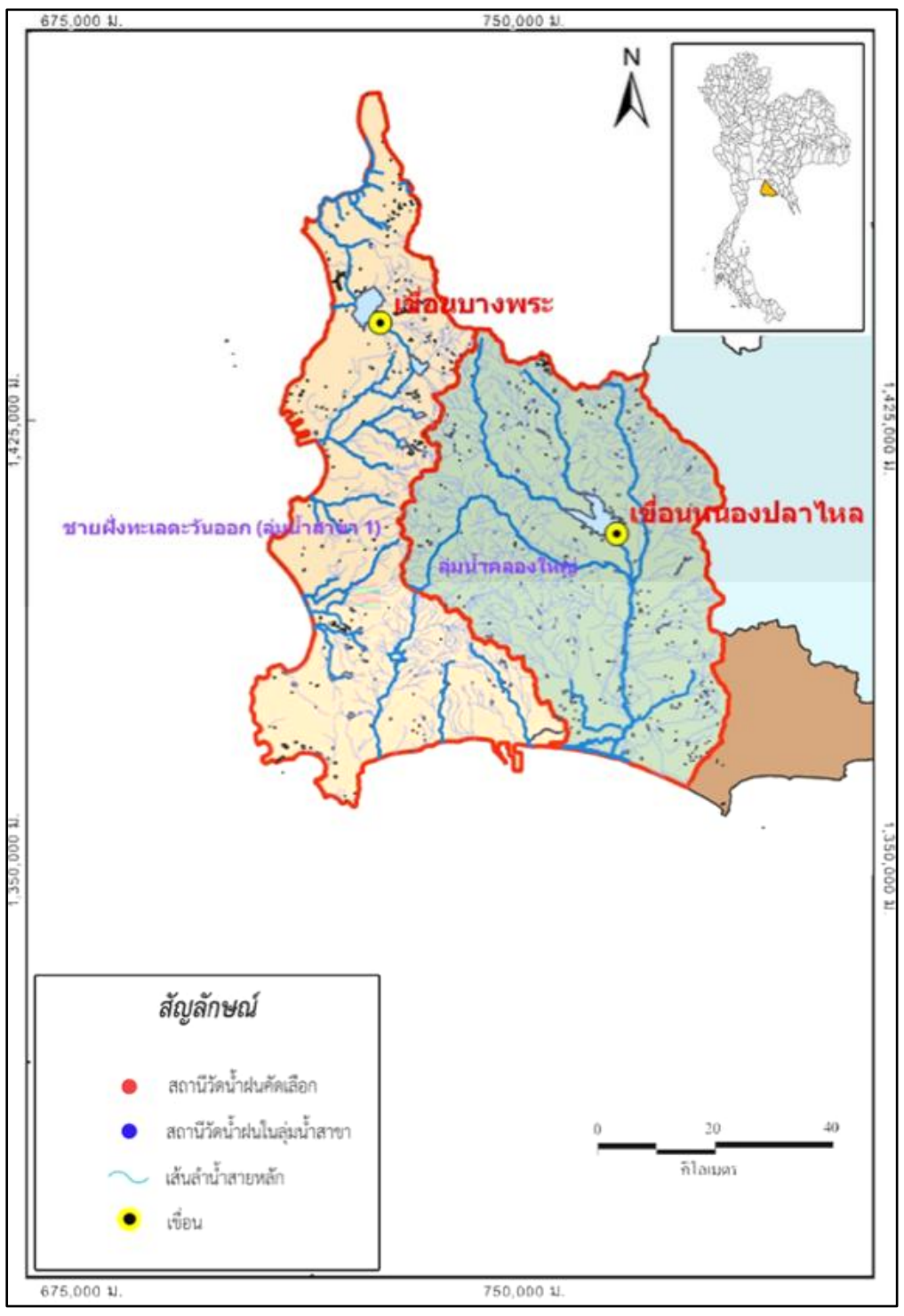
3. ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

เนื่องจากงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ในการพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อประเมินความสามารถในการคาดการณ์ปริมาณอัตราการไหลเข้าเขื่อนและนำผลการคาดการณ์ไปใช้ในแบบจำลองหรือเครื่องมือทางคณิตศาสตร์ที่

สามารถคำนวณอัตราการไหลเข้าเขื่อนได้ในลุ่มน้ำที่ศึกษา โดยข้อมูลอัตราการไหลเข้าเขื่อนที่ใช้ในการศึกษานี้จึงเป็นอัตราการไหลที่ไม่รวมน้ำที่ผันมาเป็นอัตราการไหลจากธรรมชาติที่ตัดการผันน้ำจากการผลิตน้ำประปาในพื้นที่ ในการพยากรณ์จะใช้อัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือน ใช้อัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือนก่อนหน้า และข้อมูลปริมาณฝนจากสถานีตรวจวัดที่ตั้งอยู่เหนือเขื่อนเท่านั้น ทั้งนี้เขื่อนที่ตั้งอยู่ในลุ่มน้ำชายฝั่งทะเลตะวันออก (ลุ่มน้ำสาขา 1) มีจำนวน 1 แห่ง ได้แก่ เขื่อนบางพระ ซึ่งสถานีตรวจวัดน้ำฝนที่ตั้งอยู่เหนือเขื่อนมีอยู่เพียง 2 สถานี จาก 8 สถานี คือ สถานี โรงเรียนอนุบาลชลบุรี อ. เมือง จ. ชลบุรี (459201) และสถานีตรวจวัด หน่วย 6 อ. ศรีราชา จ. ชลบุรี (090160) ดังนั้น ข้อมูลปริมาณฝนรายเดือนที่สถานี 459201 และ 090160 จึงนำมาใช้ในการศึกษา วิเคราะห์ และพัฒนาแบบจำลองเพื่อการคาดการณ์ปริมาณฝนรายเดือน และในขั้นตอนการศึกษาอื่นๆ เช่นเดียวกันกับข้อมูลในลุ่มน้ำชายฝั่งทะเลตะวันออก (ลุ่มน้ำสาขา 1) ข้อมูลปริมาณฝนที่ใช้จึงเลือกข้อมูลจากสถานีที่อยู่เหนือเขื่อน ทั้งนี้เขื่อนที่ตั้งอยู่ในลุ่มน้ำคลองใหญ่ มีจำนวน 1 แห่ง ได้แก่ เขื่อนหนองปลาไหล ซึ่งสถานีตรวจวัดน้ำฝนที่ตั้งอยู่เหนือเขื่อนมีอยู่เพียง 1 สถานี จาก 5 สถานี คือ สถานีที่ว่าการอำเภอปลวกแดง จังหวัดระยอง (478004) ดังนั้น ข้อมูลปริมาณฝนรายเดือนที่สถานี 478004 จึงนำมาใช้ในการศึกษา พิจารณาใช้ข้อมูลปริมาณฝนตั้งแต่ปี พ.ศ.2537 – 2566



