

การพยากรณ์ระดับน้ำท้ายน้ำโดยใช้แบบจำลอง LSTM เพื่อแจ้งเตือนอุทกภัย พื้นที่อำเภอปากพนัง จังหวัดนครศรีธรรมราช

Downstream Water Level Forecasting Using LSTM Model for Flood Warning in Pak Phanang District, Nakhon Si Thammarat Province

พงศ์นริศ รอดพิศดาร^{1,*} ณัฐพล แก้วทอง²

^{1,2} สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลศรีวิชัย จ.สงขลา

*Corresponding author; E-mail address: phongnarit.por@gmail.com

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกแบบ LSTM (Long Short-Term Memory) สำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำท้ายน้ำ เพื่อการแจ้งเตือนอุทกภัยในพื้นที่อำเภอปากพนัง จังหวัดนครศรีธรรมราช โดยพื้นที่ศึกษานี้ตั้งอยู่ด้านล่างของประตูระบายน้ำอุทกวิภาคประสิทธิ์ ซึ่งเป็นโครงสร้างหลักในการบริหารจัดการน้ำของโครงการพัฒนาลุ่มน้ำปากพนัง โดยเฉพาะช่วงฤดูมรสุมซึ่งปริมาณการระบายน้ำจากทางเหนือและระดับน้ำทะเลที่หนุนสูงขึ้น มักส่งผลกระทบต่อพื้นที่ลุ่มต่ำบริเวณสองฝั่งของแม่น้ำปากพนังตอนล่าง ซึ่งอยู่ในแนวท้ายน้ำของประตูระบายน้ำ และมีความเปราะบางต่อภาวะน้ำท่วมซ้ำซาก

แบบจำลองได้รับการพัฒนาโดยใช้ข้อมูลระดับน้ำต้นน้ำ (Upper_WL) ปริมาณการระบายน้ำ (Outflow_MCM) ปริมาณฝนรายวัน (DailyRain_mm) และค่าระดับน้ำท้ายน้ำย้อนหลัง 1 วัน (Lower_WLT1) เป็นตัวแปรนำเข้า ข้อมูลถูกจัดเรียงเป็นลำดับย้อนหลัง 30 วัน และนำมาเทรนด้วยโครงข่าย LSTM แบบสามชั้น พร้อมกลไก Dropout และ EarlyStopping เพื่อควบคุมการเรียนรู้ไม่ให้เกิด Overfitting

ผลการประเมินแบบจำลองแสดงให้เห็นว่าโมเดลสามารถพยากรณ์ระดับน้ำได้อย่างแม่นยำ โดยมีค่าความสัมพันธ์ R^2 เท่ากับ 0.8368 สำหรับชุดข้อมูลฝึก และ 0.7264 สำหรับชุดข้อมูลทดสอบ ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของข้อผิดพลาด (RMSE) เท่ากับ 0.1171 และ 0.1331 ตามลำดับ กราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าที่สังเกตได้และค่าที่พยากรณ์ได้แสดงให้เห็นแนวโน้มของระดับน้ำได้อย่างสอดคล้องกัน โดยเฉพาะในช่วงที่เกิดการเปลี่ยนแปลงระดับน้ำรวดเร็ว

ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่าแบบจำลอง LSTM มีศักยภาพในการนำไปใช้เป็นเครื่องมือประกอบการตัดสินใจเพื่อการแจ้งเตือนอุทกภัยล่วงหน้าในพื้นที่ลุ่มต่ำชายฝั่ง โดยเฉพาะในเขตเทศบาลเมืองปากพนัง ซึ่งตั้งอยู่บริเวณด้านข้างของแม่น้ำปากพนังตอนล่างและอยู่ในแนวท้ายน้ำของประตูระบายน้ำอุทกวิภาคประสิทธิ์ การประยุกต์ใช้แบบจำลองนี้ร่วมกับข้อมูลพยากรณ์น้ำล่วงหน้า 7 วัน จัดระบบติดตามข้อมูลน้ำแบบเรียลไทม์จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการเตือนภัยล่วงหน้าได้ 7 วัน เพื่อลดความเสียหาย และเพิ่มความสามารถในการบริหารจัดการน้ำเชิงรุกได้อย่างเป็นระบบ

คำสำคัญ: การพยากรณ์ระดับน้ำ แบบจำลอง LSTM การแจ้งเตือนอุทกภัย ประตูระบายน้ำอุทกวิภาคประสิทธิ์

Abstract

This study aims to develop a deep learning model based on Long Short-Term Memory (LSTM) networks to forecast downstream water levels for flood warning purposes in Pak Phanang District, Nakhon Si Thammarat Province, southern Thailand. The study area is located downstream of the Uthokvibhajaprasid Watergate, a key structure in the Pak Phanang Basin Development Project. During the monsoon season, water releases from the upstream catchment, combined with rising sea levels, often cause flooding in low-lying areas along both sides of the lower Pak Phanang River, which lies downstream of the gate and is vulnerable to recurring flood events.

