การประเมินน้ำท่าในลุ่มน้ำชีและปิงด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

Streamflow estimation in the Chi and Ping basins using an Artificial Neural Network Model

ศรัณภัสร์ เอี่ยมอำไพ[1,*] เปรม รังสิวณิชพงศ์[2]

บทคัดย่อ

การประเมินปริมาณน้ำท่าได้อย่างมีประสิทธิภาพนั้นเป็นสิ่งสำคัญสำหรับการบริหารจัดการน้ำ ในบรรดาแบบจำลองที่ขับเคลื่อนด้วยข้อมูลที่นำไปใช้กับความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณน้ำฝนและปริมาณน้ำท่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) มีความโดดเด่นในด้านการประเมินปริมาณน้ำท่าโดยพิจารณาจากข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาเพียงอย่างเดียว แต่อย่างไรก็ตาม ผลลัพธ์ดังกล่าวนั้นยังไม่มีประสิทธิภาพมากเพียงพอ ทำให้มีหลายงานวิจัยได้มีการพัฒนาเพื่อเพิ่มความแม่นยำของแบบจำลอง ในบางงานวิจัยได้มีการใช้ข้อมูลน้ำท่าในช่วงเวลาก่อนหน้าหรือการแยกองค์ประกอบของน้ำท่า (ปริมาณน้ำที่ไหลเร็วและช้า) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลอง ในการศึกษานี้ พวกเราใช้ตัวทำนายปริมาณน้ำฝนก่อนหน้าและปริมาณฝนสะสมที่เป็นตัวแทนขององค์ประกอบของน้ำท่าเพื่อประเมินน้ำท่าในลุ่มน้ำชีตอนบนและลุ่มน้ำปิงตอนบน ผลการประเมินน้ำท่าดังกล่าวแสดงให้เห็นว่า แบบจำลอง ANN นั้นสามารถประเมินน้ำท่าได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในลุ่มน้ำชีตอนบน โดยมีค่า NSE เฉลี่ยเท่ากับ 0.87 ในขณะที่ ลุ่มน้ำปิงตอนบนมีค่า NSE เฉลี่ยเท่ากับ 0.75 นอกจากนี้ แบบจำลอง ANN นั้นมีประสิทธิภาพมากกว่าแบบจำลอง NAM ในทางด้านของ NSE R^2 RMSE ยกเว้นค่า KGE ที่มีค่าน้อยกว่า

คำสำคัญ: แบบจำลองน้ำฝน-น้ำท่า, แบบจำลอง NAM, การเลือกตัวทำนาย

Abstract

Efficiently evaluating runoff is crucial for water management. Among the data-driven models applied to the rainfall-runoff relationship, the Artificial Neural Network (ANN) model stands out for its ability to estimate runoff based solely on meteorological data. However, its results have been deemed unsatisfactory, prompting several studies to improve its accuracy. Some of these have used antecedent streamflow or separating components (direct flow and base flow) to enhance accuracy. In this study, we used antecedent and cumulative rainfall predictors representing streamflow components to estimate runoff in the Upper Chi River basin and Upper Ping River basin. The results demonstrate that the ANN model has the potential for accurately assessing runoff, particularly in the upper Chi River basin with the average NSE of 0.87, while the upper Ping River basin has an average NSE of 0.75. Furthermore, the ANN model outperformed the NAM model in terms of NSE R^2 RMSE, except for KGE.

Keywords: Rainfall-Runoff model, NAM, selecting predictors

1. คำนำ

ข้อมูลน้ำท่าได้มีบทบาทสำคัญสำหรับในการทำความเข้าใจและจัดการทรัพยากรน้ำ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในพื้นที่ที่มีปัญหาการขาดแคลนน้ำ น้ำท่านั้นได้หมายถึงปริมาณน้ำที่ไหลเหนือผิวดินจนถึงไหลลงสู่ลำธาร แม่น้ำ หรือทะเล การตรวจวัดหรือการวิเคราะห์ข้อมูลการน้ำท่านั้นเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับการประเมินความพร้อมใช้ของน้ำ การคาดการณ์น้ำท่วมและภัยแล้ง การบริหารจัดการทรัพยากรน้ำ และการออกแบบโครงสร้างพื้นฐานเพื่อควบคุมการไหลของน้ำ ในหลายงานวิจัยที่ผ่านมา ข้อมูลน้ำท่าถูกนำมาช่วยใช้ในการวางแผนสำหรับแนวทางปฏิบัติในการจัดการน้ำอย่างยั่งยืน และช่วยในการทำนายน้ำท่วมและภัยแล้ง [1-2] นอกจากนี้ ข้อมูลน้ำท่าถูกนำมาใช้เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์น้ำท่วมสำหรับลุ่มแม่น้ำดานูบตอนบนในเยอรมนี ซึ่งแบบจำลองสามารถคาดการณ์เวลาและขนาดของน้ำท่วมได้อย่างแม่นยำ [3] โดยทั่วไปสามารถติดตามข้อมูลน้ำท่าผ่านสถานีตรวจวัดที่ถูกติดตั้งโดยกรมชลประทาน แต่ข้อมูลเหล่านั้นอาจจะไม่ครอบคลุมได้ทั่วทุกพื้นที่ หรือขาดหายไป และรวมไปถึงอาจจะมีความล่าช้าในการเข้าถึง ดังนั้น แบบจำลองน้ำฝน-น้ำท่า จึงได้ถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อให้ใช้การแก้ปัญหาดังกล่าวยกตัวอย่างเช่นแบบจำลอง NAM SCS SWAT และ FLEX แบบจำลองเหล่านี้ได้มีแนวความคิดและการคำนวณมาจากการรูปแบบการเกิดน้ำท่า ดังนั้นแบบจำลองพวกนี้จะมีการคำนวณที่ซับซ้อนและจำเป็นต้องใช้ข้อมูลจำนวนมาก ในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่าน แบบจำลองที่ใช้เพียงแค่ข้อมูล (data-driven model) กำลังได้รับความนิยมเพิ่มขึ้นเป็นจำนวนมากในการนำมาประยุกต์ใช้ด้านทรัพยากรแหล่งน้ำ