รูปที่ 2 สถานีวัดน้ำฝนคัดเลือกมาใช้ในการศึกษา



รูปที่ 1 ลำน้ำสาขาลุ่มน้ำชายฝั่งทะเลภาคตะวันออกและพื้นที่ศึกษา

ข้อมูลอัตราการไหลเข้าเขื่อนในการศึกษาวิจัยนี้เป็นปริมาณอัตราการไหลเข้าเขื่อนสะสมรายเดือน โดยคำนวณจากปริมาณอัตราการไหลเข้าเขื่อนรายวันจากเขื่อนคัดเลือกขนาดใหญ่ในพื้นที่จำนวน 2 แห่ง ได้แก่ เขื่อนบางพระ และเขื่อนหนองปลาไหล โดยข้อมูลอัตราการไหลเข้าเขื่อนของแต่ละเขื่อนเป็นข้อมูลปริมาณอัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือน ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2537 จนถึงปี พ.ศ.2566 ที่เก็บรวบรวมโดยกรมชลประทาน

ตารางที่ 5.1 ข้อมูลปริมาณน้ำฝนและอัตราการไหลที่ได้นำมาใช้ในการศึกษา

ข้อมูล	สถานี/เขื่อน	ปี พ.ศ. / ความสมบูรณ์ของข้อมูล (%)																													
		ช่วงเวลาเรียนรู้ (Calibrate)																						ช่วงเวลาการทดสอบ (Validate)							พยากรณ์ล่วงหน้า
		2537	2538	2539	2540	2541	2542	2543	2544	2545	2546	2547	2548	2549	2550	2551	2552	2553	2554	2555	2556	2557	2558	2559	2560	2561	2562	2563	2564	2565	2566
สถานีตรวจวัดฝน	459201	92	100	100	83	92	92	83	92	100	75	92	92	75	92	83	83	92	83	100	100	92	92	75	100	100	83	100	92	100	92
	090160	92	100	83	92	100	83	92	92	83	83	92	92	92	83	83	83	92	83	100	83	92	100	100	100	100	92	92	100	92	100
	478004	83	92	92	92	92	92	100	92	100	83	92	100	100	75	83	100	92	83	100	100	92	92	92	100	100	92	100	100	100	100
อัตราการไหล	เขื่อนบางพระ	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	เขื่อนหนองปลาไหล	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

แบบจำลอง ARIMA วิธีการ Box and Jenkins [8] ได้มีการศึกษาโดย Grorge Box และ Gwilym Jenkins (1970) เป็นแบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ได้รับความนิยมการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ARIMA วิธีนี้เป็นวิธีที่ให้ค่าพยากรณ์ในระยะสั้นที่ดี คือ มีค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) ของการพยากรณ์ต่ำกว่าวิธีอื่น และยังเหมาะสำหรับการพยากรณ์ไปข้างหน้าในช่วงเวลาสั้น ๆ อย่างไรก็ตามการสร้างแบบจำลองจะต้องมีอนุกรมเวลาที่ยาวพอสมควร

สำหรับแบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์ คือ ตัวแบบ ARIMA (p, d, q) ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบหลักได้แก่ (1) Auto Regressive (AR) การถดถอยอัตโนมัติ ใช้ค่าของตัวแปรในอดีตเพื่อทำนายค่าปัจจุบัน (2) Integrated (2) การหาผลต่าง ใช้การหาผลต่างของข้อมูลเพื่อลบแนวโน้ม (trend) และทำให้ข้อมูลอยู่ในรูปของกระบวนการนิ่ง (stationary) (3) Moving Average (MA) ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ใช้ค่าความคลาดเคลื่อน (error terms) จากอดีตมาปรับค่าทำนาย โดยแบ่งแบบจำลอง ARIMA ออกเป็น 3 ชนิด ได้ดังนี้

- Differenced model, ARIMA (0,1,0)

$$Y_{(t)} - Y_{(t-1)} = \epsilon_{(t)} \quad (1)$$

โดยที่ $Y_{(t)}$ คือ ค่าของข้อมูลลำดับที่ t
$Y_{(t-1)}$ คือ ค่าของข้อมูลลำดับก่อนหน้า 1 ลำดับ t-1
$\epsilon_{(t)}$ คือ ค่าความคลาดเคลื่อนในช่วงเวลา t

- First order autoregressive model, ARIMA (1,0,0)

$$Y_{(t)} = \alpha + \emptyset \cdot Y_{(t-1)} + \epsilon_{(t)} \quad (2)$$

โดยที่ $Y_{(t)}$ คือ ค่าที่ต้องการพยากรณ์ลำดับที่ t
$Y_{(t-1)}$ คือ ค่าของข้อมูลลำดับก่อนหน้า 1 ลำดับ t-1
α คือ ค่าคงที่
$\epsilon_{(t)}$ คือ ค่าความคลาดเคลื่อนในช่วงเวลา t
$\emptyset$ คือ ค่าสัมประสิทธิ์

