

การเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ความแม่นยำของการจำลองอัตราการไหลน้ำท่า Comparison of Precision Coefficients for Streamflow Data Simulation

นพรัตน์ เตชะพันธุ์รัตนกุล¹ พงศ์พันธุ์ กาญจนการุณ^{2*} และ ชัยวัฒน์ เอกวัฒนพานิชย์³

Noparat Techapunratanakul¹ Pongpan Kanjanakaroorn^{2*} and Chaiwat Ekkawatpanit³

¹กลุ่มวิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีการเกษตร มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา

จ.เชียงใหม่ ประเทศไทย

²สาขาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา จ.เชียงราย ประเทศไทย

³ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี กรุงเทพฯ ประเทศไทย

¹Department of Mathematics, Faculty of Science and Agricultural Technology, Rajamangala University of Technology Lanna, Chiang Mai, Thailand

²Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Rajamangala University of Technology Lanna, Chiang Rai, Thailand

³Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's University of Technology Thonburi, Bangkok, Thailand

วันที่ส่งบทความ : 21 เมษายน 2566 วันที่แก้ไขบทความ : 7 พฤศจิกายน 2567 วันที่ตอบรับบทความ : 12 พฤศจิกายน 2567

Received: 21 April 2023, Revised: 7 November 2024, Accepted: 12 November 2024

บทคัดย่อ

ข้อมูลอัตราการไหลของน้ำเป็นข้อมูลที่สำคัญในโครงการพัฒนาแหล่งน้ำ การเก็บข้อมูลน้ำท่าระยะยาวเป็นเรื่องยาก เนื่องจากปัญหาด้านการบำรุงรักษาหรือปัญหาทางด้านเทคนิค การใช้แบบจำลองคณิตศาสตร์สามารถสร้างข้อมูลน้ำท่าที่ขาดหายไปได้ โดยข้อมูลจำลองเหล่านี้จำเป็นต้องทำการเปรียบเทียบและตรวจสอบความถูกต้องโดยใช้สัมประสิทธิ์ความแม่นยำ สัมประสิทธิ์ความแม่นยำที่แตกต่างกันสามารถใช้ในการประเมินผลลัพธ์การจำลองทางอุทกวิทยาได้ บทความนี้ได้นำเสนอความเหมาะสมและข้อจำกัดในการใช้งานสัมประสิทธิ์ความแม่นยำ เพื่อตรวจสอบข้อมูลน้ำท่าจำลองตามวัตถุประสงค์การใช้งาน 3 กรณี ได้แก่ กรณีสมดุลงน้ำ กรณีน้ำหลาก และกรณีน้ำแล้ง ข้อมูลน้ำท่าจำลองที่ใช้ในการวิจัยสร้างขึ้นโดยมีความผิดพลาดแบบเป็นระบบ และความผิดพลาดแบบพลวัต สัมประสิทธิ์ความแม่นยำ 21 ชนิดถูกเลือกภายใต้หลักการของค่าคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์และค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ในการตรวจสอบน้ำท่าจำลอง ผลการศึกษาพบว่าความผิดพลาดแบบเป็นระบบของทุกกรณีน้ำท่าจำลอง สามารถใช้ดัชนี NSE , NSE_{j-1} , NSE_{j-3} , NSE_{rQ} , $\ln NSE$, NSE_{sqrtQ} , NSE_{iQ} , MSE , $RMSE$, MAE , $RMSRE$ และ $AAPE$ เพื่อตรวจสอบน้ำท่าจากแบบจำลองคณิตศาสตร์และสามารถหาแนวโน้มของความถูกต้องในการจำลองได้ นอกจากนี้ยังสามารถใช้สัมประสิทธิ์ความแม่นยำ $RLFD_{OH}$ เพื่อตรวจสอบผลการจำลองกรณีน้ำหลาก และสัมประสิทธิ์ความแม่นยำ NSE_{uL} , B_{uL} และ $RLFD_{uL}$ เพื่อตรวจสอบการจำลองกรณีน้ำแล้งได้อีกด้วย สำหรับความ