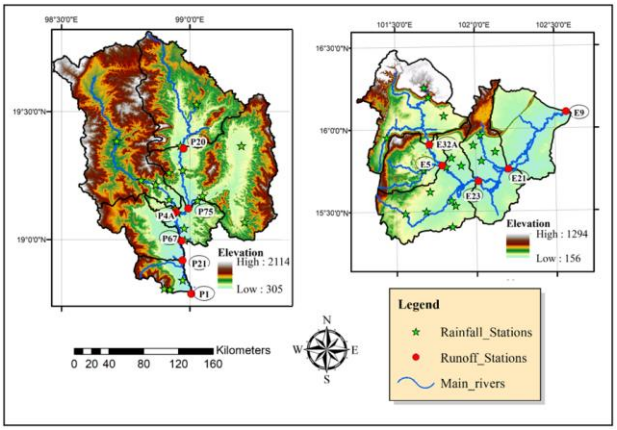
แบบจำลอง ANN นั้นได้ถูกนำมาใช้ในประเมินน้ำท่าแทนการใช้แบบจำลอง น้ำฝน-น้ำท่า แบบดั้งเดิม เนื่องจากมันใช้ความสัมพันธ์ระหว่างน้ำฝนกับน้ำท่าจึงสามารถทำงานได้ใช้เพียงข้อมูลนี้เท่านั้น โดยไม่

จำเป็นต้องใช้ข้อมูลทางกายภาพของลุ่มน้ำหรืออื่นๆ เพิ่มเติมเหมือนแบบกับแบบจำลอง น้ำฝน-น้ำท่า แบบดั้งเดิม แบบจำลอง ANN ได้ประสบความสำเร็จในการทำนายน้ำท่ารายวันในหลายพื้นที่ เช่น ในพื้นที่ลุ่มน้ำกลางของประเทศมาเลเซีย [4] เช่นเดียวกับในลุ่มน้ำ Seyhan ในประเทศตุรกี [5] และ Sarbaz ในประเทศอิหร่าน [6] แต่อย่างไรก็ตาม แบบจำลอง ANN นั้นจะประเมินน้ำท่าได้ดีนั้นจำเป็นที่จะต้องใช้ข้อมูลน้ำท่าในช่วงเวลาก่อนหน้าหรือตำแหน่งเหนือน้ำก่อนหน้าเพื่อช่วยในการคำนวณ [7]. โดยในหลายงานวิจัยที่ได้ใช้วิธีนี้นั้นได้พิสูจน์แล้วว่าสามารถเพิ่มประสิทธิภาพขึ้นได้จริง [8-9] แต่ว่าในความเป็นจริงแล้ว บางพื้นที่อาจจะไม่มีข้อมูลสถานีวัดน้ำท่าด้านเหนือน้ำให้ใช้ หรืออาจจะมีข้อมูลที่ขาดหายไปในช่วงวันก่อนหน้า ดังนั้นในหลายงานวิจัยจึงได้พยายามที่พัฒนาประสิทธิภาพให้เพิ่มมากขึ้น เพื่อเอาชนะปัญหาเหล่านี้ โดยใช้การแบ่งแยกส่วนองค์ประกอบของน้ำด้วยวิธี one-parameter recursive single-pass digital filter method และใช้ค่าความชื้นในดินช่วยในการพิจารณา[10-11] ทั้งนี้ โดยปกติแล้วน้ำท่านั้นสามารถแบ่งองค์ประกอบหลัก ได้ออกเป็น 2 ส่วน ส่วนที่ไหลเร็ว และไหลช้า อีกทั้งน้ำท่านั้นไม่ได้เพียงแค่เกิดจากปริมาณน้ำฝนเพียงอย่างเดียว ยังมีปริมาณน้ำในใต้ดินหรือการไหลบ่าจากบริเวณเหนือน้ำเป็นส่วนประกอบ โดยจะเห็นว่าในช่วงฤดูแล้งนั้น แม้ว่าจะไม่มีฝนตก แต่ก็ยังมีปริมาณน้ำท่าอยู่ แต่อย่างไรก็ตาม พวกเราได้พบว่ายังไม่มีงานวิจัยที่มีการใช้ข้อมูลน้ำฝนเพียงอย่างเดียวในการประเมินน้ำท่าผ่านแบบจำลอง ANN โดยไม่ต้องใช้เทคนิคเพิ่มเติมที่ซับซ้อน และมีประสิทธิภาพเพียงพอที่จะนำมาใช้แทนแบบจำลอง น้ำฝน-น้ำท่า

