

การพยากรณ์ปริมาณน้ำหลากเขตพื้นที่ทำเกษตรของชุมชนในเขตรับน้ำ
จังหวัดพระนครศรีอยุธยา โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
Forecasting of Water Volume in the Agricultural Area
of Phra Nakhon Si Ayutthaya Province by Artificial Neural Network Model

สลินันท์ บุญมี¹ แสงทอง บุญยั้ง¹ และ อเนก พุทธิเดช^{2,*}
Salinun Boonmee¹, Sangtong Boonying¹ and Anek Putthidech^{2,*}

¹ คณะบริหารธุรกิจและเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ พระนครศรีอยุธยา 13000

² คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ พระนครศรีอยุธยา 13000

¹ Faculty of Business Administration and Information Technology, Rajamangala University of Technology Suvarnabhumi, Phra Nakhon Si Ayutthaya 13000

¹ Faculty of Science and Technology, Rajamangala University of Technology Suvarnabhumi, Phra Nakhon Si Ayutthaya 13000

รับเรื่อง: 12 กุมภาพันธ์ 2565 Received: 12 February 2022

ปรับปรุงแก้ไข: 11 พฤษภาคม 2565 Revised: 11 May 2022

รับตีพิมพ์: 29 พฤษภาคม 2565 Accepted: 29 May 2022

* Corresponding author: anek.p@rmutsb.ac.th

ABSTRACT: The purpose of this study was to develop an artificial neural network system model for flood forecasting in agricultural areas of the water intake zone community in Phra Nakhon Si Ayutthaya. The Thap Nam-Ban Ma community was set as a study site. The collected data were based on the water level and rainfall from the lower Chao Phraya Basin water level measurement station and the Khlong Thap Nam. The data were used to create neural networks for a time series forecasting model to predict water levels at daily, weekly, and monthly intervals. The findings revealed that the efficiency of daily multi-layer artificial neural network forecasting from the lower Chao Phraya Basin water level measurement station was good. The correlation coefficient between the actual measured values and forecast results was within the acceptable range ($r = 0.9975$ and 0.6843 for training and testing procedures, respectively) and the data could be learned accurately. The root mean square error (RMSE) was the lowest (0.2783 and 0.1394 for the respective training and testing procedures) compared to weekly and monthly forecast results. For Khlong Thap Nam, the daily forecast was effective at a good level. The correlation coefficient between the actual measured values and forecast results was within the acceptable range ($r = 0.9975$ and 0.6754 for training and testing procedures, respectively) and the data could be learned accurately with the lowest RMSE (0.1841 and 0.1041 for the respective training and testing procedures). Weekly and monthly water level forecast sections produced less accurate forecasts over a longer period with the correlation coefficient of 0.6531 – 0.9508 and RMSE of 0.4570 – 0.8639 . These results revealed that the artificial neural network model can provide reliable forecast results and can be applied in forecasting to support the actual operation effectively.

Keywords: Water level forecasting, time series forecasting, artificial neural network model, multi-layer artificial neural network

Agricultural Sci. J. (2022) Vol. 53(2): 116–128

ว. วิทยา. กษ. (2565) 53(2): 116–128

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการคาดการณ์พยากรณ์ปริมาณน้ำหลากเขตพื้นที่ทำการเกษตรของชุมชนเขตรับน้ำจังหวัดพระนครศรีอยุธยา พื้นที่ศึกษา คือ ชุมชนทับน้ำ-บ้านม้า โดยใช้ข้อมูลระดับน้ำและปริมาณน้ำฝนจากสถานีวัดระดับน้ำลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนล่างและคลองทับน้ำ ข้อมูลที่ได้ถูกนำมาสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลาคาดการณ์ระดับน้ำ ช่วงเวลารายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน ผลการศึกษา พบว่าการพยากรณ์ระดับน้ำรายวันด้วยแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นจากสถานีวัดระดับน้ำลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนล่างมีประสิทธิภาพอยู่ในเกณฑ์ดี โดยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลที่ตรวจวัดจริงและข้อมูลจากการพยากรณ์อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ (Correlation coefficient; $r = 0.9975$ และ 0.6843 สำหรับขั้นตอนการฝึกและการทดสอบ ตามลำดับ) และสามารถเรียนรู้ข้อมูลได้อย่างแม่นยำ ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำที่สุด (Root mean square error; RMSE = 0.2783 และ 0.1394 สำหรับขั้นตอนการฝึกและการทดสอบ ตามลำดับ) เมื่อเปรียบเทียบกับผลการพยากรณ์รายสัปดาห์และรายเดือน สำหรับคลองทับน้ำ ผลการพยากรณ์รายวันมีประสิทธิภาพอยู่ในเกณฑ์ดี ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลที่ตรวจวัดจริงและข้อมูลจากการพยากรณ์อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ ($r = 0.9975$ และ 0.6754 สำหรับขั้นตอนการฝึกและการทดสอบ ตามลำดับ) และสามารถเรียนรู้ข้อมูลได้อย่างแม่นยำ โดยมีค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำที่สุด (RMSE = 0.1841 และ 0.1041 สำหรับขั้นตอน

การฝึกและการทดสอบ ตามลำดับ) ส่วนการพยากรณ์ระดับน้ำรายสัปดาห์และรายเดือนให้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำน้อยลงตามระยะเวลาที่ยาวนานขึ้น โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อยู่ระหว่าง 0.6531 – 0.9508 และค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยระหว่าง 0.4570 – 0.8639 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความน่าเชื่อถือเหมาะสมสำหรับนำไปประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ระดับน้ำ เพื่อช่วยในการปฏิบัติงานจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพต่อไป

คำสำคัญ: การพยากรณ์ระดับน้ำ, การพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา, แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม, โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