*ที่อยู่ติดต่อ E-mail address: pongpank@gmail.com

<https://doi.org/10.55003/scikmitl.2024.258682>

ผิดพลาดแบบพลวัตพบว่า สัมประสิทธิ์ความแม่นยำ NSE_{j-1} , NSE_{iQ} และ $RMSRE$ มีความเหมาะสมเมื่อใช้กับกรณีจำลองสมตุน้ำและน้ำหลาก สำหรับการจำลองน้ำท่ากรณีน้ำแล้งเหมาะสมกับสัมประสิทธิ์ความแม่นยำ NSE_{uL} และ $RLFD_{uL}$ ผลการศึกษาสามารถใช้เป็นเกณฑ์อ้างอิงในการเลือกใช้งานสัมประสิทธิ์ความแม่นยำที่เหมาะสมต่อข้อมูลน้ำท่าจำลองได้เป็นอย่างดี

คำสำคัญ : การจำลองอัตราการไหลของน้ำท่า สัมประสิทธิ์ความแม่นยำ ความผิดพลาดแบบมีระบบ ความผิดพลาดแบบพลวัต

Abstract

Streamflow data is crucial for water resource development projects. Acquiring long-term streamflow data poses difficulties due to maintenance or technological issues. The use of a mathematical model may reconstruct missing streamflow data. Nevertheless, it is necessary to calibrate and validate simulation data using precision coefficients. Different precision coefficients can be used to evaluate the results of hydrological simulations. This paper presents the suitability and constraints of precision coefficients in evaluating streamflow outcomes using a hydrological model under three conditions: water balance, flood, and drought. The simulated data was generated with both systematic and dynamic errors. Twenty-one coefficients were selected based on the principle of relative and absolute errors to evaluate the simulated data. Regardless of systematic errors, the findings indicate that all simulated outcome conditions could be evaluated using several coefficients such as NSE , NSE_{j-1} , NSE_{j-3} , NSE_{rQ} , $\ln NSE$, NSE_{sqrtQ} , NSE_{iQ} , MSE , $RMSE$, MAE , $RMSRE$, and $AAPE$. These coefficients could analyze the simulation's accuracy as well as determine its accuracy tendency. In addition, the precision coefficient $RLFD_{oH}$ can be used to evaluate the simulation results for flood scenarios, and the precision coefficients NSE_{uL} , B_{uL} , and $RLFD_{uL}$ can be used to assess the simulations for drought scenarios. For dynamic errors, the coefficients of NSE_{j-1} , NSE_{iQ} , and $RMSRE$ were suitable for assessing the water balance and flood conditions, while drought is aligned with the coefficients of NSE_{uL} and $RLFD_{uL}$. The results can serve as a criterion for determining appropriate coefficients for streamflow simulation.

Keywords: Streamflow data simulation, Precision coefficient, Systematic error, Dynamic error

1. บทนำ

ทรัพยากรน้ำเป็นสิ่งสำคัญในการดำรงชีวิตของมนุษย์ โดยเป้าหมายการพัฒนาอย่างยั่งยืนที่ 6 มุ่งมั่นที่จะ “ให้มีน้ำเพื่อใช้ประโยชน์และมีการจัดการน้ำและสุขาภิบาลอย่างยั่งยืนสำหรับทุกคน” นับเป็นเป้าหมายที่เป็นความท้าทายสำคัญที่จะเข้าถึงสำหรับทุกประเทศซึ่งมีความเชื่อมโยงกับทุกภาคส่วน