ดังนั้นในการศึกษานี้ จึงได้ทำการวิเคราะห์ช่วงระยะเวลาของข้อมูลฝนรายวันและฝนสะสมที่เหมาะสมต่อการนำมาใช้เป็นตัวทำนาย เพื่อใช้ในการประเมินน้ำท่าในลุ่มน้ำชีผ่านแบบจำลอง ANN ในช่วงปี 2001-2016 พร้อมทั้งเปรียบเทียบกับแบบจำลอง NAM

2. พื้นที่ศึกษา

พื้นที่ศึกษาในการศึกษานี้คือ ลุ่มน้ำชีตอนบนกับลุ่มน้ำปิงตอนบนของประเทศไทย เนื่องจากเป็นพื้นที่ที่เกิดปัญหาอุทกภัยอยู่บ่อยครั้ง อีกทั้งมีความสมบูรณ์ครบถ้วนของข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการวิเคราะห์ โดยพื้นที่ดังกล่าวนี้จัดอยู่ในเขตโซนร้อน ทำให้มีมรสุมที่พัดผ่านประเทศไทยคือ ลมมรสุมตะวันตกเฉียงใต้และลมมรสุมตะวันออกเฉียงเหนือ โดยลมมรสุมตะวันออกเฉียงเหนือซึ่งพัดผ่านประเทศในช่วงเดือนพฤศจิกายนถึงเดือนกุมภาพันธ์ เป็นผลให้สภาพอากาศหนาวเย็น ขณะที่ลมมรสุมตะวันตกเฉียงให้พัดผ่านประเทศในช่วงเดือนพฤษภาคมถึงเดือนตุลาคมได้พัดพาเอาความชื้นจากทะเลเข้าสู่ประเทศ ทำให้มีฝนตกในช่วงเวลาดังกล่าว โดยในพื้นที่ได้มีปริมาณฝนเฉลี่ยรายปีเท่ากับ 1,226 mm. ซึ่งในช่วงฤดูฝนนั้นมีปริมาณฝนคิดเป็นปริมาณถึง 85% ของทั้งหมด ลุ่มน้ำชีตอนบนตั้งอยู่ทางภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย มีขนาดพื้นที่ 10,918 ตารางกิโลเมตรและสภาพภูมิประเทศส่วนใหญ่เป็นพื้นที่ราบลุ่ม มีช่วงระยะเวลาเดินทางของน้ำค่อนข้างช้า โดยมีค่า time of concentration (Tc) เฉลี่ยอยู่ที่ 8 วัน ในขณะที่ลุ่มน้ำปิงตอนบนนั้นตั้งอยู่ทางภาคเหนือของประเทศไทย มีขนาดพื้นที่ 6,350 และสภาพภูมิประเทศส่วนใหญ่เป็นภูเขา มีช่วงระยะเวลาเดินทางของน้ำท่าค่อนข้างเร็ว โดยมี Tc เฉลี่ยอยู่ที่ 2 วัน นอกจากนี้พวกเราได้แบ่งลุ่มน้ำชีและลุ่มน้ำปิงตอนบนออกเป็นลุ่มน้ำย่อย 5 และ 6 สถานี ตามตำแหน่งของสถานีวัดน้ำท่า (รูปที่ **1**)



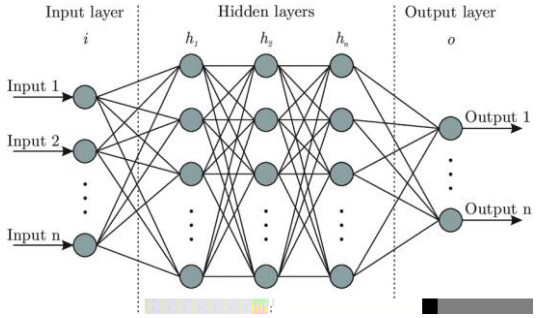
รูปที่ 1 พื้นที่ศึกษา ลุ่มน้ำปิงตอนบนและลุ่มน้ำชีตอนบน

3. ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

ในการศึกษานี้ได้เลือกใช้ข้อมูลน้ำท่ารายวันจากสถานีตรวจวัดภายใต้การดูแลของกรมชลประทานจำนวน 11 สถานี โดยในลุ่มน้ำชีนั้นจะประกอบไปด้วย 5 สถานี คือ E32A E5 E23 E21 และ E9 และข้อมูลสถานีวัดน้ำฝน 18 ในช่วงปี 2001-2015 ในขณะที่พื้นที่ลุ่มน้ำปิงนั้น ได้เลือกใช้สถานีตรวจวัดน้ำท่าจำนวน 6 สถานี คือ P20 P75 P4A P67 P21 และ P1 และข้อมูลสถานีตรวจวัดน้ำฝน 19 สถานี ในช่วงปี 2001-2016 นอกจากนี้ข้อมูลค่าการระเหยของน้ำที่ถูกเลือกเป็นตัวแทนของพื้นที่จะใช้จากกรมชลประทานในช่วงเวลาเดียวกัน

โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เป็นอัลกอริธึมการเรียนรู้ของแบบจำลองที่มีแนวคิดมาจากโครงสร้างและการทำงานของสมองมนุษย์ แบบจำลอง ANN นั้นจะประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลหรือโหนดที่เชื่อมต่อกันจำนวนมากที่จัดเรียงเป็นชั้นๆ ที่ประกอบไปด้วยทั้งหมด 3 ชั้น คือ (1) ข้อมูลขาเข้า (2) ส่วนประมวลผล และ (3) ข้อมูลขาออก โหนดภายในแต่ละเลเยอร์จะถูกเชื่อมต่อกับทุกโหนดในเลเยอร์ที่อยู่ติดกันผ่านการเชื่อมต่อแบบถ่วงน้ำหนัก (รูปที่ **2**) ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักนี้จะถูกปรับตลอดในระหว่างกระบวนการเรียนรู้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของเครือข่าย ดังสมการที่ **1** ในการประเมินแบบน้ำท่าด้วยแบบจำลอง ANN นั้น ข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยา เช่น ข้อมูลฝน จะถูกเลือกใช้เป็นข้อมูลขาเข้า และข้อมูลน้ำท่านั้นจะถูกใช้เป็นข้อมูลขาออก ในขณะที่ชั้นซ่อนหรือชั้นประมวลผลนั้นไม่มีรูปแบบที่ตายตัว สามารถปรับได้โดยอิสระ ตามความเหมาะสมของความซับซ้อนของแบบจำลอง นอกจากนี้แบบจำลอง ANN ได้มีพารามิเตอร์และไฮเปอร์พารามิเตอร์ให้เลือกปรับเป็นจำนวนมาก เช่น

จำนวนโหนด จำนวนชั้นซ่อน ประเภทฟังก์ชั่น จำนวนรอบและจำนวนข้อมูลที่ใช้เทรนในแต่ละรอบ เป็นต้น ดังนั้นในการศึกษานี้ได้เลือกใช้ฟังก์ชั่น Grid search ช่วยในการหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด อีกทั้งได้เลือกใช้แบบจำลอง ANN ในชุดคำสั่งของ TensorFlow ผ่าน python 3.7



รูปที่ 2 โครงข่ายของแบบจำลอง ANN

$$z = f(b + \sum_{i=1}^{n} x_i w_i) \quad (1)$$

โดยที่ คือผลลัพธ์ คือค่าปรับแก้ คือค่าถ่วงน้ำหนักแต่ละโหนด คือค่าในแต่ละโหนด และ คือ activation function

แบบจำลอง NAM เป็นแบบจำลองปริมาณน้ำฝน-น้ำท่าที่พัฒนาโดย DHI (Danish Hydraulic Institute) และถูกรวบรวมไว้ในซอฟต์แวร์ MIKE11 โครงสร้างของแบบจำลองนั้นมีการออกแบบโดยการแบ่งชั้นกักเก็บของน้ำที่แตกต่างกัน โดยมีทั้งหมด 4 แบบ ได้แก่ การจัดเก็บในชั้นหิมะ การจัดเก็บในชั้นพื้นผิวดิน การจัดเก็บในชั้นด้านล่าง และการจัดเก็บของน้ำใต้ดิน นอกจากนี้ แบบจำลอง NAM นั้นต้องการข้อมูลปริมาณน้ำฝน ค่าการระเหยของน้ำ และข้อมูลกระแสน้ำสำหรับการสอบเทียบแบบจำลอง [12] อีกทั้งยังมีแบบพารามิเตอร์จำนวนมาก เช่น Umax Lmax CQOF CKIF TOF เป็นต้น ดังนั้น ในการศึกษานี้พวกเราจึงใช้แบบจำลอง NAM ผ่านซอฟต์แวร์ MIKE11 ที่มีฟังก์ชั่น auto calibration เพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์จากการจำลองโมเดล ANN

ค่าชี้วัดทางสถิติในงานด้านแหล่งน้ำนั้น ดัชนี Nash–Sutcliffe efficiency (NSE) เป็นดัชนีที่ได้รับความนิยมเป็นอย่างมากในการตรวจวัดประสิทธิภาพ โดยในหลายงานวิจัยได้มีการกำหนดระดับเกณฑ์ของ NSE ไว้ 4 ระดับ ได้แก่ ดีมาก ดี พอใช้ และแย่ [13-14] ดังแสดงในตารางที่ **1** นอกจากนี้ ในการศึกษานี้ได้ใช้ The Kling-Gupta efficiency (KGE), Root Mean Square Error (RMSE) และ Coefficient of determination (R^2) เพื่อใช้ทดสอบประสิทธิภาพในการศึกษานี้อีกด้วย

ตารางที่ 1 เกณฑ์ที่ใช้แบ่งระดับประสิทธิภาพของค่า NSE

ระดับ	NSE
ดีมาก	NSE ≥ 0.75
ดี	0.65 ≤ NSE < 0.75
พอใช้	0.5 ≤ NSE < 0.65
แย่	NSE < 0.5