บทนำ

น้ำเป็นทรัพยากรพื้นฐานที่มีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการดำรงชีวิตของมนุษย์ทั้งการอุปโภค บริโภค การทำการเกษตรกรรม การอุตสาหกรรม การคมนาคม การผลิตพลังงาน การท่องเที่ยว และกีฬา การเปลี่ยนแปลงของสภาพภูมิอากาศส่งผลให้เกิดลมมรสุม ทำให้เกิดฝนตกหนัก นำไปสู่ปัญหาน้ำท่วม สร้างความเสียหายต่อชีวิต ทรัพย์สิน และการขยายตัวทางเศรษฐกิจและชีวิตความเป็นอยู่ของประชาชน เนื่องจากพื้นที่ต้นน้ำมีป่าไม้ลดลง มีการก่อสร้างพังกั้นน้ำมากขึ้น ปิดช่องทางน้ำไหลบ่าเข้าไปสู่พื้นที่ลุ่มต่ำหรือแก้มลิงธรรมชาติในช่วงน้ำหลาก พื้นที่ปลายน้ำซึ่งส่วนใหญ่เป็นพื้นที่ชุมชนเมืองมีการขยายตัวหนาแน่นมากขึ้น (Blöschl *et al.*, 2017; Chaisompran and Chaipimonplin, 2017; Kongwichianwat, 2018; Tsakiri *et al.*, 2018) โดยคาดการณ์ว่าแนวโน้มระดับความรุนแรงของการเกิด

อุทกภัยจะมีความเสียหายมากยิ่งขึ้นในอนาคต ในปี พ.ศ. 2564–2565 ประเทศไทยอาจจะเผชิญกับเหตุการณ์อุทกภัยใหญ่ในลุ่มแม่น้ำเจ้าพระยา จากการเข้าสู่สภาพความแปรปรวนของสภาพภูมิอากาศจากปรากฏการณ์ลานีญา (Leknoi, 2019) เห็นได้จากอิทธิพลพายุโซนร้อน “เตี้ยนหมู่” ซึ่งเคลื่อนตามแนวร่องมรสุมเข้าปกคลุมภาคตะวันออกเฉียงเหนือและภาคกลาง ทำให้บริเวณประเทศไทยตอนบนมีฝนเพิ่มมากขึ้นและมีฝนตกหนักถึงหนักมากบางแห่ง ส่งผลให้เกิดน้ำท่วมฉับพลัน น้ำป่าไหลหลาก จากรายงานสถานการณ์สาธารณภัยของกรมป้องกันและบรรเทาสาธารณภัย ปี พ.ศ. 2564 (Department of Disaster Prevention and Mitigation, 2021) พบพื้นที่ 31 จังหวัด โดยเฉพาะภาคกลาง รวม 10 จังหวัด 72 อำเภอ 469 ตำบล 3,482 หมู่บ้าน ประชาชนได้รับผลกระทบ 120,406 ครัวเรือน ผู้เสียชีวิต 6 ราย จังหวัดพระนครศรีอยุธยาเป็นจังหวัดหนึ่งที่ได้รับผลกระทบดังกล่าว โดยประชาชนได้รับผลกระทบ 13,445 ครัวเรือน เนื่องจากเป็นพื้นที่ราบลุ่ม น้ำท่วมขังง่าย อีกทั้งมีมวลน้ำจากแม่น้ำเจ้าพระยาล้นตลิ่งและไหลเข้าท่วมบ้านเรือน ที่อยู่อาศัย และพื้นที่ทำการเกษตรอย่างรวดเร็วทำให้เกิดความเสียหายทั้งทางด้านเศรษฐกิจ และชีวิตความเป็นอยู่อย่างมาก (Meteorological Department, 2017)

ปัจจุบันการป้องกันความเสียหายและจัดการกับปัญหาน้ำท่วมที่นิยมทำ มีทั้งมาตรการที่นำสิ่งก่อสร้างมาใช้ลดขนาดความรุนแรงของน้ำและมาตรการที่ไม่ใช้สิ่งก่อสร้าง เพื่อให้เกิดผลกระทบต่องานประจำวันของประชาชนน้อยลงกว่าเดิม สอดคล้องกับยุทธศาสตร์ชาติ 20 ปี (พ.ศ. 2560–2580) ในประเด็นที่เกี่ยวข้องกับการบริหารจัดการอุทกภัย ที่เน้นการปรับระบบบริหารจัดการด้านอุทกภัยอย่างบูรณาการแหล่งเก็บกักน้ำต้นทุนและพื้นที่ชะลอน้ำให้เพียงพอเพิ่มขีดความสามารถในการเก็บกัก การระบายน้ำและการผันน้ำ ระบบพยากรณ์และการเตือนภัย คลังข้อมูลและสร้างการมีส่วนร่วมของทุกภาคส่วนในการ

บริหารจัดการน้ำ (National Strategy Board, 2017) โดยเฉพาะอย่างยิ่งระบบพยากรณ์ เป็นระบบบริหารจัดการด้านอุทกภัยที่มีความจำเป็นอย่างมากสำหรับการเตือนภัยน้ำท่วมล่วงหน้า โดยสิ่งที่สำคัญที่สุด คือความแม่นยำและความรวดเร็วในการเตือนภัย ซึ่งหน่วยงานที่เกี่ยวข้องสามารถคาดการณ์ล่วงหน้าได้อย่างถูกต้องและเตือนภัยล่วงหน้าก่อนเกิดน้ำท่วม ซึ่งจะช่วยลดการสูญเสียชีวิตและทรัพย์สินได้ (Chaipimonplin, 2018; Alon *et al.*, 2020) ปัจจุบันมีเทคนิคต่าง ๆ ที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ เช่น การพยากรณ์โดยใช้วิธีการทางสถิติ exponential smoothing และ Box-Jenkins การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โดยใช้นิวโรฟัซซี การใช้อัลกอริทึมพันธุกรรม (Genetic algorithm) และการพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) เป็นต้น (Rahim *et al.*, 2018; Bomers *et al.*, 2019) โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูลน้ำฝนและข้อมูลระดับน้ำในแม่น้ำในอดีตจนถึงปัจจุบัน มีความแม่นยำที่จะนำไปใช้ในการคาดการณ์ระดับน้ำในแม่น้ำในอนาคต (Chaisompran and Chaipimonplin, 2017; Chaipimonplin, 2018) สอดคล้องกับการศึกษาที่ผ่านมา ซึ่งพบว่าการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ระดับน้ำจะมีความแม่นยำสูง (Tsakiri *et al.*, 2018; Bomers *et al.*, 2019) แต่ส่วนใหญ่จะเป็นการคาดการณ์ระดับน้ำในสถานีวัดน้ำที่เป็นเป้าหมาย นอกจากนี้ ข้อมูลที่นำเข้าไปในชั้นรับข้อมูล (Input layer) จะเป็นข้อมูลเพียงตัวแปรใดตัวแปรหนึ่ง เช่น ระดับน้ำในอดีต หรือปริมาณน้ำฝนในอดีต ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีการเก็บรวบรวมจากสถานีวัดระดับน้ำและสถานีวัดปริมาณน้ำฝนอยู่แล้ว เช่น การศึกษาของ Mongkolngam and Choensirichaimongkol (2015) ที่ใช้ข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายวันและข้อมูลอุตุนิยมวิทยาจังหวัดเชียงใหม่ และ Phuphong (2013) ใช้ข้อมูลระดับน้ำและข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากสถานีอุทกวิทยาที่อยู่ต้นน้ำของสถานีที่ต้องการพยากรณ์ เป็นต้น โดยต้นกำเนิดหรือสถานี