ทั้งภาครัฐ ภาคเอกชน ภาคอุตสาหกรรม รวมทั้งในส่วนของชุมชน ที่มีความเสี่ยงด้านทรัพยากรน้ำทั้งการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศและการเปลี่ยนแปลงเชิงพื้นที่ ที่มีการพัฒนาทางเศรษฐกิจรวมถึงการขยายตัวของชุมชนเมือง [1] ซึ่งการเรียนรู้เพื่อศึกษาวงจรอุทกวิทยา เป็นกระบวนการที่นักวิทยาศาสตร์และวิศวกรต้องการคำตอบที่มีความถูกต้องและแม่นยำ โดยอาศัยข้อมูลสถิติที่มีการเก็บรวบรวมไว้ นำไปสู่การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ เพื่อใช้หลักการทางคณิตศาสตร์มาอธิบายปรากฏการณ์ต่าง ๆ งานวิจัยในปัจจุบันแสดงให้เห็นว่ากระบวนการจำลองจะใช้ข้อมูลทางกายภาพ การเปลี่ยนแปลงสภาพพื้นที่ และวิธีการที่ทันสมัยในการคำนวณมาร่วมในการวิเคราะห์ อาทิ Tal maon และคณะ [2] ได้ใช้ตัวชี้วัดทางสังคมและนิเวศวิทยาร่วมกับแบบจำลองอุทกวิทยาในการบริหารจัดการโครงการน้ำท่วม ต่อมา Mehta และคณะ [3] ใช้เทคนิคการวิเคราะห์กลุ่มแบบลำดับชั้น (Hierarchical clustering) และรูปเหลี่ยมฮิสเซนในการเลือกสถานีฝนที่จะนำไปใช้ในการทำนายการเกิดน้ำท่วมที่เขื่อน Sardar Sarovar ประเทศอินเดีย ข้อมูลจำลองถูกตรวจสอบและปรับแก้โดยวิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ รากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง และประสิทธิภาพแนช-ซัทคลีฟ (Nash-Sutcliffe efficiency: NSE) ในขณะที่ Horta และคณะ [4] ใช้ข้อมูลคุณสมบัติชลศาสตร์ของดินรูปแบบดิจิทัลในการจำลองต้นทุนดินและน้ำในแบบจำลองอุทกวิทยาเพื่อบริหารจัดการน้ำในทางตอนใต้ของประเทศโปรตุเกส การตรวจสอบความใช้ได้ของคุณสมบัติดินจำลองเชิงพื้นที่จะใช้สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และรากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองเป็นเกณฑ์ในการประเมิน นอกจากนี้ Yu และคณะ [5] ได้จำลองพฤติกรรมระบบอุทกวิทยาของระบบพืชพรรณ (Bioretention system) โดยการใช้การเปลี่ยนแปลงของพืชในช่วงเวลาต่าง ๆ ประกอบการจำลอง ประสิทธิภาพแนช-ซัทคลีฟถูกนำมาใช้ในการปรับเทียบและตรวจสอบความใช้ได้ของข้อมูลพืชปกคลุมดิน ความชื้นในดิน ความลึกของชั้นกรวด และอัตราการไหลออก แต่ทั้งนี้ ข้อมูลทางสถิติที่สำคัญซึ่งใช้ในการจำลองที่นักอุทกวิทยาและวิศวกรทรัพยากรน้ำสนใจ ได้แก่ ข้อมูลน้ำท่า เนื่องจากเป็นปัจจัยหลักในการพัฒนางานทางด้านแหล่งน้ำต่าง ๆ โดยปกติข้อมูลน้ำท่ารายวันจะมีการบันทึกที่สถานีวัดน้ำและส่งข้อมูลมาให้ยังหน่วยงานหลักเพื่อรวบรวมเก็บไว้อีกครั้ง แต่เนื่องจากการเก็บข้อมูลน้ำท่ารายวันต้องกระทำอย่างต่อเนื่อง ในบางครั้งอาจเกิดเหตุสุดวิสัยทำให้การเก็บข้อมูลไม่สามารถกระทำได้ในบางวันส่งผลให้ข้อมูลน้ำท่าขาดหายไป นอกจากนี้ ความลำบากในการดำเนินงานของสถานีตลอดจนลักษณะของพื้นที่ลุ่มน้ำ ทำให้ไม่สามารถเก็บข้อมูลเป็นเวลานานได้ ข้อมูลน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำท่าจึงมีไม่มาก ดังนั้นการจำลองทางอุทกวิทยาของข้อมูลน้ำท่าจึงมีความจำเป็นอย่างสูง