4. วิธีการ

สำหรับขั้นตอนที่ใช้ในการศึกษานี้สามารถแบ่งออกเป็นหัวข้อได้ดังต่อไปนี้ (1) เปรียบเทียบความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลน้ำฝนรายวันและน้ำฝนสะสมกับข้อมูลน้ำท่าในแต่ละสถานีแบบ cross-correlation เพื่อหาช่วงเวลาของที่เหมาะสมสำหรับในการเลือกใช้เป็นตัวทำนายของแบบจำลอง ANN ทั้งนี้ ข้อมูลน้ำฝนรายรายวันกับน้ำฝนสะสมได้มีการตอบสนองหรือประโยชน์ในการนำมาใช้ที่แตกต่างกัน โดยจะเห็นว่า น้ำฝนรายวันนั้นเปรียบเสมือนตัวแทนการประเมินน้ำท่าที่ไหลบ่าเร็วเนื่องจากส่วนใหญ่มักเกิดจากปริมาณฝนเป็นหลัก ในขณะที่ น้ำฝนสะสมนั้นเปรียบเสมือนเป็นตัวแทนของน้ำท่าที่มีการไหลบ่าช้าเนื่องจากในช่วงเวลาที่ฝนไม่ตก แต่ปริมาณน้ำท่านั้นจะยังคงมีอยู่ ซึ่งอาจจะเกิดจากน้ำใต้ดินหรือจากปริมาณที่ไหลมาจากด้านเหนื้อน้ำ (2) ประเมินน้ำท่าด้วยแบบจำลอง ANN โดยใช้ตัวทำนายที่ได้ถูกเลือกไว้ทั้งหมด 3 แบบ ดังนี้ 1. ข้อมูลฝนรายวันตั้งแต่วันที่ t จนถึง t-n วัน 2. ข้อมูลฝนสะสมที่ราย a b c และ d วัน และ 3. ใช้ข้อมูลฝนทั้งรายวันและฝนสะสมจากข้อ 1 และ 2 ร่วมกัน เพื่อหาตัวทำนายที่ให้ผลที่ดีที่สุด และ (3) เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการประเมินน้ำท่าของแบบจำลอง ANN กับ NAM model ในลุ่มน้ำชีตอนบนและลุ่มน้ำปิงตอนบนในช่วงปี 2001-2016 โดยใช้ค่าทางสถิติของ NSE KGE RMSE และ R^2 ซึ่งเป็นดัชนีที่ได้รับความนิยมสำหรับการประเมินความถูกต้องของน้ำท่าที่ได้จากแบบจำลองเป็นตัวชี้วัด นอกจากนี้ แบบจำลอง ANN จะถูกแบ่งชุดข้อมูลในการฝึกฝนและทดสอบ อย่างละ 50/50 เพื่อลดปัญหาการเกิดปัญหา overfitting ในขณะที่แบบจำลอง NAM จะแบ่งชุดข้อมูลเป็น 80/20

5. ผลการศึกษา

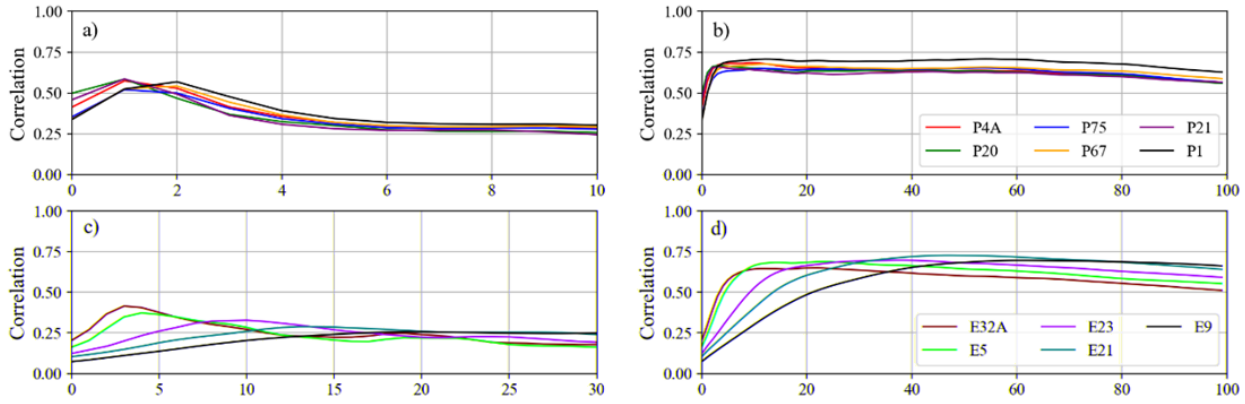
ในการศึกษานี้ได้ทำการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลฝนกับข้อมูลน้ำท่าในระดับลุ่มน้ำย่อย จำนวน 5 และ 6 สถานี สำหรับลุ่มน้ำชีตอนบนและปิงตอนบน โดยผลการศึกษาพบว่า ในลุ่มน้ำปิงตอนบนข้อมูลฝนวันก่อนหน้าช่วง 1-2 วันจะให้ผลค่าความสัมพันธ์ที่ดีที่สุด โดยค่า correlation (r) อยู่ในช่วง 0.55 ถึง 0.6 ในขณะที่ปริมาณฝนสะสมจะมีค่าความสัมพันธ์ r ที่ดีในช่วง 3 วัน ไปจนถึง 20 วัน สำหรับลุ่มน้ำชีตอนบนนั้นข้อมูลฝนวันก่อนหน้าที่ให้ค่าความสัมพันธ์ r ที่ดีนั้นอยู่ในช่วง 3-19 วัน และข้อมูลฝนสะสมในช่วง 10-70 วัน (รูปที่ **3**) นอกจากนี้ จากผลลัพธ์ดังกล่าว