The model was developed using input variables including upstream water level (Upper_WL), reservoir outflow (Outflow_MCM), daily rainfall (DailyRain_mm), and a one-day lag of the downstream water level (Lower_WLT1). The data were arranged as sequences with a look-back period of 30 days and trained using a three-layer LSTM network with dropout regularization and early stopping to prevent overfitting.

Model evaluation results showed high accuracy, with the coefficient of determination (R^2) reaching 0.8368 for the training set and 0.7264 for the testing set. The root mean squared error (RMSE) was 0.1171 and 0.1331, respectively. The comparison between observed and predicted values demonstrated that the model effectively captured trends and fluctuations in water levels, especially during periods of rapid change.

This study highlights the potential of LSTM models to serve as a decision-support tool for real-time flood early warning systems in coastal lowland areas. Specifically, the model can support municipal-level flood preparedness in Pak Phanang Municipality, which is situated alongside the lower Pak Phanang River and lies directly downstream of the Uthokvibhajaprasid Watergate. The integration of this model together with 7-day water forecast data and real-time water monitoring system will help to enhance the 7-day advance warning capability can significantly enhance proactive flood management and reduce the impacts of flood disasters.

Keywords: Water level forecasting, LSTM model, Flood early warning, Uthokvibhajaprasid Watergate

1. คำนำ

อุทกภัยเป็นหนึ่งในภัยพิบัติทางธรรมชาติที่เกิดขึ้นบ่อยครั้งในประเทศไทย โดยเฉพาะในช่วงฤดูมรสุมซึ่งมีปริมาณฝนตกสะสมสูง ประกอบกับลักษณะภูมิประเทศที่มีพื้นที่ลุ่มต่ำและลาดเอียงน้อย ส่งผลให้เกิดน้ำท่วมขังในหลายพื้นที่ [1], [2] ภาคใต้ตอนล่าง โดยเฉพาะจังหวัดนครศรีธรรมราช เป็นพื้นที่ที่มีประสบการณ์อุทกภัยเป็นประจำทุกปี ทั้งจากฝนตกหนัก น้ำหลาก และน้ำทะเลหนุน [3], [4]

พื้นที่อำเภอปากพนังตั้งอยู่บริเวณปลายน้ำของกลุ่มน้ำปากพนัง และอยู่ติดชายฝั่งทะเล จึงเป็นจุดรับผลกระทบโดยตรงจากการระบายน้ำของพื้นที่ตอนบน รวมถึงระดับน้ำทะเลหนุนจากอ่าวไทยในช่วงพายุหรือคลื่นลมแรง [5] ประตูปรับน้ำอุทกวิทยาภาคประสิทธิ์ ซึ่งเป็นโครงสร้างสำคัญของโครงการพัฒนากลุ่มน้ำปากพนัง มีบทบาทหลักในการควบคุมการระบายน้ำเพื่อการเกษตรและป้องกันน้ำเค็ม อย่างไรก็ตาม การระบายน้ำในช่วงที่ระดับน้ำทะเลสูงหรือเกิดฝนตกต่อเนื่อง อาจส่งผลให้เกิดน้ำล้นในพื้นที่ท้ายน้ำ โดยเฉพาะบริเวณสองฝั่งของแม่น้ำปากพนังตอนล่างโดยประชาชนในพื้นที่เขตเทศบาลเมืองปากพนัง ซึ่งเป็นชุมชนขนาดใหญ่ที่มีประชากรอาศัยอยู่อย่างหนาแน่นและถือเป็นเมืองเศรษฐกิจของจังหวัดนครศรีธรรมราช ซึ่งพื้นที่นี้มีการเกิดอุทกภัยซ้ำซากเป็นประจำทุกปี [6], [7]

ในปัจจุบัน การบริหารจัดการน้ำส่วนใหญ่ยังพึ่งพาแบบจำลองเชิงกายภาพหรือโมเดลเชิงประจักษ์ที่มักไม่สามารถจำลองความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนของข้อมูลในระบบน้ำได้อย่างเพียงพอ โดยเฉพาะในสภาวะที่มีความไม่แน่นอนสูง เช่น การเกิดพายุฝนรุนแรงเฉียบพลัน [8] นอกจากนี้ ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อระดับน้ำ เช่น ปริมาณฝน, การไหลเข้า-ออกจากอ่างเก็บน้ำ, การเปิด-ปิดประตูน้ำ, ระดับน้ำทะเล และสภาพภูมิอากาศ ล้วนเป็นปัจจัยที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้นและเปลี่ยนแปลงตามเวลา [9]