วัดจากที่อยู่ระยะไกลนั้นอาจทำให้การจัดส่งข้อมูลและการแบ่งปันข้อมูลล่าช้า ส่งผลต่อความล่าช้าในการแจ้งเตือนภัยพิบัติ การคาดการณ์น้ำท่วมฉับพลันเกิดความแม่นยำน้อยลง ทำให้ประชาชนไม่ได้รับข้อมูลที่ทันเวลา ไม่ได้เตรียมความพร้อมรับมือล่วงหน้า จนเกิดความสูญเสียต่อทรัพย์สินในที่สุด (Boontawee *et al.*, 2021)

จากแนวคิดและปัญหาข้างต้น การศึกษานี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการคาดการณ์พยากรณ์ปริมาณน้ำหลากเขตพื้นที่ทำเกษตรของชุมชนในเขตรับน้ำจังหวัดพระนครศรีอยุธยา โดยพิจารณาความแม่นยำของแบบจำลองในการพยากรณ์ระดับน้ำล้นรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน เพื่อนำไปใช้ในการวางแผนบริหารและจัดการน้ำให้มีประสิทธิภาพต่อไป ทั้งยังเป็นข้อมูลประกอบการตัดสินใจในการออกแบบระบบเฝ้าระวังและเตือนภัยในสถานการณ์น้ำท่วมล่วงหน้าได้อย่างทันทั่วถึงให้แก่ประชาชน ชุมชน และหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง สอดคล้องกับ Khamkaew *et al.* (2020) ที่พบว่า ความแม่นยำในการพยากรณ์ปริมาณน้ำสามารถช่วยในการบริหารจัดการน้ำให้เพียงพอต่อความต้องการจากกิจกรรมต่าง ๆ เช่น การเกษตร การผลิตน้ำประปา และการใช้น้ำในภาคอุตสาหกรรม เป็นต้น ซึ่งจะทำให้ลดความเสียหายในทรัพย์สิน ที่อยู่อาศัย และพื้นที่ทางการเกษตร ซึ่งเป็นพื้นที่หลักและสำคัญในการทำมาหากินของชาวบ้านชุมชนตำบลบ้านม้า

อุปกรณ์และวิธีการ

การวิจัยครั้งนี้ ใช้โปรแกรม Matlab ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks; ANNs) โดยใช้ neural network แบบ time series forecasting โดยใช้ภาษา Python ฝึกสอนและทดสอบโครงข่าย โดยผู้วิจัยเก็บรวบรวมข้อมูล 2 พื้นที่ คือ ข้อมูลระดับน้ำและปริมาณน้ำฝนบริเวณเหนือชุมชน จากสถานีวัดระดับน้ำลุ่มน้ำ

เจ้าพระยาตอนล่าง บ้านบางแก้ว อำเภอมือง จังหวัดอ่างทอง และข้อมูลในพื้นที่ชุมชน เป็นระดับน้ำจากเครื่องวัดระดับน้ำในคลองทับน้ำ และเครื่องวัดปริมาณน้ำฝนที่ติดตั้งในพื้นที่ชุมชน โดยข้อมูลในการฝึกแบบจำลอง (Training) เป็นชุดข้อมูลที่บันทึกระหว่างปี พ.ศ. 2554–2558 และข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบแบบจำลอง (Testing) เป็นชุดข้อมูลที่บันทึกระหว่างปี พ.ศ. 2559–2563 หลังจากผ่านกระบวนการรวบรวมข้อมูล ผู้วิจัยได้ดำเนินการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ดังนี้

การเตรียมข้อมูล

กระบวนการรวบรวมและเตรียมข้อมูลสามารถแบ่งออกเป็น 3 กระบวนการย่อย ได้แก่ 1) การคัดเลือกข้อมูล (Data selection) โดยข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิจัย คือ ปริมาณน้ำฝนและระดับน้ำ 2) การทำความสะอาดข้อมูล (Data cleaning) โดยกรองข้อมูลที่ไม่ถูกต้องหรือไม่สมบูรณ์ ซึ่งพบว่าไม่มีบางข้อมูลเป็นค่าสูญหาย (Missing value) จึงใช้วิธีการนำค่าเฉลี่ยของข้อมูลในแต่ละปีแทนที่ค่าข้อมูลที่มั่วหรือค่าสูญหาย ตามวิธีของ Malarvizhi and Thanamani (2012) และ 3) การแปลงรูปแบบข้อมูล (Data transformation) โดยแปลงแฟ้มข้อมูลจากรูปแบบ spread sheet file ให้อยู่ในรูปแบบ comma separate values (CSV) เพื่อนำไปใช้ในการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ต่อไป

การตรวจสอบความน่าเชื่อถือของข้อมูล

ตรวจสอบความน่าเชื่อถือของข้อมูลกับข้อมูลระดับน้ำและปริมาณน้ำฝน โดยวิธี double-mass curve เพื่อเลือกว่าข้อมูลใดมีความถูกต้อง (Searcy and Hardison, 1960) สำหรับใช้เป็นเกณฑ์ในการเลือกข้อมูลนั้นมาใช้ จากนั้น นำข้อมูลระดับน้ำรายวันในอดีตตลอดช่วงระยะเวลา 1 ปี ของแต่ละปีมาสร้างกราฟเทียบกับแกนเวลาในระยะยาว จะได้ hydrograph ของระดับน้ำในช่วงระยะยาวพิจารณาร่วมกับข้อมูลปริมาณ