ตารางที่ 2 ประสิทธิภาพในการประเมินน้ำท่าของตัวทำนายทั้ง 3 แบบ

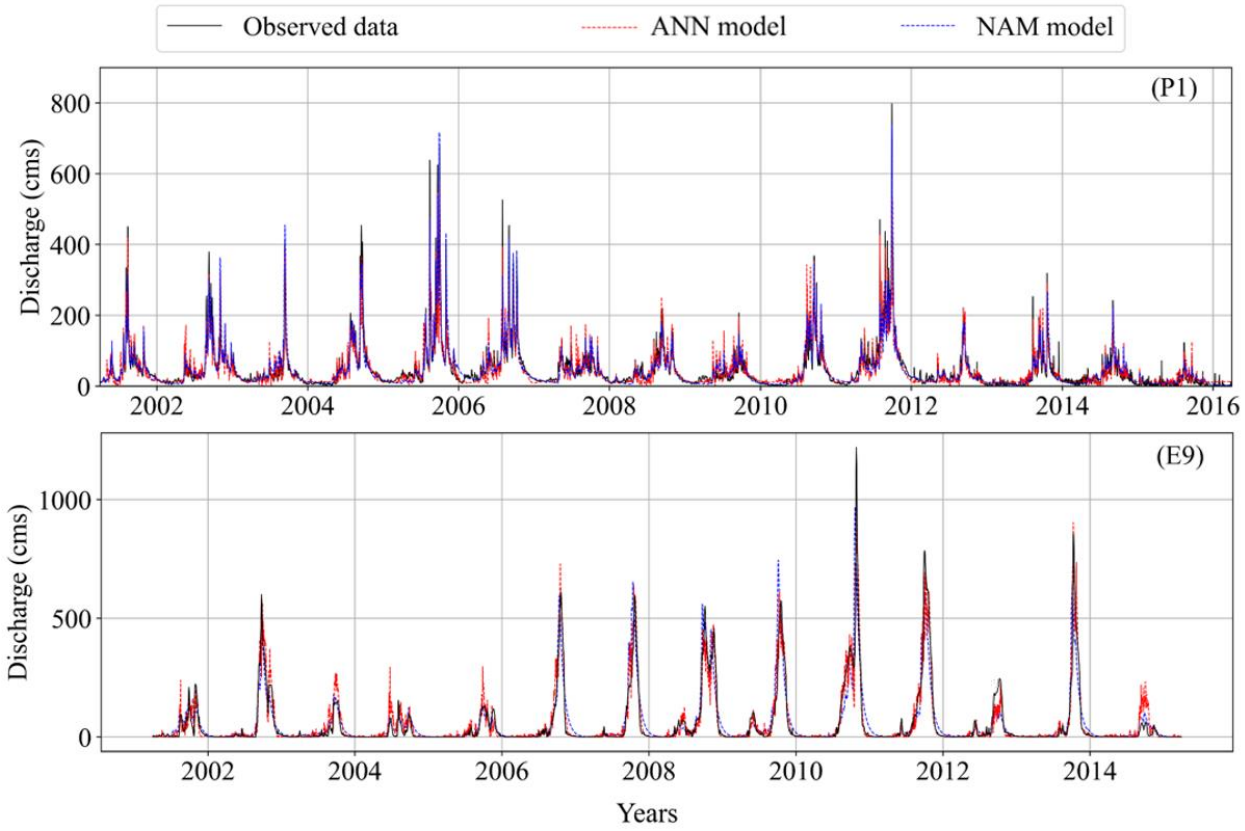
	ข้อมูลฝนรายวันก่อนหน้า				ข้อมูลฝนสะสม				ข้อมูลฝนรายวันและสะสม			
สถานี	RMSE	KGE	NSE	R^2	RMSE	KGE	NSE	R^2	RMSE	KGE	NSE	R^2
P4A	17	0.48	0.38	0.39	15	0.62	0.55	0.55	12	0.73	0.7	0.7
P20	17	0.48	0.4	0.4	16	0.56	0.48	0.48	13	0.72	0.66	0.66
P75	21	0.47	0.37	0.37	17	0.63	0.59	0.59	14	0.8	0.74	0.74
P67	46	0.49	0.4	0.4	35	0.65	0.65	0.67	28	0.82	0.79	0.79
P21	5	0.57	0.5	0.5	4	0.69	0.55	0.56	3	0.77	0.75	0.75
P1	45	0.57	0.49	0.49	31	0.77	0.76	0.76	23	0.87	0.86	0.87
เฉลี่ย	25	0.51	0.42	0.43	20	0.65	0.6	0.6	16	0.79	0.75	0.75
E32A	43	0.74	0.65	0.65	35	0.78	0.77	0.77	30	0.89	0.83	0.83
E5	51	0.68	0.61	0.61	35	0.79	0.82	0.82	30	0.92	0.87	0.87
E23	79	0.32	0.29	0.29	45	0.78	0.77	0.77	39	0.84	0.83	0.83
E21	110	0.18	0.17	0.17	43	0.87	0.88	0.88	41	0.88	0.89	0.89
E9	118	0.06	0.11	0.11	39	0.93	0.9	0.91	38	0.94	0.91	0.91
เฉลี่ย	80	0.4	0.37	0.37	39	0.83	0.83	0.83	36	0.89	0.87	0.87