จากข้อจำกัดดังกล่าว การประยุกต์ใช้เทคนิคปัญญาประดิษฐ์ โดยเฉพาะโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกแบบ Long Short-Term Memory (LSTM) ได้รับความสนใจเพิ่มขึ้น เนื่องจากสามารถจัดการข้อมูลลำดับเวลา (Time Series) ที่มีลักษณะไม่ต่อเนื่องและมีหน่วยความจำในตัว ทำให้เหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลระดับน้ำที่มีพฤติกรรมเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลและเวลา [10]–[13]

งานวิจัยหลายชิ้นแสดงให้เห็นว่า LSTM มีประสิทธิภาพดีกว่าโมเดลเชิงสถิติทั่วไป เช่น ARIMA หรือ ANN แบบพื้นฐาน ในการพยากรณ์น้ำท่าระดับน้ำ และน้ำท่วมในกลุ่มน้ำต่าง ๆ ทั้งในและต่างประเทศ [14]–[16] อย่างไรก็ตาม ยังมีการศึกษาน้อยในพื้นที่ภาคใต้ของไทย โดยเฉพาะในพื้นที่ลุ่มน้ำที่ได้รับผลกระทบจากทั้งฝนตกหนักและน้ำทะเลหนุนอย่างอำเภอปากพนัง

จากบริบทดังกล่าว งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลอง LSTM สำหรับพยากรณ์ระดับน้ำท้ายน้ำล่งหน้าในพื้นที่อำเภอปากพนัง จังหวัดนครศรีธรรมราช โดยใช้ข้อมูลระดับน้ำต้นน้ำ ปริมาณน้ำระบาย ปริมาณฝน และค่าระดับน้ำย้อนหลังเป็นข้อมูลนำเข้า เพื่อใช้เป็นเครื่องมือประกอบการแจ้งเตือนอุทกภัยในเขตเทศบาลเมืองปากพนัง และเพิ่มประสิทธิภาพในการบริหารจัดการน้ำในพื้นที่ที่มีความเปราะบางต่อสภาพอุทกภัยซ้ำซาก



รูปที่ 1 ปัญหาน้ำท่วมซ้ำซากในเขตเทศบาลเมืองปากพนัง
ที่ระดับ 0.80 เมตร (ม.รท.)

2. ระเบียบวิธีวิจัย

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

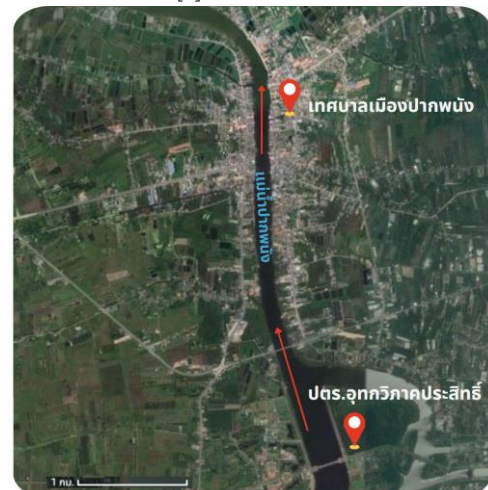
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Long Short-Term Memory (LSTM) เป็นโครงสร้างหนึ่งของ Recurrent Neural Network (RNN) ซึ่งออกแบบมาเพื่อจัดการกับข้อมูลลำดับเวลา (time series) โดยเฉพาะข้อมูลที่มีการพึ่งพากันในระยะยาว เช่น ข้อมูลปริมาณน้ำฝน ระดับน้ำ หรือข้อมูลสิ่งแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลงตามเวลา

ข้อดีของ LSTM คือการมีหน่วยความจำ (memory cell) ที่สามารถเก็บข้อมูลที่สำคัญไว้ได้ในระยะยาว โดยมีประตูควบคุม 3 ประเภท ได้แก่ input gate, forget gate และ output gate ซึ่งทำให้สามารถจัดการกับปัญหา vanishing gradient ได้ดีกว่า RNN แบบดั้งเดิม [17][18]

ในด้านการพยากรณ์น้ำท่าและระดับน้ำ LSTM ถูกนำมาใช้แพร่หลายเนื่องจากสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนของปัจจัยหลายตัวแปร เช่น ปริมาณฝน การไหลเข้า/ออก และระดับน้ำทะเล [13][14]