น้ำฝน และข้อมูลระดับน้ำสูงสุดประจำปี (Momentary peak) แล้วแบ่งเกณฑ์ออกเป็น 3 กลุ่ม คือ กลุ่มข้อมูลปีน้ำมาก กลุ่มข้อมูลปีน้ำปกติ และกลุ่มข้อมูลปีน้ำแล้ง โดยระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนล่าง บ้านบางแก้ว อำเภอมือง จังหวัดอ่างทอง กลุ่มข้อมูลปีน้ำมากอยู่ที่ระดับมากกว่า 6.75 เมตร จากระดับน้ำทะเลปานกลาง กลุ่มข้อมูลปีน้ำปกติอยู่ที่ระหว่าง 0–6.75 เมตร จากระดับน้ำทะเลปานกลาง และกลุ่มข้อมูลปีน้ำแล้งอยู่ที่ระดับน้อยกว่า 0 เมตร จากระดับน้ำทะเลปานกลาง ส่วนระดับน้ำในคลองทับน้ำ กลุ่มข้อมูลปีน้ำมากอยู่ที่ระดับมากกว่า 2.50 เมตร จากระดับน้ำทะเลปานกลาง กลุ่มข้อมูลปีน้ำปกติอยู่ที่ระหว่าง 0–2.50 เมตร จากระดับน้ำทะเลปานกลาง และกลุ่มข้อมูลปีน้ำแล้งอยู่ที่ระดับน้อยกว่า 0 เมตร จากระดับน้ำทะเลปานกลาง (Hydro Informatics Institute, 2012) โดยในการศึกษาครั้งนี้ จะให้

ความสำคัญกับข้อมูลปีน้ำมาก โดยเฉพาะอย่างยิ่งข้อมูลปีน้ำมากที่มีประวัติการเกิดน้ำท่วม เพื่อใช้คาดการณ์ระดับน้ำของปีน้ำมาก

การกำหนดโครงสร้างแบบจำลอง

กำหนดโครงสร้างแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมเบื้องต้นเป็นแบบ 3 ชั้น (Layer) คือ ชั้นรับข้อมูล (Input layer) ชั้นที่ซ่อน (Hidden layer) และชั้นแสดงผล (Output layer) โดยข้อมูลที่ได้จากสถานีวัดระดับน้ำลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนล่าง และจากคลองทับน้ำ ประกอบด้วย ความสูงของระดับน้ำ (เมตร จากระดับน้ำทะเลปานกลาง) เป็นข้อมูล input 1 ปริมาณน้ำฝน (มิลลิเมตรต่อชั่วโมง) เป็นข้อมูล input 2 และระดับน้ำล่องหน้า (เมตร จากระดับน้ำทะเลปานกลาง) เป็นข้อมูล output (Figure 1)

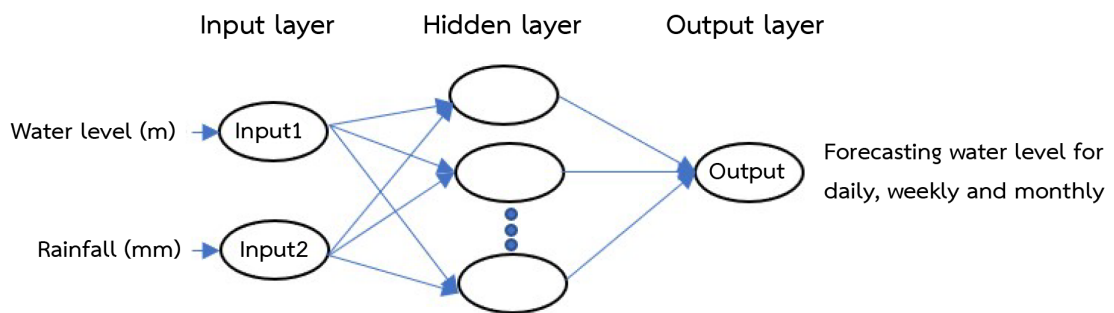


Figure 1 Artificial neural networks

การแบ่งกลุ่มข้อมูล

เมื่อตรวจสอบความสมบูรณ์ของข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2554–2563 พบข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยจำนวน 2,126 ชุด และแบ่งข้อมูลเพื่อนำไปใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพโมเดลด้วยวิธี split test เนื่องจากชุดข้อมูลมีขนาดค่อนข้างใหญ่ และวิธี split test ใช้เวลาในการสร้างโมเดลน้อย โดยการสุ่มข้อมูลเพื่อแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลส่วนที่หนึ่ง (พ.ศ. 2554–2558) จำนวน 1,700 ชุด คิดเป็น

ร้อยละ 80 ของข้อมูลทั้งหมด สำหรับกระบวนการฝึก (Training) และข้อมูลส่วนที่สอง (พ.ศ. 2559–2563) จำนวน 426 ชุด คิดเป็นร้อยละ 20 ของข้อมูลทั้งหมด สำหรับกระบวนการทดสอบ (Testing) แบบจำลอง

การทำ Normalize

ดำเนินการปรับฐานของข้อมูลนำเข้าและผลลัพธ์ที่แตกต่างกันให้มีค่าอยู่ในช่วงเดียวกัน ในการดำเนินงานวิจัยครั้งนี้กำหนดให้ช่วงข้อมูลมีค่าอยู่

ระหว่าง 0.05–0.95 เนื่องจากเป็นช่วงเอาต์พุตสูงสุดที่ใช้ในการทำให้เป็นมาตรฐาน (Sola and Sevilla, 1997) โดยมีการแปลงข้อมูลก่อนการฝึกและทดสอบแบบจำลอง (Data pre-processing) ให้อยู่ในช่วง 0.05–0.95 และหลังจากได้โครงสร้างแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุดแล้ว ผลพยากรณ์จึงถูกแปลค่ากลับจากช่วง 0.05–0.95 มาเป็นค่าเดิม (Data post-processing)

การฝึกและทดสอบแบบจำลอง

การฝึกและทดสอบแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมทั้งรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน

เป็นการฝึกและทดสอบแบบจำลองตามรูปแบบโครงสร้างที่ได้กำหนดไว้เพื่อหาโครงสร้างและค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมที่สุด โดยค่าถ่วงน้ำหนักและค่า bias เริ่มต้น ถูกสุ่มปรับค่าอยู่ระหว่าง -3 ถึง +3 ส่วนค่า learning rate (LR) อยู่ระหว่าง 0.01–1.00 และ momentum rate (MR) อยู่ระหว่าง 0–1 นอกจากนี้ การกำหนดในการให้แบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมหยุดทำงาน เมื่อข้อแตกต่างระหว่างผลรวมของค่าพยากรณ์และค่าจริงมีค่าน้อยกว่าค่าที่กำหนด (Target error) กำหนดให้ค่าแตกต่างไม่เกินร้อยละ 5 (0.05) โดยการฝึกและทดสอบแบบจำลองมีขั้นตอนดังแสดงใน Figure 2