- First order moving average model, ARIMA (0,0,1)

$$Y_{(t)} = \mu + \epsilon_{(t)} + \emptyset \cdot \epsilon_{(t-1)} \quad (3)$$

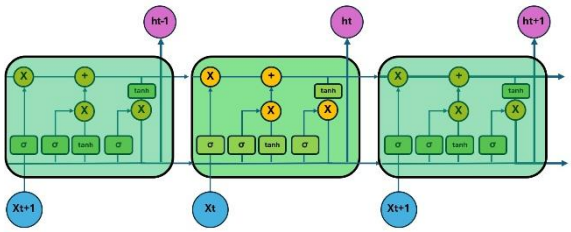
โดยที่ $Y_{(t)}$ คือ ค่าของข้อมูลลำดับที่ t
μ คือ ค่าคงที่
$\epsilon_{(t)}$ คือ ค่าความผิดพลาด
$\epsilon_{(t-1)}$ คือ ค่าความผิดพลาดของข้อมูลลำดับก่อนหน้า 1 ลำดับ
$\emptyset$ คือ ค่าสัมประสิทธิ์

งานวิจัยนี้ยังได้ประยุกต์ใช้แบบจำลอง ARIMAX (Auto Regressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables) เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ โดยการนำตัวแปรอธิบายภายนอก ปริมาณฝนที่วัดได้จากสถานีมาเป็นปัจจัยเพิ่มเติมในการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อน แบบจำลอง ARIMAX มีรูปแบบสมการ ดังนี้

$$Y_{(t)} = \alpha + \sum_{i=1}^{p} \emptyset_i Y_{(t-i)} + \sum_{j=1}^{q} \theta_j \epsilon_{(t-j)} + \sum_{k=1}^{K} \beta_k X_{(k,t)} + \epsilon_{(t)} \quad (4)$$

โดยที่ $Y_{(t)}$ คือ ค่าของข้อมูลลำดับที่ t
α คือ ค่าคงที่
$\emptyset_{(i)}$ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปร Y ในลำดับที่ i
$\theta_{(j)}$ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของค่าความผิดพลาด
$\epsilon_{(t)}$ คือ ค่าความผิดพลาดสุ่มในช่วงเวลา t
$X_{(k,t)}$ คือ ค่าของตัวแปรภายนอกตัวที่ k ในช่วงเวลา t
$\beta_{(k)}$ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรภายนอกตัวที่ k
p คือ ลำดับของส่วน AR
q คือ ลำดับของส่วน MA
K คือ จำนวนตัวแปรภายนอกที่นำมาใช้

หน่วยความจำระยะยาว-ระยะสั้น Long Short-Term Memory (LSTM) เป็นอัลกอริทึมที่ถูกพัฒนาต่อยอดมาจาก RNN โดยทำการแก้ปัญหาในส่วนของ Gradient Vanishing ด้วยการออกแบบการทำงานในส่วนของ Cell ใหม่ ให้สามารถเก็บสถานะของการคำนวณได้ [9] Hochreiter และ Schmidhuber (1997) โดยใน Cell ของ LSTM นั้นมีหน่วยคำนวณย่อยเรียกว่า Gate ซึ่งประกอบด้วย Input Gate, Forget Gate, Memory Cell State Gate และ Output Gate



รูปที่ 3 โครงสร้างการทำงานของแบบจำลอง LSTM **[9]**

Input Gate มีหน้าที่รับข้อมูล Input เข้ามาใหม่แล้วจึงทำการบันทึกหรือเขียนข้อมูลลงไปในแต่ละ Cell

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + W_{Ci}c_{t-1} + b_i) \quad (5)$$

Forget Gate มีหน้าที่ในการกำหนดว่าข้อมูลที่เข้ามาใน Cell State ว่าจะถูกเก็บไว้หรือควรที่จะทิ้งไป ข้อมูลที่ถูกตัดสินว่าควรเก็บไว้จะถูกประเมินจากข้อมูล Input ที่เข้ามาใน Cell นั้น ๆ รวมกับผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณของ Cell ก่อนหน้าผ่านฟังก์ชัน Sigmoid

$$i_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + W_{Cf}c_{t-1} + b_f) \quad (6)$$

Memory Cell State Gate เป็นหน่วยย่อยในการกำหนดข้อมูลที่นำเข้ามาวิเคราะห์ใน Cell และทำการคำนวณค่าสถานะ เพื่อใช้ในการคำนวณในครั้งถัดไป

$$c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}x_{t-1} + b_c) \quad (7)$$

Output Gate เป็นหน่วยย่อยสำหรับการคำนวณ Output ของ Cell ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จาก Cell นี้จะมีอยู่ 2 อย่าง ได้แก่ Output และ Hidden State สำหรับใช้ในการคำนวณครั้งถัดไป

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + W_{Co}c_{t-1} + b_0) \quad (8)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (9)$$

วัตถุประสงค์หลักในการพยากรณ์ คือ การทดสอบความสามารถของการพยากรณ์มีความถูกต้องใกล้เคียงกับค่าจริง โดยการเปรียบเทียบจากค่าอัตราการไหลจริงกับอัตราการไหลพยากรณ์ของทั้งสองเขื่อนคัดเลือกว่ามีเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยรายปีแตกต่างอย่างไร และในทางสถิติตัวแปรสถิติที่นิยมใช้วัดประสิทธิภาพ และค่าความคลาดเคลื่อนในการคำนวณของแบบจำลองที่ใช้ประกอบ ดังนี้

ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error, RMSE) เป็นค่าที่ใช้วัดความแม่นยำของตัวประมาณที่วัดจากรากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{Y}_t - Y_t\right)^2} \quad (10)$$

โดยที่ Y_t แทนอนุกรมเวลา
$\hat{Y}_t$ แทนค่าการพยากรณ์ ณ เวลา t
n แทนจำนวนข้อมูล

ค่า RMSE ให้ความหมายที่ชัดเจนเกี่ยวกับความผิดพลาดในการคาดการณ์ในหน่วยเดียวกับข้อมูลที่ใช้ มักใช้ในการประเมินความแม่นยำของโมเดล

เป็นค่าที่ใช้วัดความแม่นยำของตัวประมาณที่วัดจากขนาดของค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์โดยไม่คำนึงถึงทิศทางของค่าคลาดเคลื่อน ซึ่งมีหน่วยวัดเดียวกับค่าสังเกต