สิ่งที่ต้องกระทำหลังจากทำการใช้แบบจำลองหาปริมาณของน้ำท่าจำลองแล้วเสร็จนั้น สิ่งตามมาคือ ความถูกต้องหรือการยอมรับได้ของข้อมูลที่จำลองขึ้น ในเบื้องต้นข้อมูลที่จำลองขึ้นจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับข้อมูลน้ำท่าจากสถานีตรวจวัดจริง โดยพิจารณาการสอดคล้องของเส้นกราฟน้ำท่าจำลองและน้ำท่าวัดจริง แต่อย่างไรก็ตาม ลักษณะกราฟที่ได้นั้น ไม่สามารถบอกได้แน่ชัดว่าข้อมูลที่จำลองขึ้นมีความสอดคล้องกับน้ำท่าจริงอย่างชัดเจน ดังนั้นจึงได้มีการเลือกใช้ตัวเลขมาเป็นตัวชี้วัดในการชี้วัดความถูกต้องของข้อมูลหรือเรียกกันว่า “สัมประสิทธิ์ความแม่นยำ” ทั้งนี้ สัมประสิทธิ์ความแม่นยำต่าง ๆ เหล่านี้ล้วนตั้งอยู่บนหลักการของค่าคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Relative error) [6] และค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Absolute error) เช่น ค่าคลาดเคลื่อนรากกำลังสองเฉลี่ยโดยสัมประสิทธิ์ความแม่นยำที่ดีต้องครอบคลุมหรือพิจารณาจากความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในการจำลองได้อย่างชัดเจน เพื่อให้ผู้ใช้งานแบบจำลองสามารถตัดสินใจเลือกใช้หรือ

เปรียบเทียบแบบจำลองได้ง่าย โดยค่าความผิดพลาดในการจำลองจำแนกได้เป็น ค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นแบบมีระบบ (Systematic error) เช่น ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นเมื่อน้ำท่าจำลองมีค่ามากกว่าหรือน้อยกว่าน้ำท่าจริง และค่าผิดพลาดแบบพลวัตร (Dynamic error) เช่น การโค้งขึ้น การโค้งลง และความคลาดเคลื่อนช่วงเวลา อย่างไรก็ตาม Krause และคณะ [7] พบว่า การใช้สัมประสิทธิ์ความแม่นยำต่าง ๆ เหล่านี้ยังมีข้อผิดพลาดเกิดขึ้นได้ซึ่งสอดคล้องกับ Jain และ Sudheer [8] ที่ระบุว่าไม่มีเกณฑ์หรือสัมประสิทธิ์ความแม่นยำใดที่สามารถใช้ทำนายประสิทธิภาพของการจำลองได้ดีทุกกรณี ในบางครั้งสัมประสิทธิ์ความแม่นยำที่สามารถบอกความผิดพลาดที่เกิดขึ้นแบบเป็นระบบได้ดี อาจไม่สามารถบอกถึงความผิดพลาดที่เกิดขึ้นแบบพลวัตรได้ [9]

การศึกษานี้แนะนำให้เสนอข้อจำกัดและความเหมาะสมของการใช้สัมประสิทธิ์ความแม่นยำในการตรวจสอบผลการจำลองน้ำท่าทางอุทกวิทยา โดยเลือกใช้สัมประสิทธิ์ความแม่นยำมาวิเคราะห์ความผิดพลาดแบบเป็นระบบและวิเคราะห์ความผิดพลาดแบบพลวัตรที่เป็นความคลาดเคลื่อนด้านเวลา สำหรับข้อมูลน้ำท่าจำลองที่ใช้ในการศึกษาสังเคราะห์ขึ้นตามวัตถุประสงค์การใช้งาน 3 แบบ ได้แก่ กรณีน้ำหลาก (Flood) กรณีน้ำแล้ง (Drought) และกรณีสมดุลน้ำ (Water balance)

2. วิธีดำเนินการวิจัย

2.1 สัมประสิทธิ์ความแม่นยำ

ในการศึกษานี้ ได้รวบรวมสัมประสิทธิ์ความแม่นยำที่มีการใช้งานทางด้านอุทกวิทยาเป็นหลัก จากนั้นนำมาวิเคราะห์ความเหมาะสมของข้อมูลน้ำท่าจำลองโดยพิจารณาตามประเภทการใช้งานหลัก 3 กรณี ได้แก่ กรณีจำลองสมดุลน้ำ กรณีจำลองการเกิดน้ำหลาก และกรณีจำลองการเกิดน้ำแล้ง จากตารางที่ 1 แสดงถึงสัมประสิทธิ์ความแม่นยำที่ใช้ในการศึกษาและค่าเหมาะสมของการจำลอง โดยสัมประสิทธิ์ความแม่นยำแต่ละตัวมีความหมาย ดังนี้

1) สัมประสิทธิ์ในการตัดสินใจ (Coefficient of determination: r^2)