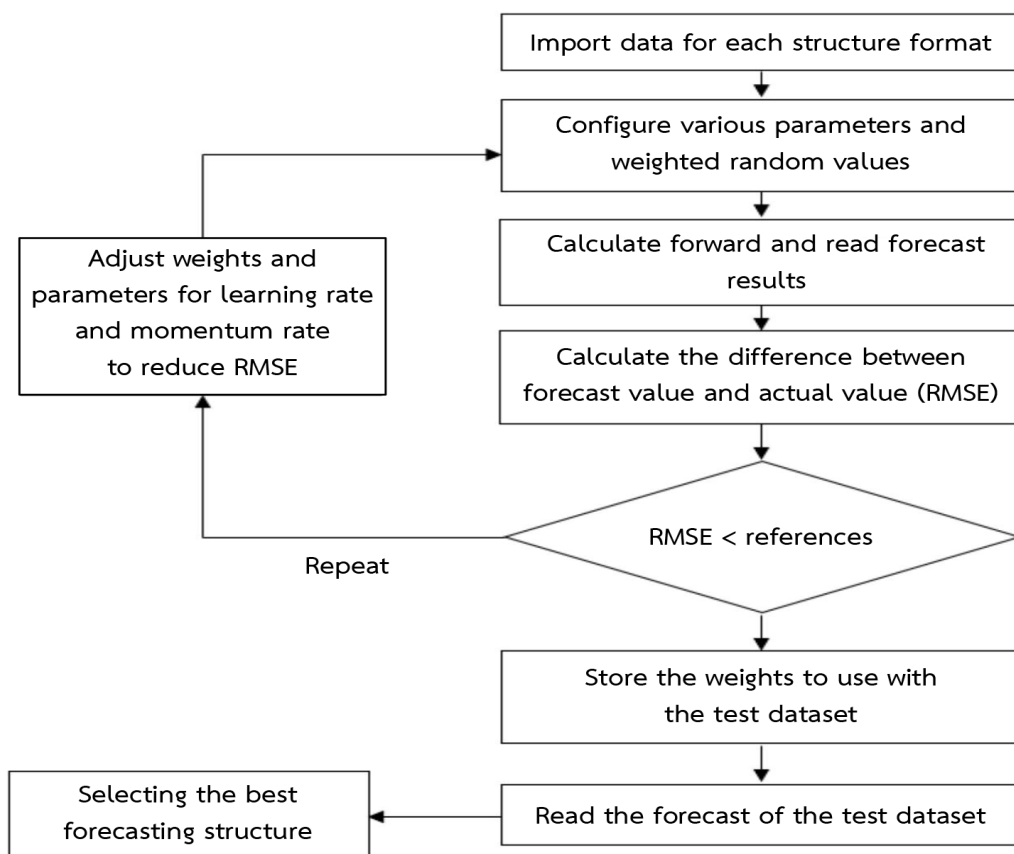


Figure 2 Training and test flowchart of artificial neural networks

การทดสอบความน่าเชื่อถือและความแม่นยำของการพยากรณ์

การทดสอบความน่าเชื่อถือของการพยากรณ์ด้วยสถิติสหสัมพันธ์ (Correlation; r) โดยปรกติมีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 ถ้าค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่า ข้อมูลที่คำนวณได้และที่ตรวจวัดได้จากภาคสนามมีความสัมพันธ์แบบปฏิภาคโดยตรงที่ดี ถ้ามีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่า ข้อมูลทั้งสองมีความสัมพันธ์กันน้อยหรือแทบไม่มีความสัมพันธ์กัน (Kontochimlee *et al.*, 2018) ซึ่งโดยทั่วไปค่าสหสัมพันธ์ควรมีค่ามากกว่า 0.6 จึงอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ในการพยากรณ์ (Hollingsworth *et al.*, 1980) ส่วนการทดสอบความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error; RMSE) เป็นตัวแปรทางสถิติที่แสดงความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ระหว่างข้อมูลที่ได้จากการคำนวณด้วยแบบจำลองและข้อมูลที่ได้จากการตรวจวัด หากมีค่าเข้าใกล้ 0 หมายถึง การพยากรณ์มีความแม่นยำมากที่สุด (Daengkanit *et al.*, 2017)

ผลการทดลองและวิจารณ์

การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม

ในการวิจัยนี้มีการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ ค่าโมเมนตัม (Momentum) และอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) โดยการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ กำหนดอัตราการเรียนรู้ที่มีค่าน้อย ซึ่งงานวิจัยนี้กำหนดอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.05 ค่าสัมประสิทธิ์โมเมนตัม เท่ากับ 0.9 ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสเริ่มต้นที่นำมาใช้ใน

กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายได้จากการสุ่มค่า โดยใช้เวลาและจำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอนไม่จำกัด และวัดค่าความถูกต้องของจำนวนครั้งในการพยากรณ์ระดับน้ำในแต่ละชุดข้อมูล โดยค่าความผิดพลาดที่สามารถยอมรับได้ต้องไม่เกิน ± 0.5 เมตร ทำให้สามารถสรุปค่าเฉลี่ยความถูกต้องของการพยากรณ์ล่วงหน้าแต่ละช่วงเวลาได้ดีที่สุดจากการใช้โครงข่ายแบบ 1 เอาต์พุต ซึ่งสอดคล้องกับ Jetpipattanapon and Tanapattanadol (2010) เมื่อกำหนดความผิดพลาดที่ยอมรับได้ ± 0.5 เมตร เมื่อทำการฝึกสอนโครงข่ายในรูปแบบต่าง ๆ จนถึงค่าเป้าหมายโดยใช้ค่า MSE เท่ากับ 0.001 อัตราการเรียนรู้ 0.05 และสัมประสิทธิ์โมเมนตัมเท่ากับ 0.9 ในโครงข่ายที่มีจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนโหนดที่เท่ากัน โครงข่าย 1 เอาต์พุตสามารถพยากรณ์ได้ดีกว่าโครงข่าย 4 เอาต์พุต

ผลการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับพยากรณ์ระดับน้ำล่วงหน้า