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^{N}|Q_i - F_i|}{\mathrm{n-p}} \quad (11)$$

โดยที่ n แทนอนุกรมเวลา
P แทนจำนวนพารามิเตอร์ในตัวแบบ

คล้ายกับค่า MAD คือเป็นเครื่องมือที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล เพื่อดูว่าข้อมูลมีการกระจายตัวมากน้อยเพียงใด และมักใช้ในสถิติและการวิจัยทางวิทยาศาสตร์ แต่ไม่ต้องการผลกำลังสอง โดยค่า MAE ที่ต่ำแสดงถึงความแม่นยำสูงในการคาดการณ์

R

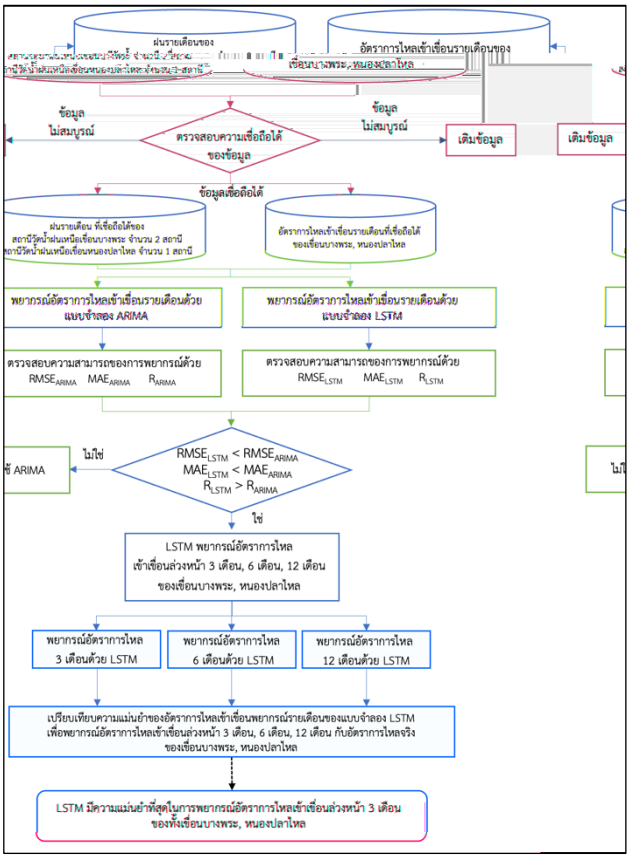
ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ R เป็นตัวชี้วัดความสัมพันธ์ระหว่างค่าจริงกับค่าการพยากรณ์ ซึ่งมีค่าตั้งแต่ -1.0 ถึง +1.0 หากค่า R ใกล้เคียงกับ -1.0 จะหมายถึงตัวแปรทั้งสองมีความสัมพันธ์กันในทิศทางตรงกันข้ามอย่างมาก หากค่าใกล้เคียงกับ +1.0 จะหมายถึงตัวแปรทั้งสองมีความสัมพันธ์กันในทิศทางเดียวกันอย่างมาก และหากค่า R เท่ากับ 0 จะหมายถึงตัวแปรทั้งสองไม่มีความสัมพันธ์กันแสดงให้เห็นตามสมการ (11)

$$R = \frac{\sum(X_i - \overline{X})(Y_i - Y)}{\sqrt{\sum(X_i - \overline{X})^2 \sum(Y_i - Y)^2}} \quad (12)$$

โดยที่ X_i, Y_i แทนค่าของตัวแปร X และ Y ในชุดข้อมูล
$\bar{X}, \bar{Y}$ แทนค่าเฉลี่ยของตัวแปร X และ Y

4. วิธีการศึกษา

การศึกษานี้ เป็นการศึกษาการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนคัดเลือกโดยใช้ปัญญาประดิษฐ์ในลุ่มน้ำชายฝั่งทะเลภาคตะวันออก โดยวิธีการศึกษาแสดงดังรูปที่ 4 และมีรายละเอียดการศึกษาดังนี้



รูปที่ 4 วิธีการศึกษา

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนบางพระและเขื่อนหนองปลาไหล จากการวิเคราะห์ข้อมูลที่ใช้ในแบบจำลองพยากรณ์ แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรโดยใช้สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient Matrix) ดังรูปที่ 5 และรูปที่ 6 พบว่า เขื่อนบางพระพิจารณาตัวแปรคู่ที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูงสุด 2 อันดับ คือตัวแปร อัตราการไหลปัจจุบัน (Q_t) และ ฝนปัจจุบัน (Rain) มีค่าเท่ากับ 0.70 ตัวแปรอัตราการไหลปัจจุบัน (Q_t) และอัตราการไหลเดือนก่อนหน้า (Q_{t-1}) มีค่าเท่ากับ 0.43 ดังนั้นจึงใช้ตัวแปรอัตราการไหลปัจจุบัน (Q_t) อัตราการไหลเดือนก่อนหน้า (Q_{t-1}) และฝนปัจจุบัน (Rain) ในการเข้าแบบจำลองพยากรณ์เข้าเขื่อน

รูปที่ 5 ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร Correlation Matrix เขื่อนบางพระ

ใ

รูปที่ 6 ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร Correlation Matrix เขื่อนหนองปลาไหล

พยากรณ์ข้อมูลปริมาณอัตราการไหลเข้าเขื่อน โดยนำข้อมูลเข้าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกแบบ Long Short-Term Memory (LSTM) และแบบจำลอง Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) โดยใช้ข้อมูลฝนรายเดือนและอัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือน ตั้งแต่ปี พ.ศ.2537 ถึง ปี พ.ศ.2566 โดยแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่

ชุดข้อมูลที่ 1 สำหรับการเรียนรู้ (Calibrate) ข้อมูลนี้จะถูกป้อนเข้าไปในแบบจำลองและตรวจความถูกต้อง (Validate) ข้อมูลชุดนี้จะใช้แสดงว่าควรจะฝึกแบบจำลองต่อไป หรือจะหยุดกระบวนการ