สัมประสิทธิ์ในการตัดสินใจถูกนำเสนอในปี ค.ศ.1921 โดยนักพันธุศาสตร์ Wright [10] โดยข้อดีของสัมประสิทธิ์อยู่ในการบอกถึงความสอดคล้องของกลุ่มตัวแปรจริงและตัวแปรจำลอง แต่ข้อจำกัดคือไม่สามารถบอกถึงความเอนเอียงของข้อมูลทั้งสองและต้องใช้ดัชนีชี้วัดตัวอื่น ๆ ช่วยในการพิจารณา สัมประสิทธิ์ในการตัดสินใจแสดงได้ดังสมการที่ (1)

$$r^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})(Qs_i - \bar{Qs})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Qs_i - \bar{Qs})^2}} \right)^2 \quad (1)$$

เมื่อ Q_i คือ ข้อมูลน้ำท่าจริง ลำดับที่ i
 Qs_i คือ ข้อมูลน้ำท่าจำลอง ลำดับที่ i
 $\bar{Q}$ คือ ข้อมูลน้ำท่าจริงเฉลี่ย

$\overline{Qs}$ คือ ข้อมูลน้ำท่าจำลองเฉลี่ย

n คือ จำนวนข้อมูล

รากที่สองของสัมประสิทธิ์ในการตัดสินใจเรียกว่า “สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์” สามารถแสดงให้อยู่ในรูปรากที่สองของอัตราส่วนระหว่างความแปรปรวนร่วมและผลคูณของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของน้ำท่าจริงและน้ำท่าจำลองได้ ค่าของ r^2 จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ในกรณีที่ผลการจำลองสอดคล้องกับข้อมูลจริงค่า r^2 จะมีค่าเข้าใกล้ 1 และหากข้อมูลไม่สอดคล้องกัน ค่าดังกล่าวจะเข้าใกล้ 0

ตารางที่ 1. สัมประสิทธิ์ความแม่นยำทางอุทกวิทยาและค่าความเหมาะสมในการใช้งาน

ดัชนี	ค่าความเหมาะสม						การนำไปใช้		
	สมบูรณ์แบบ	ดีมาก	ดี	ยอมรับได้	ไม่ยอมรับ	แย่	กรณีสมเดื่อน้ำ	กรณีน้ำหลาก	กรณีน้ำแล้ง
r^2	1	-	-	≥ 0.6	< 0.6	0	X	X	X
NSE	1	≥ 0.75	≥ 0.65	≥ 0.5	< 0.5	$-\infty$	X	X	X
NSE_j	1	≥ 0.75	≥ 0.65	≥ 0.5	< 0.5	$-\infty$	X	X	X
NSE_{rQ}	1	≥ 0.75	≥ 0.65	≥ 0.5	< 0.5	$-\infty$	X	-	X
$\ln NSE$	1	≥ 0.75	≥ 0.65	≥ 0.5	< 0.5	$-\infty$	X	-	X
NSE_{sqrtQ}	1	≥ 0.75	≥ 0.65	≥ 0.5	< 0.5	$-\infty$	X	-	X
NSE_{rQ}	1	≥ 0.75	≥ 0.65	≥ 0.5	< 0.5	$-\infty$	X	-	X
NSE_{uL}	1	≥ 0.75	≥ 0.65	≥ 0.5	< 0.5	$-\infty$	-	-	X
NSE_{oH}	1	≥ 0.75	≥ 0.65	≥ 0.5	< 0.5	$-\infty$	-	X	-
d	1	-	-	≥ 0.5	< 0.5	$-\infty$	X	X	X
d_j	1	-	-	≥ 0.5	< 0.5	$-\infty$	X	-	X
d_{rel}	1	-	-	≥ 0.5	< 0.5	$-\infty$	X	-	X
B_{uL}	0	-	-	-	-	$-\infty, 1$	-	-	X
B_{oH}	0	-	-	-	-	$-\infty, 1$	-	X	-
$RLFD_{uL}$	0	-	-	-	-	$-\infty, 1$	-	-	X
$RLFD_{oH}$	0	-	-	-	-	$-\infty, 1$	-	X	-
MSE	0	$\leq (0.5STD_0)^2$	$\leq (0.6STD_0)^2$	$\leq (0.7STD_0)^2$	$> (0.7STD_0)^2$	∞	X	X	X
$RMSE$	0	$\leq 0.5STD_0$	$\leq 0.6STD_0$	$\leq 0.7STD_0$	$> 0.7STD_0$	∞	X	X	X
MAE	0	-	-	$\leq 0.5STD_0$	$> 0.5STD_0$	∞	X	X	X
$RMSRE$	0	-	-	-	-	∞	X	X	X
$AAPE$	0	-	-	-	-	∞	X	X	X