ตารางที่ 3 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลอง ANN กับ NAM

สถานี	NSE		KGE		R^2		RMSE	
	NAM	ANN	NAM	ANN	NAM	ANN	NAM	ANN
P.4A	0.72	0.7	0.86	0.73	0.74	0.7	12	12
P.20	0.66	0.66	0.83	0.72	0.7	0.66	13	13
P.75	0.74	0.74	0.87	0.8	0.76	0.74	14	14
P.67	0.78	0.79	0.89	0.82	0.8	0.79	27	28
P.21	0.71	0.75	0.85	0.77	0.73	0.75	3	3
P.1	0.85	0.86	0.92	0.87	0.86	0.87	24	23
เฉลี่ย	0.74	0.75	0.87	0.79	0.77	0.75	16	16
% แตกต่าง		0.9		-9.8		-1.7		0
E32A	0.76	0.83	0.87	0.89	0.77	0.83	35	30
E5	0.82	0.87	0.91	0.92	0.83	0.87	34	30
E23	0.78	0.83	0.88	0.84	0.8	0.83	44	39
E21	0.8	0.89	0.87	0.88	0.81	0.89	54	41
E9	0.82	0.91	0.86	0.94	0.82	0.91	53	38
เฉลี่ย	0.8	0.87	0.88	0.89	0.81	0.87	44	36
% แตกต่าง		8.8		1.8		7.4		-19.1



รูปที่ 3 กราฟความสัมพันธ์ (r) ระหว่างน้ำท่ากับน้ำฝนฝนก่อนหน้าราย t วัน ที่ลุ่มน้ำปิงและชี (a, c) และกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างน้ำท่ากับน้ำฝนสะสมราย n วันที่ลุ่มน้ำปิงและชี (b, d)



รูปที่ 4 การเปรียบเทียบกราฟน้ำท่าที่ได้จากระหว่างสถานีตรวจวัด แบบจำลอง ANN และแบบจำลอง NAM ของสถานี P1 และ E9

จะเห็นได้ว่า ในบริเวณสถานีวัดน้ำท่าด้านท้ายน้ำนั้นจะมีความสัมพันธ์กับฝนที่ล่าช้ากว่าสถานีวัดน้ำท่าด้านเหนือน้ำซึ่งมีความสอดคล้องเกี่ยวกับระยะเวลาเดินทางของน้ำ แต่อย่างไรก็ตาม ปริมาณน้ำฝนสะสมนั้นได้ให้ความสัมพันธ์กับน้ำท่าได้มากกว่าน้ำฝนวันก่อนหน้าอย่างชัดเจน

จากผลการเปรียบเทียบความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลฝนกับข้อมูลน้ำในหัวข้อ 5.1 ได้นำไปสู่การแบ่งชุดตัวทำนายที่ได้ถูกนำมาใช้ในการศึกษานี้ โดยประกอบไปด้วย 1 ข้อมูลฝนรายวันตั้งแต่วันที่ t จนถึง t-10 วัน 2. ข้อมูลฝนสะสมที่ราย 10, 30, 50 และ 100 วัน และ 3 ใช้ข้อมูลฝนทั้งรายวันและฝนสะสมจากข้อ 1 และ 2 ร่วมกัน จากผลลัพธ์ดังกล่าวพบว่าข้อมูลชุดที่ 1 นั้นได้ให้ผลการประเมินน้ำท่าในลุ่มน้ำปิงตอนบนได้ดีกว่าลุ่มน้ำชีตอนบน ขณะที่ข้อมูลชุดที่ 2 ได้ให้ผลการประเมินในลุ่มน้ำชีตอนบนได้ดีกว่า แต่อย่างไรก็ตามข้อมูลชุดที่ 3 ที่ผสมกันระหว่างข้อมูลชุดที่ 1 และ 2 นั้นได้ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด แม้ว่าทั้ง 2 ลุ่มน้ำจะมีความแตกต่างกันในด้านสภาพภูมิประเทศ โดยข้อมูลชุดที่ 1 ให้ผลค่า NSE เฉลี่ยของสถานีในลุ่มน้ำปิงตอนบน และชีตอนบนเท่ากับ 0.42 และ 0.37 ขณะที่ข้อมูลชุดที่ 2 และ 3 ให้ค่า NSE เฉลี่ยของลุ่มน้ำปิงตอนบนเท่ากับ 0.60 และ 0.75 และลุ่มน้ำชีตอนบนเท่ากับ 0.83 และ 0.87 ดังแสดงในตารางที่ **2**

เพื่อแสดงให้เห็นถึงศักยภาพของแบบจำลอง ANN ในการศึกษานี้จึงได้นำผลการประเมินน้ำท่าจากข้อมูลชุดตัวทำนายที่ 3 ในหัวข้อ 5.2 มาเปรียบเทียบกับการประเมินน้ำท่าจากแบบจำลอง NAM ที่ผ่าน MIKE 11 โดยผลดังกล่าวแสดงให้เห็นว่า แบบจำลอง ANN นั้นให้ค่าทางสถิติ NSE RMSE R^2 ของลุ่มน้ำปิงตอนบนและชีตอนบนมากกว่าแบบจำลอง NAM ยกเว้นค่า KGE ที่ให้ค่าต่ำกว่า โดยแบบจำลอง ANN มีค่าชี้วัดทางสถิติแตกต่างจากแบบจำลอง NAM เฉลี่ยที่ 0.9% และ 8.8% สำหรับค่า NSE -9.8% และ 1.8% สำหรับค่า KGE -1.7% และ 7.4% สำหรับค่า R^2 และ 0% และ -19.1% สำหรับค่า RMSE สำหรับในลุ่มน้ำปิงตอนบนและชีตอนบนตามลำดับ (ตารางที่ **3**)

แต่อย่างไรก็ตาม แม้ว่าแบบจำลองทั้ง 2 แบบจำลองนั้นได้ให้กราฟน้ำท่าที่ใกล้เคียงกัน (รูปที่ **4**) แต่แบบจำลอง NAM ต้องการข้อมูลขาเข้าที่มากกว่าแบบจำลอง ANN โดยมันจำเป็นต้องใช้ค่าการคายระเหยของน้ำและมีพารามิเตอร์จำนวนมากที่ใช้ในการปรับแก้ความถูกต้อง ในขณะที่แบบจำลอง ANN นั้นใช้เพียงข้อมูลฝน