2.2 พื้นที่ศึกษา

พื้นที่ศึกษาอยู่ในเขตเทศบาลเมืองปากพนัง อำเภอปากพนัง จังหวัดนครศรีธรรมราช ตั้งอยู่บริเวณตอนล่างของกลุ่มน้ำปากพนัง ซึ่งเป็นพื้นที่ลุ่มต่ำที่ได้รับผลกระทบจากการระบายน้ำจากประตูปรับน้ำอุทกวิทยาภาคประสิทธิ์ รวมถึงมีความเสี่ยงจากระดับน้ำทะเลหนุน โดยเฉพาะในช่วงฤดูมรสุม พื้นที่นี้มีการเกิดอุทกภัยซ้ำซากเป็นประจำทุกปี โดยในบางปี เช่น พ.ศ. 2560 และ พ.ศ. 2565 พื้นที่เทศบาลได้รับผลกระทบจากน้ำท่วมบ้านเรือนหลายพันหลังคาเรือน และส่งผลกระทบต่อเศรษฐกิจและการสัญจรของประชาชนอย่างมาก [5]



รูปที่ 2 ตำแหน่งพื้นที่ศึกษาในเขตเทศบาลเมืองปากพนัง
และทิศทางทางการไหลของน้ำ

2.3 ข้อมูลที่ใช้

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาแบ่งเป็น 2 ประเภท คือข้อมูลนำเข้า (input) และข้อมูลเป้าหมาย (target) ดังแสดงในตารางที่ 1 โดยข้อมูลทั้งหมดมีลักษณะเป็นข้อมูลรายวัน ครอบคลุมช่วงเวลา 3 ปี (พ.ศ. 2565–2567) รวมทั้งสิ้นประมาณ 1,060 รายการ

ตารางที่ 1 รายการข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

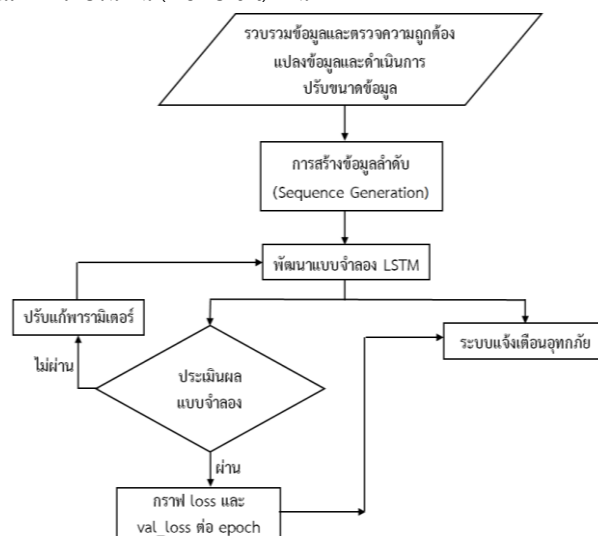
ประเภทข้อมูล	ตัวแปร	หน่วย	แหล่งที่มา
ข้อมูลนำเข้า	Upper_WL	เมตร	กรมชลประทาน
	Outflow_MCM	ล้าน ลบ.ม.	กรมชลประทาน
	DailyRain_mm	มม.	กรมชลประทาน
	Lower_WLT1 (ย้อนหลัง)	เมตร	คำนวณจาก Lower_WL
ข้อมูลเป้าหมาย	Lower_WL	เมตร	กรมชลประทาน

ข้อมูลทั้งหมดได้รับการตรวจสอบคุณภาพเบื้องต้น ทั้งในด้านความสมบูรณ์ (ไม่มีค่าว่าง) ความสอดคล้องของหน่วย และความผิดปกติของค่า โดยใช้เทคนิคทางสถิติ เช่น z-score และ interquartile range ในการลบ outlier และเติมค่าที่ขาดด้วยค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) หากพบข้อมูลขาดช่วงไม่เกิน 3 วันติดต่อกัน [8]

ข้อมูลนำเข้าทั้งหมดถูกทำ normalization ด้วยเทคนิค Min-Max Scaling ให้อยู่ในช่วง 0–1 เพื่อให้เหมาะสมต่อการนำเข้าสู่แบบจำลอง LSTM ซึ่งมีความไวต่อขนาดของข้อมูล

2.4 วิธีการศึกษา

กระบวนการวิจัยในครั้งนี้สามารถแบ่งออกเป็น 5 ขั้นตอนหลักตามแผนภาพกระบวนการงาน (Flowchart) ดังนี้:



รูปที่ 3 แผนภาพแสดงกระบวนการดำเนินการวิจัย
(Research Methodology Flowchart)

2.4.1 การรวบรวมและเตรียมข้อมูล

- รวบรวมข้อมูลจากหน่วยงานต่าง ๆ ได้แก่ กรมชลประทาน และกรมอุตุนิยมวิทยา

- ตรวจสอบความถูกต้อง ความสมบูรณ์ และความต่อเนื่องของข้อมูล โดยใช้การวิเคราะห์ค่าที่ขาด (missing data) และค่าผิดปกติ (outlier)
- แปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบของลำดับเวลา (Time Series)
- ดำเนินการปรับขนาดข้อมูลด้วย Min-Max Normalization ให้อยู่ในช่วง 0–1