ประสิทธิภาพการพยากรณ์ระดับน้ำล่วงหน้ารายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือนในพื้นที่เหนือชุมชน (ข้อมูลจากสถานีวัดระดับน้ำลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนล่าง) และพื้นที่ในชุมชน (ข้อมูลจากเครื่องวัดระดับน้ำในคลองทับน้ำและเครื่องวัดปริมาณน้ำฝนที่ติดตั้งในพื้นที่ชุมชน) ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการฝึกแบบจำลอง (ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2554–2558) และการทดสอบแบบจำลอง (ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2559–2563) ถูกแสดงใน Table 1 ขณะที่ กราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าตรวจวัดจริงและผลการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน แสดงใน Figures 3–4

Table 1 Forecast performance for each period

Period	Training procedure ¹		Testing procedure ²	
	r	RMSE	r	RMSE
Station C.7A				
Daily	0.9975	0.2783	0.6843	0.1394
Weekly	0.9428	0.6874	0.6642	0.6647
Monthly	0.8814	0.8542	0.6531	0.8639
Khlong Thap Nam				
Daily	0.9975	0.1841	0.6754	0.1041
Weekly	0.9508	0.4702	0.6616	0.4570
Monthly	0.8785	0.6357	0.6894	0.6636

¹ The set of data which enables the training, ² The set of data which enables the testing, r = correlation coefficient, RMSE = root mean square error

จากการศึกษาครั้งนี้พบว่า การพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน ใช้จำนวนชั้นของโครงสร้าง (Net size) 3 ชั้น โดยผลการพยากรณ์ระดับน้ำล่วงหน้ารายวัน ล่วงหน้ารายสัปดาห์ และล่วงหน้ารายเดือนให้ผลเป็นที่ยอมรับได้ เมื่อพิจารณาความสัมพันธ์สหสัมพันธ์ร่วมกับค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของแบบจำลองของการฝึกแบบจำลอง โดยการฝึกแบบจำลองด้วยข้อมูลจากสถานีวัดระดับน้ำลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนล่าง พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้ารายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน มีค่าสหสัมพันธ์สหสัมพันธ์ เท่ากับ 0.9975, 0.9428 และ 0.8814 ตามลำดับ และมีค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 0.2783, 0.6874 และ 0.8542 ตามลำดับ ขณะที่ การฝึกแบบจำลองด้วยข้อมูลจากคลองทับน้ำ สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างค่าที่ตรวจวัดจริงและค่าจาก

การพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือนมีค่าเท่ากับ 0.9975, 0.9508 และ 0.8785 ตามลำดับ และมีค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย 0.1841, 0.4702 และ 0.6357 ตามลำดับ ส่วนการทดสอบแบบจำลองจากการวัดระดับน้ำลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนล่าง พบว่า ค่าที่ตรวจวัดจริง และค่าจากการพยากรณ์ล่วงหน้ารายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน มีค่าสหสัมพันธ์สหสัมพันธ์ เท่ากับ 0.6843, 0.6642 และ 0.6531 ตามลำดับ และมีค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย 0.1394, 0.6647 และ 0.8639 ตามลำดับ ขณะที่ ผลจากคลองทับน้ำมีค่าสหสัมพันธ์สหสัมพันธ์ เท่ากับ 0.6754, 0.6616 และ 0.6894 ตามลำดับ โดยมีค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย 0.1041, 0.4570 และ 0.6636 ตามลำดับ (Table 1)

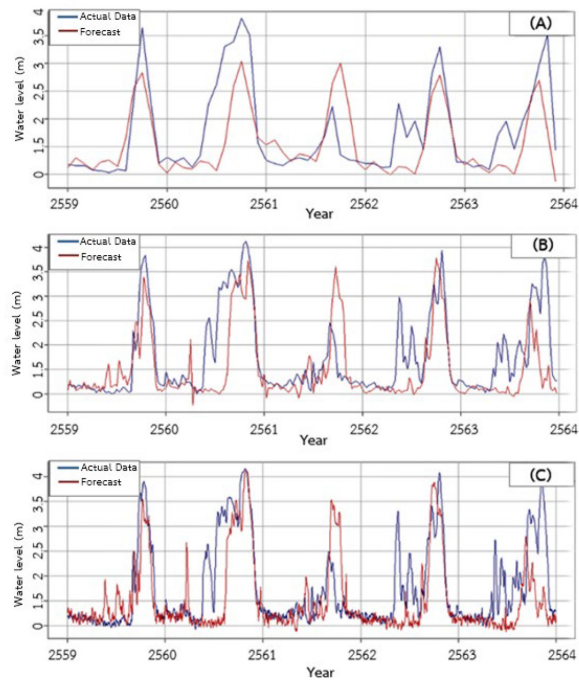


Figure 3 Comparison between forecast results and actual measured values from station C.7A at daily (A), weekly (B), and monthly (C) water levels

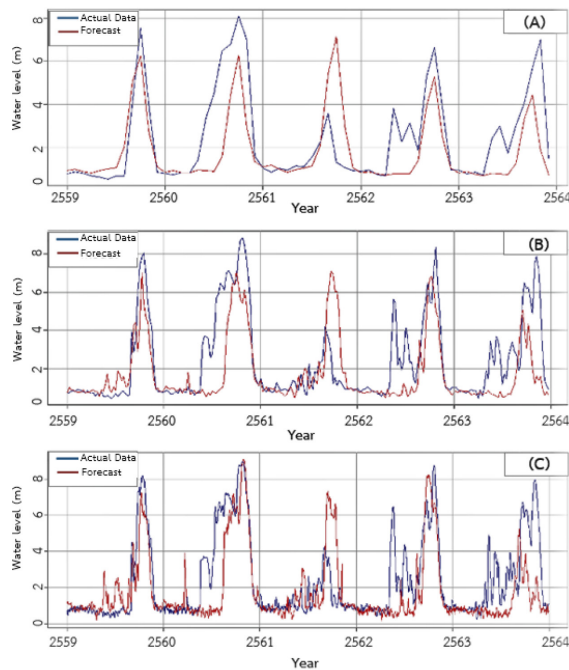


Figure 4 Comparison between forecast results and actual measured values from the Khlong Thap Nam at daily (A), weekly (B), and monthly (C) water levels