รูปที่ ตย้อมลป อ2 ไ้ ลาตราร ยอฝ

รายวันย้อนหลัง ปี พ.ศ. 2537-2558 (22 ปี) ในการเรียนรู้ เมื่อเปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยค่าประสิทธิภาพ RMSE, MAE, R ทั้งสองลุ่มน้ำย่อย ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลอง LSTM ให้ค่าประสิทธิภาพแบบจำลองดีกว่า ARIMA ทั้ง 3 ค่าประสิทธิภาพ ทั้งสองเขื่อนแสดงไว้ดังตารางที่ 5.2

ตารางที่ 5.2 ผลสำหรับการเรียนรู้ Calibrate ระหว่างแบบจำลอง ARIMA และ LSTM

เขื่อน	แบบจำลอง	RMSE (ล้าน ลบ.	MAE (ล้าน ลบ.	R
บางพระ	ARIMA	4.74	2.77	0.79
	LSTM	4.41	2.37	0.82
หนองปลาไหล	ARIMA	13.47	7.93	0.84
	LSTM	12.28	7.80	0.85

จากการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือน โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกแบบ Long Short-Term Memory (LSTM) และแบบจำลอง Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) เพื่อพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนคัดเลือก โดยใช้ข้อมูลฝนรายเดือน และอัตราการไหลเข้าเขื่อนทั้งสองเขื่อนรายเดือน ปี พ.ศ.2559-2565 (7 ปี) ในการสอบเทียบความแม่นยำของแบบจำลอง เมื่อเปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยค่าประสิทธิภาพ RMSE, MAE, R ทั้งสองลุ่มน้ำย่อย ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลอง LSTM ให้ค่าประสิทธิภาพแบบจำลองดีกว่า ARIMA ทั้ง 3 ค่าประสิทธิภาพ ทั้งสองเขื่อนแสดงไว้ดังตารางที่ 5.3

ตารางที่ 5.3 ผลการการทดสอบ (Validate) ระหว่างแบบจำลอง

เขื่อน	แบบจำลอง	RMSE (ล้าน ลบ.	MAE (ล้าน ลบ.	R
บางพระ	ARIMA	5.37	3.04	0.76
	LSTM	4.88	2.59	0.80
หนองปลาไหล	ARIMA	13.45	9.03	0.83
	LSTM	12.15	8.03	0.85

จากการประเมินความแม่นยำของการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนด้วยแบบจำลอง โดยทำการเปรียบเทียบความแม่นยำของอัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือน 7 ปี (ปี พ.ศ.2559-2565) ที่ได้จากการตรวจวัดจริงกับปริมาณอัตราการไหลเข้าเขื่อนพยากรณ์ของทั้ง 2 เขื่อนคัดเลือก ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำที่เพิ่มขึ้นของการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนในแต่ละปี ทั้งเขื่อนบางพระ และเขื่อนหนองปลาไหล เป็นไปตามตารางที่ 5.4 จากข้อมูลผลการพยากรณ์ จะเห็นว่าเขื่อนบางพระ ในแบบจำลอง ARIMA ให้ค่าความแม่นยำอยู่ระหว่าง 38% ถึง 70% แบบจำลอง LSTM ให้ค่าความแม่นยำอยู่ระหว่าง 53% ถึง 74% ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่า อัตราการไหลเข้าเขื่อนพยากรณ์จากแบบจำลอง LSTM ให้ค่าความแม่นยำ โดยสามารถเพิ่มความแม่นยำได้ตั้งแต่ 1% ถึง 21% และเขื่อนหนองปลาไหล ในแบบจำลอง ARIMA ให้ค่าความแม่นยำอยู่ระหว่าง 48% ถึง 70% แบบจำลอง LSTM ให้ค่าความแม่นยำอยู่ระหว่าง 53% ถึง 84% ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่า อัตราการไหลเข้าเขื่อนพยากรณ์จากแบบจำลอง LSTM ให้ค่าความแม่นยำ โดยสามารถเพิ่มความแม่นยำได้ตั้งแต่ 1% ถึง 34%

ตารางที่ 5.4 ความแม่นยำของการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนรายปี โดยแบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง LSTM ของฝนและอัตราการไหลเข้าเขื่อน 7 ปี (พ.ศ.2559 – 2565)

เขื่อน	ปี พ.ศ.	แบบจำลอง ARIMA		แบบจำลอง LSTM		ความแม่นยำที่เพิ่มขึ้น		แบบจำลองที่ดีที่สุด
		%ความผิดพลาด	%ความแม่นยำ	%ความผิดพลาด	%ความแม่นยำ	ARIMA	LSTM	
เขื่อนบางพระ	2559	46%	54%	38%	62%		8%	LSTM
	2560	62%	38%	41%	59%		21%	LSTM
	2561	47%	53%	25%	75%		22%	LSTM
	2562	34%	66%	33%	67%		1%	LSTM
	2563	41%	59%	41%	59%		1%	LSTM
	2564	30%	70%	45%	55%	14%		ARIMA
	2565	49%	51%	47%	53%		2%	LSTM
ค่าเฉลี่ย		44%	44%	56%	39%	61%		9%
เขื่อนหนองปลาไหล	2559	52%	48%	38%	62%		14%	LSTM
	2560	50%	50%	17%	83%		33%	LSTM
	2561	46%	54%	43%	57%		3%	LSTM
	2562	24%	76%	37%	63%	13%		ARIMA
	2563	51%	49%	37%	63%		13%	LSTM
	2564	32%	68%	30%	70%		2%	LSTM
	2565	34%	66%	32%	68%		2%	LSTM
ค่าเฉลี่ย		41%	59%	33%	67%		11%	LSTM

และได้ประเมินความแม่นยำของการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนด้วยแบบจำลอง ออกมาเป็นข้อมูลรายเดือน เพื่อเปรียบเทียบจำนวนแบบจำลองที่ดีที่สุดรายเดือนของการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก Long Short-Term Memory (LSTM) ของเขื่อนคัดเลือก โดยคำนวณความแม่นยำจากค่าความแม่นยำในแต่ละเดือนที่มากที่สุดและน้อยที่สุดตั้งแต่ปี พ.ศ. 2559-2565 (7 ปี) แล้วนำมาหาแบบจำลองที่ดีที่สุดรายเดือนซึ่งคำนวณจากแบบจำลองที่มีจำนวนแบบจำลองที่ดีที่สุดรายเดือนมากกว่า ดังแสดงใน ตารางที่ 5.5