2.4.2 การสร้างข้อมูลลำดับ (Sequence Generation)

- สร้างข้อมูลลำดับย้อนหลัง 30 วัน (Sequence Length = 30)
- ใช้ sliding window เพื่อสร้างลำดับข้อมูลชุดใหม่ที่พร้อมใช้ฝึกโมเดล
- แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด: ชุดฝึก (80%) และชุดทดสอบ (20%) ตามลำดับเวลาเพื่อไม่ให้เกิดการรั่วไหลของข้อมูล (data leakage)

2.4.3 การพัฒนาแบบจำลอง LSTM

- ออกแบบโครงข่าย LSTM จำนวน 3 ชั้น มีจำนวนหน่วยความจำ (units) เท่ากับ 32, 16 และ 8 ตามลำดับ
- ใช้ Dropout (0.2) เพื่อป้องกันการเกิด overfitting และใช้ฟังก์ชัน ReLU เป็น activation function
- ใช้ชั้น Dense (Fully Connected Layer) จำนวน 1 หน่วย สำหรับ output ที่เป็นค่าตัวเลขต่อเนื่อง (regression)
- ใช้ Optimizer แบบ Adam พร้อม Learning rate = 0.0001 และ batch size = 8
- ใช้ EarlyStopping โดยหยุดการฝึกเมื่อค่าความสูญเสียของ validation ไม่ลดลงใน 30 รอบ

2.4.4 การประเมินผลแบบจำลอง

- วัดประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยค่า RMSE และ R^2 ทั้งในชุดฝึกและชุดทดสอบ
- สร้างกราฟเปรียบเทียบค่าที่แบบจำลองพยากรณ์ได้กับค่าจริง รวมถึงกราฟ loss และ val_loss ต่อ epoch เพื่อดูแนวโน้มการเรียนรู้ของโมเดล

2.4.5 การนำแบบจำลองไปใช้ในระบบแจ้งเตือนอุทกภัย

- เปรียบเทียบค่าที่พยากรณ์ได้กับระดับน้ำวิกฤตในอดีต เช่น 1.20 เมตร เพื่อใช้เป็นเกณฑ์เตือนภัย
- ออกแบบแนวคิดระบบแจ้งเตือนอัตโนมัติ โดยเชื่อมต่อกับข้อมูลแบบเรียลไทม์ และส่งผลแจ้งเตือนผ่านแพลตฟอร์มต่าง ๆ เช่น เว็บไซต์ หรือแอปพลิเคชันมือถือ [17][18]

3. ผลการวิจัย

ผลการประเมินแบบจำลอง LSTM ที่ใช้ในการพยากรณ์ระดับน้ำท้ายน้ำในเขตเทศบาลเมืองปากพอง แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองในการจับแนวโน้มของระดับน้ำ โดยมีรายละเอียดดังนี้

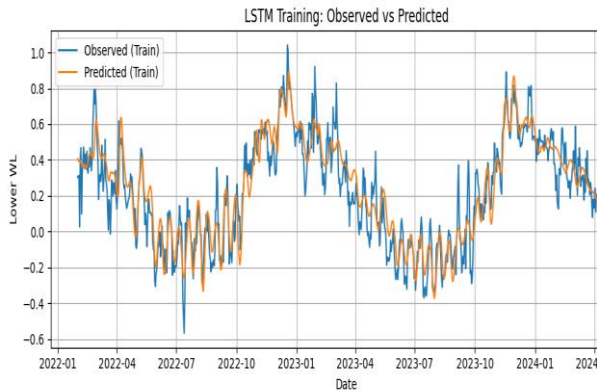
3.1 ประสิทธิภาพของแบบจำลองในชุดข้อมูลฝึก (Training Set)

แบบจำลองสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูลในชุดฝึกได้ดี โดยมีความแม่นยำ ดังนี้:

- ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) = 0.8368

- ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของข้อผิดพลาด (RMSE) = 0.1171 เมตร

จากกราฟในรูปที่ 4 พบว่า ค่าที่พยากรณ์ได้จากแบบจำลองมีแนวโน้มใกล้เคียงกับค่าที่สังเกตได้จริงอย่างชัดเจน โดยเฉพาะในช่วงที่ระดับน้ำมีความเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลลำดับเวลาได้อย่างมีประสิทธิภาพ