หมายเหตุ STD_0 คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลน้ำท่าจริง

X คือ กรณีศึกษาการใช้งานของสัมประสิทธิ์ความแม่นยำที่สามารถนำไปใช้งานได้

2) ประสิทธิภาพแนช-ซัทคลีฟ

Nash and Sutcliffe [6] ได้นำเสนอแนวทางวิเคราะห์โดยเน้นที่ผลรวมกำลังสองของผลต่างระหว่างค่าจริงและค่าจำลอง โดยมีข้อดีคือการวัดประสิทธิภาพความต่างของการจำลองโดยตรงกับค่าจริง บ่งบอกถึงความต่างเชิงปริมาณในการจำลองได้ดี ประสิทธิภาพแนช-ซัทคลีฟแสดงได้ดังสมการที่ (2)

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - Q_{s_i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})^2} \quad (2)$$

ค่าของ NSE มีค่าอยู่ระหว่าง $-\infty$ ถึง 1 ซึ่งในกรณีที่ผลการจำลองสอดคล้องกับข้อมูลจริง ค่าของ NSE จะมีค่าเข้าใกล้ 1 และในทางตรงกันข้ามหากผลการจำลองไม่สอดคล้องกัน ค่าของ NSE จะมีค่าน้อยมากลงไป โดย Moriasi และคณะ [11] ได้ให้ข้อสังเกตว่าถ้าค่า NSE มากกว่า 0.5 แสดงว่ายอมรับได้ หากค่า NSE มากกว่า 0.65 แสดงว่าดี และหากค่า NSE มากกว่า 0.75 แสดงว่าดีมาก นอกจากนี้ ยังเห็นได้ว่าการใช้ NSE มีข้อควรระวังเนื่องจากการตรวจสอบเน้นไปที่การจำลองในช่วงอัตราการไหลสูงเป็นหลัก [12] นั่นคือ ถึงแม้ว่าแบบจำลองให้ผลการจำลองข้อมูลน้ำท่าช่วงน้ำแล้งที่ผิดพลาดมาก แต่ค่า NSE ของผลรวมของผลต่างน้ำท่าจริงและน้ำท่าจำลองในช่วงน้ำแล้งมีการเปลี่ยนแปลงที่น้อยไม่แสดงให้เห็นถึงความผิดพลาดที่เกิดขึ้น ในขณะที่เมื่อเทียบกับการจำลองข้อมูลน้ำท่าช่วงน้ำหลากที่เกิดความผิดพลาดมาก ทำให้ค่า NSE มีการเปลี่ยนแปลงที่มากตามไปด้วย ซึ่งในบทความนี้แสดงตัวอย่างความผิดพลาดดังกล่าวอย่างชัดเจน

3) ประสิทธิภาพแนช-ซัทคลีฟแบบดัดแปลง (Nash-Sutcliffe efficiency modification: NSE_j)

เนื่องจากข้อจำกัดของการประเมินประสิทธิภาพแนช-ซัทคลีฟเกี่ยวกับการวิเคราะห์ข้อมูลช่วงน้ำหลากและน้ำแล้งไม่อยู่ในระดับการเปลี่ยนแปลงเดียวกัน Krause และคณะ [7] ได้เสนอให้มีการปรับปรุงประสิทธิภาพดังกล่าวโดยเพิ่มความไวในการวิเคราะห์ลงไป ดังสมการที่ (3)

$$NSE_j = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |Q_i - Q_{s_i}|^j}{\sum_{i=1}^n |Q_i - \bar{Q}|^j} ; j \in N \quad (3)$$

เมื่อ j คือ ดิกรีของกลุ่มตัวแปร

N คือ จำนวนนับบวก

ในกรณีต้องการลดความแปรปรวนในช่วงน้ำหลาก สามารถใช้ค่า j ที่น้อย ซึ่งทำให้ผลต่างของความแปรปรวนดังกล่าวน้อยลงตามไปด้วย ตัวอย่างเช่น การวิเคราะห์ที่ใช้ค่า $j = 1$ ทำให้ค่าประมาณที่เกินความเป็นจริงของน้ำท่าจำลองช่วงน้ำหลากลดลง ส่งผลให้ประสิทธิภาพโดยรวมดีขึ้น นอกจากนี้ยังเสนอให้ทำ