ผลการศึกษาค้นคว้าพบว่า ผลการพยากรณ์ระดับล่งหน้ารายวันจากสถานีวัดระดับน้ำลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนล่างและจากคลองทับน้ำด้วยแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น มีประสิทธิภาพอยู่ในเกณฑ์ดี ข้อมูลที่ตรวจวัดจริงและข้อมูลจากการพยากรณ์มีความสัมพันธ์กันอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ (Hollingsworth *et al.*, 1980) โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มากกว่า 0.6 การพยากรณ์ระดับล่งหน้ารายวันจากสถานีวัดระดับน้ำลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนล่างและจากคลองทับน้ำสามารถเรียนรู้ข้อมูลได้อย่างแม่นยำมากที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับผลการพยากรณ์รายสัปดาห์และรายเดือน โดยมีค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเข้าใกล้ 0 และมีค่าต่ำที่สุด เหมาะสมสำหรับนำไปประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ระดับน้ำอย่างมีประสิทธิภาพต่อไป (Daengkanit *et al.*, 2017) นอกจากนี้ แบบจำลองยังมีประสิทธิภาพในการคาดการณ์พื้นที่เสี่ยงภัยน้ำท่วม ทำให้ผลการวิเคราะห์อยู่ในเกณฑ์ที่สอดคล้องกับภูมิประเทศจริงของตำบลทับน้ำที่เป็นพื้นที่แรก ๆ ที่เกิดสถานการณ์น้ำท่วมฉับพลันจากปริมาณน้ำฝนและน้ำที่มาจากแม่น้ำเจ้าพระยา เนื่องจากพื้นที่ส่วนใหญ่เป็นพื้นที่ราบลุ่ม ทั้งยังเป็นพื้นที่รับน้ำของจังหวัดพระนครศรีอยุธยา (Thumbnum Sub District Administration Organization, 2017) สอดคล้องกับ Kontochimlee *et al.* (2018) ที่ศึกษาการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำที่สำคัญในจังหวัดระยอง โดยศึกษาความสัมพันธ์ของข้อมูลปริมาณน้ำฝนที่ใช้ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำ พบว่า ประสิทธิภาพในช่วงการทดสอบแบบจำลองในการพยากรณ์ลดลงตามเวลาการพยากรณ์ที่นานขึ้น และยังแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นแบบจำลองที่อาศัยความสัมพันธ์ของสถิติข้อมูลในอดีต สามารถให้ผลการพยากรณ์ที่มีความน่าเชื่อถือและนำไปใช้ในการพยากรณ์เพื่อช่วยในการปฏิบัติงานจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

งานวิจัยครั้งนี้ มีข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายเดือนสำหรับการฝึกและทดสอบแบบจำลองไม่มากนัก ในการวิจัยครั้งต่อไป ควรดำเนินการจัดทำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อมีการเก็บข้อมูลมากเพียงพอในช่วงของการฝึกแบบจำลอง นอกจากนี้การเก็บข้อมูลในพื้นที่ตัวอย่าง ควรเก็บข้อมูลให้มากพอที่จะนำมาทำการฝึกและทดสอบแบบจำลอง เพื่อช่วยให้นิวรอลเน็ตเวิร์คสามารถสร้างรูปแบบการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องมากขึ้น อีกทั้งควรมีการศึกษา โดยนำเอาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้นำนายอัตราการไหลของน้ำ เนื่องจากจะช่วยให้ระบบเตือนภัยมีความละเอียดมากขึ้น นอกจากนี้ในการทดลองนี้เลือกใช้การแบ่งข้อมูลด้วยอัตราส่วน 8:2 และทดสอบเพียงครั้งเดียว ดังนั้น ในการทดลองครั้งต่อไปควรเลือกใช้วิธี cross-validation เพื่อทดสอบ ซึ่งอาจทำให้เห็นค่าเฉลี่ยของค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย และค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ทำให้โมเดลที่เลือกใช้สามารถพยากรณ์ได้อย่างแม่นยำ และจากการทดลองยังพบว่ามีการวิจัยอื่น ๆ ในการทดสอบ เช่น อัตราการเรียนรู้ สัมประสิทธิ์โมเมนตัม หรือแม้แต่ลำดับของอินพุตที่เหมาะสมในการทำนายระดับน้ำล่งหน้า นอกจากนี้ปัจจัยเรื่องโครงข่ายแล้ว ข้อมูลอินพุตก็มีส่วนสำคัญ โดยข้อมูลที่นำมาใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายสำหรับการพยากรณ์ล่งหน้าในแต่ละช่วงเวลานั้น อาจจะต้องมีการปรับเปลี่ยนอินพุตที่เหมาะสมของแต่ละช่วงเวลาด้วย

สรุป

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองที่อาศัยความสัมพันธ์ของสถิติข้อมูลในอดีต สามารถให้ผลการพยากรณ์ที่มีความน่าเชื่อถือและนำไปใช้ในการพยากรณ์ เพื่อช่วยในการปฏิบัติงานจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยการพยากรณ์ระดับน้ำรายวันด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ต่ำ

ที่สุด ให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุด ขณะที่ การพยากรณ์รายสัปดาห์และรายเดือนให้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำน้อยลงไปตามระยะเวลาการพยากรณ์ที่ยาวนานขึ้น ดังนั้น ในช่วงฤดูฝนที่มีน้ำหลากและมีระดับน้ำเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว การพยากรณ์ระดับน้ำล่วงหน้าที่แม่นยำและมีประสิทธิภาพจะสามารถช่วยตรวจสอบระดับน้ำแบบเวลาจริงและทราบค่าที่พยากรณ์ล่วงหน้า เพื่อใช้วางแผนการบริหารจัดการน้ำได้ทันต่อสถานการณ์ที่จะเกิดขึ้น ซึ่งจะช่วยลดผลกระทบกับชุมชนและทรัพย์สินที่จะเกิดขึ้น รวมทั้งเป็นการช่วยลดงบประมาณจากภาครัฐในการจัดซื้ออุปกรณ์สำหรับเตือนภัยน้ำท่วมต่อไป

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับทุนสนับสนุนจากกองทุนส่งเสริมวิทยาศาสตร์ วิจัย และนวัตกรรม (กสว.) ประจำปีงบประมาณ 2563 รหัสโครงการวิจัย 63A172000070 และขอขอบคุณสำนักงานคณะกรรมการส่งเสริมวิทยาศาสตร์ วิจัย และนวัตกรรม (สกสว.) และสถาบันวิจัยและพัฒนามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ (สวพ.) รวมถึงองค์การบริหารส่วนตำบลทับน้ำ อำเภอบางปะหัน จังหวัดพระนครศรีอยุธยา ที่ให้ความร่วมมือและสนับสนุนการวิจัยในครั้งนี้เป็นอย่างดี