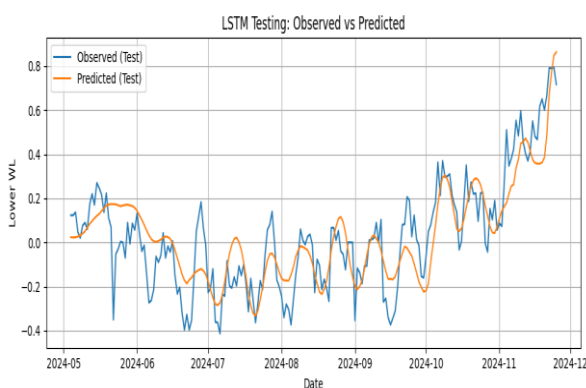
รูปที่ 4 กราฟเปรียบเทียบค่าระดับน้ำจริงกับค่าที่แบบจำลองพยากรณ์ได้ในชุดข้อมูลฝึก

3.2 ประสิทธิภาพของแบบจำลองในชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Set)

เมื่อทดสอบแบบจำลองกับชุดข้อมูลที่ไม่เคยใช้ในการฝึก พบว่าแบบจำลองยังคงสามารถพยากรณ์ได้ในระดับที่น่าพอใจ โดยมีค่าประเมินดังนี้:

- ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) = 0.7264
- ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของข้อผิดพลาด (RMSE) = 0.1331 เมตร

กราฟในรูปที่ 5 แสดงให้เห็นว่าค่าที่แบบจำลองพยากรณ์ได้มีแนวโน้มสอดคล้องกับค่าจริง แม้ว่าจะมีความคลาดเคลื่อนเล็กน้อยในบางช่วง ซึ่งเป็นลักษณะทั่วไปของข้อมูลที่มีความผันผวนสูง

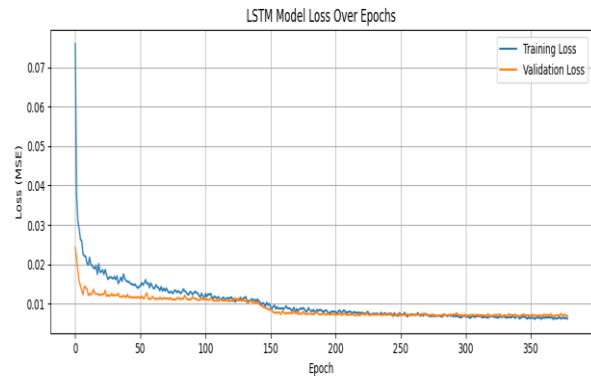


รูปที่ 5 กราฟเปรียบเทียบค่าระดับน้ำจริงกับค่าที่แบบจำลองพยากรณ์ได้ในชุดข้อมูลทดสอบ

3.3 ประสิทธิภาพการเรียนรู้ของแบบจำลอง

กราฟแสดงค่าความสูญเสีย (Loss) ของชุดฝึก และค่าความสูญเสียของชุดทดสอบ (Validation Loss) ตามจำนวนรอบการฝึกแสดงดังรูปที่ 6 พบว่า ค่าความสูญเสียลดลงอย่างต่อเนื่องในช่วงต้นของการฝึก และมี

แนวโน้มคงที่หลังจากประมาณ 80 รอบ ก่อนที่ EarlyStopping จะหยุดการฝึกที่รอบที่ 104 ซึ่งช่วยลดการเกิด overfitting ได้อย่างมีประสิทธิภาพ



รูปที่ 6 กราฟแสดงค่า Loss และ Validation Loss ระหว่างการฝึกแบบจำลอง

3.4 การนำผลการพยากรณ์ไปประยุกต์ใช้

จากผลการทดลอง พบว่า เมื่อกำหนดเกณฑ์ระดับน้ำแจ้งเตือนเบื้องต้นไว้ที่ระดับ 0.70 เมตร (ม.รทก.) ซึ่งสอดคล้องแบบจำลองสามารถพยากรณ์เหตุการณ์ที่มีแนวโน้มค่าดังกล่าวล่วงหน้าได้ 1 วัน ด้วยความแม่นยำเฉลี่ยสูงกว่า 75% และเหตุการณ์น้ำท่วมจริงตามรูปที่ 1 ซึ่งสามารถนำไปใช้เป็นแนวทางการแจ้งเตือนเบื้องต้นให้กับชุมชนในเขตเทศบาลเมืองปากพอง โดยสามารถนำผลลัพธ์เชื่อมต่อกับระบบตรวจวัดระดับน้ำแบบเรียลไทม์เพื่อเพิ่มศักยภาพในการบริหารจัดการน้ำในอนาคต