6. สรุปผล

จากผลการศึกษาการประเมินน้ำท่าจากแบบจำลอง ANN ในพื้นที่ลุ่มน้ำปิงตอนบนและลุ่มน้ำชีตอนบนในช่วงปี 2001-2016 ผ่านชุดคำสั่ง TensorFlow ใน python 3.7 แสดงให้เห็นว่า การใช้ข้อมูลฝนรายวันหรือข้อมูลฝนสะสมเป็นตัวข้อมูลขาเข้าเพียงอย่างเดียวนั้น ไม่มีประสิทธิภาพเพียงพอที่จะนำมาใช้งาน แต่ถ้าหากใช้ข้อมูลทั้ง 2 อย่างร่วมกัน จะส่งผลให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพสูงที่สุด ทั้งนี้ ผลการประเมินน้ำท่าในลุ่มน้ำชีตอนบนจะให้ประสิทธิภาพที่สูงกว่าลุ่มน้ำชีตอนบน เนื่องมาจากความแตกต่างของสภาพภูมิประเทศ และความผันผวนของกราฟน้ำท่า นอกจากนี้ยังพบว่า แบบจำลอง ANN นั้นให้ค่าประเมินทางสถิติสูงกว่าแบบจำลอง NAM ในด้าน NSE RMSE R^2 และยังใช้ข้อมูลขาเข้าที่น้อยกว่าอีกทั้งยังมีความสะดวกและรวดเร็วในการใช้งาน ดังนั้นจากผลการวิจัยนี้ ได้แสดงให้เห็นว่า แบบจำลอง ANN นั้นมีประสิทธิภาพเพียงพอที่จะนำมาใช้ในการประเมินน้ำท่า และสามารถนำมาใช้ทำนายน้ำท่าล่วงหน้าที่จะเกิดขึ้นได้จากการใช้ข้อมูลฝนทำนายล่วงหน้า เพื่อเป็นประโยชน์ต่อการนำไปใช้ในการบริหารจัดการทรัพยากรน้ำ

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ที่ให้การสนับสนุนทุนการศึกษาสำหรับนิสิตปริญญาเอก รวมทั้งกรมชลประทาน และกรมอุตุนิยมวิทยา ที่ให้การสนับสนุนข้อมูลต่าง ๆ สำหรับการดำเนินงานวิจัย

เอกสารอ้างอิง

[1] Iamampai, S., Kanasut, J., Kantawong, B. and Rangsiwanichpong, P. Drought hazard assessment using anomaly drought index and geographic information system in the Chi River basin, Thailand. Geographia Technica, 18(1), pp. 39-55.

[2] Wagener, T., Sivapalan, M., Troch, P. and Woods, R. (2007). Catchment classification and hydrologic similarity. Geography compass, 1(4), pp. 901-931.

[3] Fuchs, M., Rözer, V., Disse, M. and Kleineidam, S. (2019). Development of a flood forecasting model for the Upper Danube River Basin in Germany based on runoff data. Water, 11(4), 726.

[4] Azamathulla, H. M., Ghani, A. A. and Zakaria, N. A. (2010). Daily runoff prediction using artificial neural networks: an example from the Klang River basin, Malaysia. Hydrological Sciences Journal, 55(5), pp. 752-765.

[5] Gokmen, T. and Seckin, G. (2011). Daily runoff prediction using artificial neural network and regression methods in Seyhan River basin, Turkey. Environmental Earth Sciences, 64(2), pp. 441-450.

[6] Rajaee, T., Fakheri-Fard, A. and Jalalkamali, A. (2021). Daily runoff prediction using artificial neural network in a semi-arid basin in Iran. Journal of Hydrology: Regional Studies, 38, 100857.

[7] Serinaldi, F., Zunino, L. and Rosso, O. A. (2014). Complexity–entropy analysis of daily stream flow time series in the

continental United States. Stochastic environmental research and risk assessment, 28(7), pp. 1685-1708.

[8] Hosseini, S. M. and Mahjouri, N. (2016). Integrating support vector regression and a geomorphologic artificial neural network for daily rainfall-runoff modeling. Applied Soft Computing, 38, pp. 329-345.

[9] Mei, X. and Smith, P. K. (2021). A comparison of in-sample and out-of-sample model selection approaches for artificial neural network (ANN) daily streamflow simulation. Water, 13(18), 2525.

[10] Tongal, H. and Booij, M. J. (2018). Simulation and forecasting of streamflows using machine learning models coupled with base flow separation. Journal of Hydrology, 564, pp. 266-282.

[11] Song, C. M. (2022). Data construction methodology for convolution neural network based daily runoff prediction and assessment of its applicability. Journal of Hydrology, 605, 127324.

[12] Shamsudin, S. and Hashim, N. (2002). Rainfall runoff simulation using MIKE11 NAM. Malaysian Journal of Civil Engineering, 15(2), pp. 26-38.

[13] Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D. and Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. Transactions of the ASABE, 50(3), pp. 885-900.

[14] Noori, N., Kalin, L. and Isik, S. (2020). Water quality prediction using SWAT-ANN coupled approach. Journal of Hydrology, 590, 125220.