ตารางที่ 5.5 จำนวนแบบจำลองที่ดีที่สุดรายเดือนเฉลี่ย โดยแบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง LSTM (ปี พ.ศ.2559 – พ.ศ. 2565)

เขื่อน	เดือน	แบบจำลอง ARIMA		แบบจำลอง LSTM		จำนวนแบบจำลองที่ดีที่สุดรายเดือน		แบบจำลองที่ดีที่สุด
		% ความแม่นยำน้อยสุด	% ความแม่นยำมากสุด	% ความแม่นยำน้อยสุด	% ความแม่นยำมากสุด	ARIMA	LSTM	
เขื่อนบางพระ	มกราคม	1%	90%	15%	95%	2	5	LSTM
	กุมภาพันธ์	2%	72%	20%	94%	1	6	LSTM
	มีนาคม	3%	90%	20%	99%	1	6	LSTM
	เมษายน	20%	87%	24%	84%	3	4	LSTM
	พฤษภาคม	32%	90%	16%	97%	1	6	LSTM
	มิถุนายน	19%	79%	45%	96%	1	6	LSTM
	กรกฎาคม	12%	96%	11%	91%	5	2	ARIMA
	สิงหาคม	14%	90%	24%	89%	2	5	LSTM
	กันยายน	14%	79%	16%	94%	2	5	LSTM
	ตุลาคม	39%	90%	49%	96%	3	4	LSTM
	พฤศจิกายน	44%	100%	32%	96%	4	3	ARIMA
	ธันวาคม	22%	90%	38%	91%	2	5	LSTM
รวม						27	57	LSTM
เขื่อนหนองปลาไหล	มกราคม	16%	86%	14%	95%	3	4	LSTM
	กุมภาพันธ์	15%	75%	1%	89%	4	3	ARIMA
	มีนาคม	22%	98%	13%	85%	3	4	LSTM
	เมษายน	35%	91%	17%	99%	2	5	LSTM
	พฤษภาคม	17%	73%	5%	82%	4	3	ARIMA
	มิถุนายน	19%	95%	20%	90%	3	4	LSTM
	กรกฎาคม	42%	91%	39%	86%	4	3	ARIMA
	สิงหาคม	15%	65%	17%	79%	3	4	LSTM
	กันยายน	29%	94%	53%	97%	2	5	LSTM
	ตุลาคม	15%	81%	8%	79%	2	5	LSTM
	พฤศจิกายน	0%	74%	0%	100%	2	5	LSTM
	ธันวาคม	80%	95%	25%	98%	3	4	LSTM
รวม						35	49	LSTM

ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนทั้งสองแห่ง โดยใช้ตัวแปรอัตราการไหลเข้าเขื่อนปัจจุบัน และอัตราการไหลเข้าเขื่อน 1 เดือนก่อนหน้า ในการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือนล่วงหน้าด้วยแบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง LSTM ซึ่งได้ทำการเปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนด้วยการพยากรณ์แบบจำด้วยตัววัดค่าประสิทธิภาพ RMSE MAE R ทั้ง 3 สถานี ผลการเปรียบเทียบค่าของ RMSE MAE R ทั้ง 2 เขื่อน ดังแสดงในตารางที่ 5.6 และรูปที่ 8-13

ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าอ่างเก็บน้ำบางพระและหนองปลาไหล ตัวชี้วัดทางสถิติ ได้แก่ ค่า RMSE, MAE และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ถูกนำมาใช้เป็นเกณฑ์ในการพิจารณา โดยปรกติแล้วค่า RMSE และ MAE ที่ต่ำ ร่วมกับค่า R ที่มีค่าสูงใกล้เคียง 1 สะท้อนถึงความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของแบบจำลองในเขื่อนบางพระ และเขื่อนหนองปลาไหล จากผลการพยากรณ์พบว่าแบบจำลอง LSTM ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่า ARIMA ในทุกช่วงเวลาการพยากรณ์ โดยเฉพาะในระยะสั้น (3 เดือน) ซึ่งสอดคล้องกับลักษณะข้อมูลแบบจำลอง LSTM ที่มีค่า RMSE และ MAE ต่ำกว่า และมีค่า R สูงกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองเชิงสถิติทั่วไปอย่าง ARIMA แม้ว่าผลการประเมินทางสโตรคาสติคจะบ่งชี้ว่าแบบจำลองมีความแม่นยำและผ่านเกณฑ์ในเชิงเทคนิค แต่ในการนำไปใช้งานจริง จำเป็นต้องพิจารณาปัจจัยภายนอกและตัวแปรเชิงนโยบายที่มีผลต่อการบริหารจัดการน้ำร่วมด้วย เพื่อเพิ่มความถูกต้องและความน่าเชื่อถือในการพยากรณ์ในอนาคต

ตารางที่ 5.6 ผลพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือนล่วงหน้า 3 เดือน, 6 เดือน, 12 เดือน ระหว่างแบบจำลอง

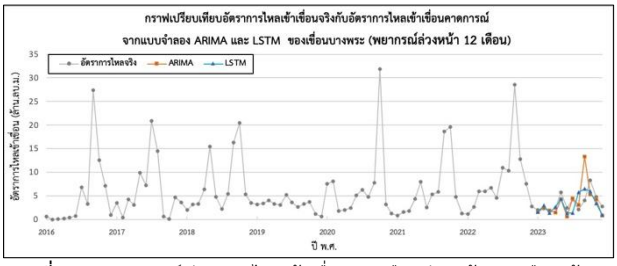
เขื่อน	พยากรณ์ล่วงหน้า	แบบจำลอง	RMSE (ล้าน ลบ.ม.)	MAE (ล้าน ลบ.ม.)	R
บางพระ	3 เดือน	ARIMA	0.08	0.01	0.64
		LSTM	0.05	0.01	0.92
	6 เดือน	ARIMA	0.26	0.05	0.83
		LSTM	0.20	0.04	0.86
	12 เดือน	ARIMA	1.05	0.22	0.43
		LSTM	0.66	0.19	0.53
หนองปลาไหล	3 เดือน	ARIMA	0.10	0.02	0.63
		LSTM	0.07	0.01	0.79
	6 เดือน	ARIMA	1.18	0.22	0.54
		LSTM	0.90	0.17	0.75
	12 เดือน	ARIMA	3.32	0.94	0.30
		LSTM	2.80	0.77	0.52