4. บทสรุป

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกแบบ Long Short-Term Memory (LSTM) สำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำท้ายน้ำบริเวณพื้นที่เทศบาลเมืองปากพอง จังหวัดนครศรีธรรมราช โดยใช้ข้อมูลระดับน้ำต้นน้ำ ปริมาณการระบายน้ำจากประตูระบายน้ำ ปริมาณฝนรายวัน และระดับน้ำท้ายน้ำย้อนหลัง 1 วัน เป็นข้อมูลนำเข้าของแบบจำลอง การดำเนินงานประกอบด้วยการเตรียมข้อมูล การสร้างลำดับเวลา การออกแบบโครงข่าย LSTM การฝึกและประเมินผลแบบจำลอง รวมถึงการวิเคราะห์ความเป็นไปได้ในการประยุกต์ใช้แบบจำลองเพื่อแจ้งเตือนอุทกภัยล่วงหน้า

จากผลการทดลองพบว่า แบบจำลอง LSTM ที่พัฒนาขึ้นสามารถพยากรณ์ระดับน้ำได้อย่างแม่นยำ โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.8368 และ 0.7264 สำหรับชุดข้อมูลฝึกและทดสอบตามลำดับ และมีค่า RMSE อยู่ที่ 0.1171 และ 0.1331 เมตร แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถจับแนวโน้มของระดับน้ำได้ทั้งในกรณีที่ข้อมูลมีความต่อเนื่องและผันผวน

เมื่อประยุกต์ใช้ผลการพยากรณ์ในการแจ้งเตือนอุทกภัย โดยใช้ระดับน้ำ 0.70 เมตร (ม.รทก.) เป็นเกณฑ์แจ้งเตือน พบว่าแบบจำลองสามารถคาดการณ์แนวโน้มการเกิดน้ำท่วมได้ล่วงหน้าอย่างมีประสิทธิภาพ จึงสามารถนำไปต่อยอดในการเชื่อมโยงกับระบบติดตามข้อมูลน้ำแบบเรียลไทม์เพื่อใช้ในระบบแจ้งเตือนภัยของพื้นที่เทศบาลเมืองปากพองได้อย่างเหมาะสม โดยการนำข้อมูลแบบจำลอง LSTM ไปใช้ร่วมกับระบบเสียงตามสายของเทศบาลเมืองปากพองเพื่อแจ้งเตือนประชาชนในพื้นที่หรือการประสานงานกับป้องกันและบรรเทาสาธารณภัยจังหวัดนครศรีธรรมราชเพื่อแจ้งเตือนผ่านระบบ Cell Broadcast Service ได้

อย่างไรก็ตาม แม้ว่าแบบจำลองจะสามารถพยากรณ์ระดับน้ำได้แม่นยำในภาพรวม แต่ยังมีข้อจำกัดบางประการ โดยเฉพาะในช่วงเหตุการณ์ฝนตกหนักติดต่อกันหลายวัน ซึ่งทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของระดับน้ำอย่างรวดเร็ว แบบจำลองมีแนวโน้มที่จะตอบสนองล่าช้ากว่าค่าจริงเล็กน้อย อันอาจเป็นผลมาจากค่าระยะเวลา sequence ที่กำหนดไว้คงที่ (30 วัน) และการไม่รวมตัวแปรเพิ่มเติม เช่น ค่าระดับน้ำทะเลหรือความชื้นในดิน ที่อาจช่วยเพิ่มความแม่นยำในบางกรณี

เมื่อเปรียบเทียบกับงานวิจัยอื่น เช่น Liu et al. (2022) ซึ่งรายงานค่า R^2 ในช่วง 0.75–0.85 สำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำในลุ่มน้ำแบบ multistep หรือ Pham et al. (2021) ที่ใช้ LSTM พยากรณ์น้ำหลากในประเทศเวียดนามและได้ค่า RMSE เฉลี่ย 0.12–0.18 เมตร พบว่าแบบจำลองของงานวิจัยนี้มีความสามารถในการแข่งขันและเหมาะสมต่อการใช้งานจริงในบริบทของพื้นที่ปากพนัง

โดยสรุป แบบจำลอง LSTM มีศักยภาพในการเป็นเครื่องมือประกอบการตัดสินใจเพื่อบริหารจัดการน้ำและเตือนภัยในพื้นที่เสี่ยงอุทกภัย โดยเฉพาะอย่างยิ่งในพื้นที่ที่ได้รับผลกระทบจากการระบายน้ำจากโครงสร้างควบคุมน้ำ เช่น ประตูระบายน้ำ และพื้นที่ชุมชนเมืองชายฝั่งที่เปราะบางต่อภาวะน้ำท่วมซ้ำซาก

กิตติกรรมประกาศ

ในการศึกษานี้ขอขอบคุณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลศรีวิชัย ที่ได้มอบโอกาสทางการศึกษา และให้การสนับสนุนทั้งด้านวิชาการ ทรัพยากรห้องปฏิบัติการ และสภาพแวดล้อมที่เอื้อต่อการเรียนรู้และการทำวิจัยอย่างเต็มที่ตลอดระยะเวลาการศึกษา