เอกสารอ้างอิง

- Alon, A.S., J.N. Mindoro, C.D. Casuat, M.A.F. Malbog and J.A.B. Susa. 2020. An inference approach of flood level detection and alert system: flood-induced simulated environment. IJATCSE. 9(2): 2259–2264.
- Blöschl, G., J. Hall, J. Parajka, R.A.P. Perdigão, B. Merz, B. Arheimer, G.T. Aronica, A. Bilibashi, O. Bonacci, M. Borga, I. Canjevac, A. Castellarin, G.B. Chirico, P. Claps, K. Fiala, N. Frolova, L. Gorbachova, A. Gül, J. Hannaford, S. Harrigan, M. Kireeva, A. Kiss, T.R. Kjeldsen, S. Kohnová, J.J. Koskela, O. Ledvinka, N. Macdonald, M. Mavrova-Guirguinova, L. Mediero, R. Merz, P. Molnar, A. Montanari, C. Murphy, M. Osuch, V. Ovcharuk, I. Radevski, M. Rogger, J.L. Salinas, E. Sauquet, M. Sraj, J. Szolgay, A. Viglione, E. Volpi, D. Wilson, K. Zaimi and N. Zivkovic. 2017. Changing climate shifts timing of European floods. Science. 357(6351): 588–590.
- Bomers, A., B. van der Meulen, R.M.J. Schielen and S.J.M.H. Hulscher. 2019. Historic flood reconstruction with the use of an artificial neural network. Water Resour. Res. 55: 9673–9688.
- Boontawee, N., N. Saepaisarn, N. Wattanavong, P. Piyakuldumrong, P. Wongrattanakumphon and S. Opasanon. 2021. Improving the performance of windstorm disaster warning dissemination: a case study of Thailand tropical storm Pabuk. Chulalongkorn Business Review. 43(167): 1–21. (in Thai)

- Chaipimonplin, T. 2018. Artificial neural network model for water level forecasting at lower Yom catchment with rainfall grid data from climate model. *Journal of Social Sciences Srinakharinwirot University*. 21: 80–93. (in Thai)
- Chaisompran, Y. and T. Chaipimonplin. 2017. Water level forecasting by artificial neural network model with rainfall data from WRF–ECHAM5 model. *Srinakharinwirot University (Journal of Science and Technology)*. 9(17): 83–90. (in Thai)
- Daengkanit, A., A. Mankong, O. Prasert and S. Rattanapong. 2017. Mechanisms of rubber situation analysis and urgent information distribution. *Journal of Economics Ramkhamhaeng University*. 3(2): 1–41. (in Thai)
- Department of Disaster Prevention and Mitigation. 2021. Situation report disaster. Available Source: <http://portal.disaster.go.th/portal/ext/nirapai/2021093007.pdf>, April 12, 2022. (in Thai)
- Hollingsworth, A., K. Arpe, M. Tiedtke, M. Capaldo and H. Savijärvi. 1980. The performance of a medium-range forecast model in winter–impact of physical parameterizations. *Mon. Weather Rev.* 108: 1736–1773.
- Hydro Informatics Institute. 2012. Data collection and analysis operations data warehouse system development project for 25 watersheds and flood and drought model. Available Source: <https://tiworm.hii.or.th/web/attachments/25basins/10-chaopraya.pdf>, April 12, 2022. (in Thai)
- Jetpipattanapong, D. and R. Tanapattanadol. 2010. A comparative impact study of the changing number of outputs in artificial neuron network on Yom River tide forecasting, Phrae province. *Journal of Environmental Management*. 6(2): 35–53. (in Thai)
- Khamkaew, N., N. Kaewthong and P. Dittthakit. 2020. Inflow forecasting of Pa Phayom reservoir using genetic programming. *J. Sci. Tech. UBU* 22(1): 136–147. (in Thai)
- Kongwichianwat, C. 2018. Flood Relief Project in the Lower Chao Phraya River Basin. Available Source: http://www.dsdw2016.dsdw.go.th/doc_pr/ndc_2560-2561/PDF/8365sc/8365.pdf, June 8, 2020. (in Thai)
- Kontochimplee, T., K. Pongput and N. Majang. 2018. Forecasting of reservoir inflow using artificial neural networks. *In Proc. the 11th THAICID National Symposium*, 20 June 2018. (in Thai)
- Leknoi, U. 2019. Situation and trend of disasters. Available Source: <http://www.cusri.chula.ac.th/wp-content/uploads/2019/09.pdf>, April 12, 2022. (in Thai)

- Malarvizhi, R. and A.S. Thanamani. 2012. K-nearest neighbor in missing data imputation. *IJERD. J.* 5(1): 5–7.
- Meteorological Department. 2017. Annual Report 2017. Available Source: https://www.tmd.go.th/aboutus/annual_report2560S.pdf, July 24, 2020.
- Mongkolngam, K. and K. Choensirichaimongkol. 2015. Application to geographic information system for forecast of flood risk area case study: upper Ping watershed. *In Proc. the 8th Thai Students Symposium on Geography and Geo-informatics*, 25–26 December 2015. (in Thai)
- National Strategy Board. 2017. The National Strategy. Available Source: <https://www.ddd.go.th/www/files/81731.pdf>, June 8, 2020.
- Phuphong, S. 2013. Development and Validation of Runoff Forecasting Model for U-Tapao River Basin, Songkhla Province, Thailand. MS Thesis, Prince of Songkla University, Songkla. (in Thai)
- Rahim, N.F., M. Othman and R. Sokkalingam. 2018. A comparative review on various method of forecasting crude palm oil prices. *J. Phys.: Conf. Ser.* 1123: 012043.
- Searcy, J.K. and C.H. Hardison. 1960. Double-Mass Curves. United States Government Printing Office, Washington, D.C., USA.
- Sola, J. and J. Sevilla. 1997. Importance of input data normalization for the application of neural networks to complex industrial problems. *IEEE Trans. Nucl. Sci.* 44(3): 1464–1468.
- Thumbnum Sub District Administration Organization. 2017. Local Development Plan (2018–2022). Available Source: http://tubnum.go.th/public/plan_upload/backend/plan_99_1.pdf, April 13, 2022. (in Thai)
- Tsakiri, K., A. Marsellos and S. Kapetanakis. 2018. Artificial neural network and multiple linear regression for flood prediction in Mohawk River, New York. *Water.* 10(9): 1158.