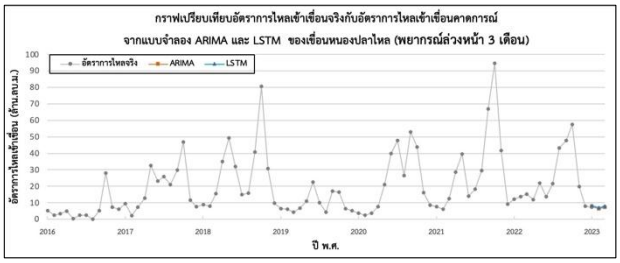
รูปที่ 8 ผลพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือนล่วงหน้า 3 เดือน ด้วยแบบจำลอง LSTM และแบบจำลอง ARIMA เขื่อนบางพระ



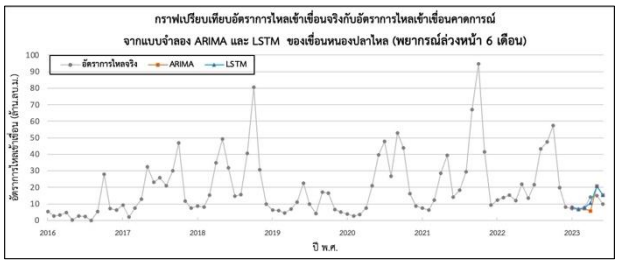
รูปที่ 9 ผลพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือนล่วงหน้า 6 เดือน ด้วยแบบจำลอง LSTM และแบบจำลอง ARIMA เขื่อนบางพระ



รูปที่ 10 ผลพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือนล่วงหน้า 12 เดือน ด้วยแบบจำลอง LSTM และแบบจำลอง ARIMA เขื่อนบางพระ



รูปที่ 11 ผลพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือนล่วงหน้า 3 เดือน ด้วยแบบจำลอง LSTM และแบบจำลอง ARIMA เขื่อนหนองปลาไหล



รูปที่ 12 ผลพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือนล่วงหน้า 6 เดือน ด้วยแบบจำลอง LSTM และแบบจำลอง ARIMA เขื่อนหนองปลาไหล



รูปที่ 13 ผลพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือนล่วงหน้า 12 เดือน ด้วยแบบจำลอง LSTM และแบบจำลอง ARIMA เขื่อนหนองปลาไหล

6. สรุปผลและข้อเสนอแนะ

การศึกษาและเปรียบเทียบความแม่นยำระหว่างตัวแบบการพยากรณ์ ARIMA และ LSTM เป็นการพยากรณ์ข้อมูลชุดเวลา (Time Series) เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของการพยากรณ์แต่ละประเภท ซึ่งผลการทำนายอัตราการไหลเข้าเขื่อนล่วงหน้า 3 เดือน, 6 เดือน, 12 เดือน โดยใช้ตัวแปรข้อมูลฝนเหนือเขื่อนคัดเลือกรายเดือน ที่เก็บรวบรวมจากข้อมูลฝนรายวัน และ ข้อมูลอัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือน และอัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือนก่อนหน้า 1 เดือน พบว่า พิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรโดยใช้สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient Matrix) พบว่าอัตราการไหลปัจจุบัน และอัตราการไหลเดือนก่อนหน้า มีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญ แต่อัตราการไหลปัจจุบัน มีความสัมพันธ์กันต่ำเมื่อเทียบกับอัตราการไหลเดือนก่อนหน้า 2 เดือน และ 3 เดือน จึงไม่นำมาพิจารณาเป็นตัวแปรเข้าแบบจำลองพยากรณ์ทั้ง 2 เขื่อนคัดเลือก เมื่อใช้ข้อมูลอัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือน และอัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือนก่อนหน้า 1 เดือน เป็นตัวแปรเพียงอย่างเดียวโดยไม่ใช้ตัวแปรฝนร่วมด้วยในการพยากรณ์ จะได้ผลการพยากรณ์มีความแม่นยำน้อยกว่าใช้ข้อมูลฝนรายเดือนร่วมด้วย ซึ่งได้ใช้ตัวแปรดังกล่าวในการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนล่วงหน้า 3 เดือน, 6 เดือน, 12 เดือน ผลการพยากรณ์พบว่า เขื่อนบางพระ ในช่วง 3 เดือนแรก จะมีค่า RMSE 0.05 , MAE 0.01 และค่า R 0.92 อยู่ในเกณฑ์สูงกว่าการพยากรณ์ ล่วงหน้า 6 เดือน จะมีค่า RMSE 0.20 , MAE 0.04 และค่า R 0.86 และ 12 เดือน จะมีค่า RMSE 0.66 , MAE 0.19 และค่า R 0.53 ตามลำดับ สำหรับเขื่อนหนองปลาไหล ในช่วง 3 เดือนแรก จะมีค่า RMSE 0.07 , MAE 0.01 และค่า R 0.79 อยู่ในเกณฑ์สูงกว่าการพยากรณ์ ล่วงหน้า 6 เดือน จะมีค่า RMSE 0.9 , MAE 0.17 และค่า R 0.75 และ 12 เดือน จะมีค่า RMSE 2.8 , MAE 0.77 และค่า R 0.52 ตามลำดับ จะพบว่าพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนล่วงหน้า 3 เดือน มีความแม่นยำมากที่สุด ซึ่งความแม่นยำในการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนล่วงหน้าลดลงเมื่อพยากรณ์ล่วงหน้านานยิ่งขึ้น