ขอขอบคุณ กรมชลประทาน ที่กรุณาให้ข้อมูลด้านระดับน้ำ การระบายน้ำ และข้อมูลโทรมาตรที่เกี่ยวข้อง ซึ่งเป็นข้อมูลสำคัญในการวิเคราะห์และพัฒนาระบบจำลองในงานวิจัยฉบับนี้ การเอื้อเฟื้อข้อมูลอย่างเป็นระบบและถูกต้องของหน่วยงานดังกล่าวมีส่วนช่วยอย่างยิ่งในการทำให้การศึกษาครั้งนี้ประสบผลสำเร็จตามวัตถุประสงค์

ขอขอบพระคุณ คณะกรรมการที่ปรึกษา อาจารย์ผู้ทรงคุณวุฒิ และผู้มีส่วนเกี่ยวข้องทุกท่าน สำหรับคำแนะนำเชิงวิชาการ คำติชม และการสนับสนุนตลอดกระบวนการวิจัย ซึ่งช่วยให้ข้าพเจ้ามีแนวทางที่ชัดเจนในการปรับปรุงและพัฒนาเนื้อหาของงานวิจัยให้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] กรมป้องกันและบรรเทาสาธารณภัย. (2566). รายงานสถานการณ์ภัยพิบัติประจำปี 2565. กรุงเทพฯ: กระทรวงมหาดไทย.
- [2] สำนักอุตุนิยมวิทยาภาคใต้ฝั่งตะวันออก. (2566). รายงานฤดูฝน 2565. สถานีสุราษฎร์ธานี: กรมอุตุนิยมวิทยา.
- [3] สำนักงานทรัพยากรน้ำแห่งชาติ. (2566). แผนแม่บทการบริหารจัดการน้ำ 3 ระดับลุ่มน้ำ ปี 2566–2570. กรุงเทพฯ: สทช.

- [4] ชีรภัทร อุดมวงศ์. (2565). การวิเคราะห์พื้นที่เสี่ยงอุทกภัยภาคใต้โดยใช้ GIS. วารสารสิ่งแวดล้อมไทย, 28(1), 25–34.
- [5] สำนักงานทรัพยากรน้ำภาค 11. (2566). รายงานแผนบริหารจัดการน้ำลุ่มน้ำภาคใต้ตอนบน. นครศรีธรรมราช: สทท.11.
- [6] โครงการพัฒนาลุ่มน้ำปากพนัง. (2565). รายงานสถานการณ์น้ำและการระบายประจำปี 2565. กรมชลประทาน.
- [7] เทศบาลเมืองปากพนัง. (2566). สรุปสถานการณ์อุทกภัยในพื้นที่ พ.ศ. 2555–2565. สำนักงานป้องกันฯ ปากพนัง.
- [8] Thai Meteorological Department. (2021). *Climate change and extreme weather events in Thailand*. Bangkok: TMD.
- [9] Thai Meteorological Department. (2022). *Rainfall data handbook 2018–2022*. Bangkok: TMD.
- [10] Zhang, K., et al. (2021). A review of flood forecasting methods: From traditional to deep learning. *Journal of Hydrology*, 603, 127050. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.127050>
- [11] Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- [12] Gers, F. A., Schmidhuber, J., & Cummins, F. (2000). Learning to forget: Continual prediction with LSTM. *Neural Computation*, 12(10), 2451–2471.
- [13] Liu, Y., Zhang, Y., Li, J., & Chen, H. (2022). A hybrid deep learning model for multistep river flow forecasting using LSTM and CNN. *Journal of Hydrology*, 606, 127439. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.127439>
- [14] Abbas, A., Hafeez, M. M., & Kim, T. W. (2021). Flood prediction using deep learning models: A review. *Water*, 13(13), 1831. <https://doi.org/10.3390/w13131831>
- [15] Assem, H., et al. (2022). LSTM-based model for rainfall-runoff prediction in tropical basins. *Water Resources Management*, 36, 3021–3037. <https://doi.org/10.1007/s11269-022-03223-y>
- [16] Siripunth, J., & Tingsanchali, T. (2020). Application of LSTM for flood forecasting in the Chao Phraya River Basin. In *Hydroinformatics Conference*.
- [17] Nguyen, P., Pathak, S., & Kouchi, M. (2020). Real-time flood forecasting using LSTM and IoT-based data. *Remote Sensing*, 12(3), 456. <https://doi.org/10.3390/rs12030456>
- [18] Pham, D. Q., Dao, H. M., & Vu, T. H. (2021). A comparison between ANN and LSTM models in flood level prediction in Vietnam. *Water Science and Technology*, 83(3), 641–651. <https://doi.org/10.2166/wst.2021.619>