ผลการประเมินความแม่นยำของการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนด้วยแบบจำลอง โดยทำการเปรียบเทียบความแม่นยำของอัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือน ที่ได้จากการตรวจวัดจริงกับปริมาณอัตราการไหลเข้าเขื่อนพยากรณ์ของทั้ง 2 เขื่อนคัดเลือก จะเห็นว่าเขื่อนบางพระ ในแบบจำลอง ARIMA ให้ค่าความแม่นยำอยู่ระหว่าง 38% ถึง 70% แบบจำลอง LSTM ให้ค่าความแม่นยำอยู่ระหว่าง 53% ถึง 75% ซึ่งอัตราการไหลเข้าเขื่อนพยากรณ์จากแบบจำลอง LSTM ให้ค่าความแม่นยำ โดยสามารถเพิ่มความแม่นยำได้ตั้งแต่ 1% ถึง 22% และเขื่อนหนองปลาไหล ในแบบจำลอง ARIMA ให้ค่าความแม่นยำอยู่ระหว่าง 48% ถึง 76% แบบจำลอง LSTM ให้ค่าความแม่นยำอยู่ระหว่าง 57% ถึง 83% ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่า อัตราการไหลเข้าเขื่อนพยากรณ์จากแบบจำลอง LSTM ให้ค่าความแม่นยำ โดยสามารถเพิ่มความแม่นยำได้ตั้งแต่ 2% ถึง 33% เมื่อพิจารณาความแม่นยำของการพยากรณ์อัตราการไหลเข้าเขื่อนแต่ละเดือน แบบจำลอง LSTM จะมีความแม่นยำมากกว่าแบบจำลอง ARIMA และเมื่อพิจารณาอัตราการไหลเข้าเขื่อนรายเดือนในแต่ละปี พบว่าแบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง LSTM จะมีความแม่นยำใกล้เคียงกันในช่วง ฤดูแล้งช่วงแรก (เดือน พ.ย.-ม.ค.) และฤดูแล้งช่วงหลัง (เดือน ก.พ.-เม.ย.) แต่แบบจำลอง LSTM จะพยากรณ์อัตราการไหลได้ดีกว่าแบบจำลอง ARIMA ในช่วงฤดูมรสุม (เดือน ส.ค.-ต.ค.) หรือช่วงที่อัตราการไหลสูงกว่าปกติ

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ สำหรับสนับสนุนการวิจัย และขอขอบคุณกรมชลประทาน กรมอุตุนิยมวิทยา กรมป้องกันและบรรเทาสาธารณภัย (ปภ.) ที่อนุเคราะห์ข้อมูลต่าง ๆ ในการวิจัยครั้งนี้ ขอขอบพระคุณ รศ.ดร.อุรุยา วีสกุล ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษาแนะนำ

ตลอดจนข้อเสนอแนะที่มีคุณค่า ซึ่งช่วยให้การดำเนินงานวิจัยนี้มีประสิทธิภาพและมีคุณภาพมากยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

[1] ขวัญชนก อุนทะอ่อน (2563). การพยากรณ์น้ำฝน-น้ำท่ารายเดือนโดยวิธีทางสถิติ กรณีศึกษาลุ่มน้ำคลองใหญ่ เพื่อสนับสนุนในการบริหารจัดการน้ำในโครงการพัฒนาพื้นที่บริเวณชายฝั่งทะเลภาคตะวันออก. (วิศวกรรมศาสตร์ ดุษฎีบัณฑิต). คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์, หน้า 22-31.

[2] ภัทราพร ทองนิ่ม (2559). การพยากรณ์ปริมาณน้ำท่ารายวันที่ส่งผลต่อน้ำท่วมฉับพลันในลุ่มแม่น้ำชายฝั่งทะเลตะวันออก. (รายงานวิจัยฉบับสมบูรณ์). จันทบุรี: มหาวิทยาลัยบูรพา, หน้า 51-53.

[3] สมจิตฐิพงศ์ อำนาจศาล (2564). การพยากรณ์น้ำท่าที่ไหลเข้าเขื่อนสิริกิติ์ล่วงหน้ารายเดือน. กรุงเทพฯ: กระทรวงเกษตรและสหกรณ์.

[4] ระวีเวช จาติเกตุ และ ชูโชค อายุพงศ์ (2558). การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้า ฝ่ายแม่แตง เขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล และเขื่องแม่กวงอุดมธารา ภายใต้โครงการเพิ่มปริมาณน้ำในอ่างเก็บน้ำเขื่องแม่กวงอุดมธาราม. มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, หน้า 24-25.

[5] วราวุธ วุฒิวณิชย์, สันติ ทองพำนัก, นิมิต เฉิดฉันทพิพัฒน์, อารียา ฤทธิมา และ นัทพันธุ์ เกษมพันธุ์ (2547). การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดยระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์. กรุงเทพฯ, หน้า 6-8.

[6] จักรพงษ์ แต้วิจิตร และสุวัฒนา จิตตลดากร (2547). การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างฯ ด้วยการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและประยุกต์ใช้วิธีเจเนติกอัลกอริทึ่มเพื่อหาโค้งปฏิบัติงานอ่างเก็บน้ำที่เหมาะสม กรณีศึกษาโครงการอ่างเก็บน้ำทับเสลา จังหวัดอุทัยธานี. วิศวกรรมสารมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, ปีที่ 18, ฉบับที่ 54-55, หน้า 45-47.

[7] วีระยุทธ พิมพาภรณ์, ปรียาภรณ์ พูลทอง และบุษกร แก้ววิเชียร (2559). การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล. กรุงเทพฯ, หน้า 368-369.

[8] Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C. (1994). . Englewood Cliffs, Prentice-Hall: New Jersey.

[9] Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). . Neural Comput., 9(8), 1735-1780

[10] http://colah.github.io/posts/2 0 1 5 - 0 8 - Understanding-LSTMs/ (Accessed on 18 March 2022)