การวิเคราะห์แบบสัมพัทธ์ เรียกว่า ประสิทธิภาพแนช-ซัทคลิฟสัมพัทธ์ (Relative Nash-Sutcliffe efficiency: NSE_{rQ}) แสดงได้ดังสมการที่ (4)

$$NSE_{rQ} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{Q_i - Q_s}{Q_i} \right)^2}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{Q_i - \bar{Q}}{\bar{Q}} \right)^2} \quad (4)$$

โดย Oudin และคณะ [13] ได้เสนอแนะให้มีการเปลี่ยนค่าอัตราการไหลในประสิทธิภาพของแนช-ซัทคลิฟให้อยู่ในรูปลอการิทึมหรือรากที่สองเพื่อที่จะให้ผลต่างมีค่าใกล้เคียงกัน เรียกว่า ประสิทธิภาพแนช-ซัทคลิฟแบบลอการิทึม (NSE calculated on logarithm transformed flows: $\ln NSE$) แสดงได้ดังสมการที่ (5) และประสิทธิภาพแนช-ซัทคลิฟสัมพัทธ์แบบรากที่สอง (NSE calculated on root squared transformed flows: NSE_{sqrQ}) แสดงได้ดังสมการที่ (6)

$$\ln NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\ln(Q_i) - \ln(Q_s))^2}{\sum_{i=1}^n (\ln(Q_i) - \ln(\bar{Q}))^2} \quad (5)$$

$$NSE_{sqrQ} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\sqrt{Q_i} - \sqrt{Q_s})^2}{\sum_{i=1}^n (\sqrt{Q_i} - \sqrt{\bar{Q}})^2} \quad (6)$$

นอกจากนี้ Le Moine [14] ได้ใช้ค่าส่วนกลับของอัตราการไหล เรียกว่า ประสิทธิภาพแนช-ซัทคลิฟแบบส่วนกลับ (NSE calculated on inverse transformed flows: NSE_{iQ}) ในการพิจารณา แสดงได้ดังสมการที่ (7)

$$NSE_{iQ} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{Q_i} - \frac{1}{Q_s} \right)^2}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{Q_i} - \frac{1}{\bar{Q}} \right)^2} \quad (7)$$

Pushpalatha และคณะ [15] ได้เสนอให้มีการพิจารณาสัมประสิทธิ์ความแม่นยำโดยแยกพิจารณาในเฉพาะช่วงน้ำแล้งออกมา ซึ่งมีค่ากำหนดช่วงน้ำแล้งไว้ เรียกว่า ประสิทธิภาพแนช-ซัทคลิฟภายใต้ขีดจำกัดน้ำแล้ง (NSE calculated under low-flow threshold: NSE_{LL}) แสดงได้ดังสมการที่ (8)

$$NSE_{uL} = 1 - \frac{\sum_{i \in [1,n] | Q_i < T} (Q_i - Q_{s_i})^2}{\sum_{i \in [1,n] | Q_i < T} (Q_i - \bar{Q})^2} \quad (8)$$

การวิเคราะห์ช่วงน้ำหลากในการศึกษานี้ทำการดัดแปลงจากสมการ NSE_{uL} เพื่อให้สามารถวิเคราะห์ในช่วงน้ำหลากได้ เรียกว่า ประสิทธิภาพแนช-ซัทคลีฟภายใต้ขีดจำกัดน้ำหลาก (NSE calculated over high-flow threshold: NSE_{oH}) แสดงดังสมการที่ (9)

$$NSE_{oH} = 1 - \frac{\sum_{i \in [1,n] | Q_i > T} (Q_i - Q_{s_i})^2}{\sum_{i \in [1,n] | Q_i > T} (Q_i - \bar{Q})^2} \quad (9)$$

ค่าประสิทธิภาพแนช-ซัทคลีฟแบบดัดแปลงทั้งหมดมีค่าอยู่ระหว่าง $-\infty$ ถึง 1 ในกรณีที่ผลการจำลองสอดคล้องกับข้อมูลจริง ค่าประสิทธิภาพแนช-ซัทคลีฟแบบดัดแปลงจะมีค่าเข้าใกล้ 1 และจะมีค่าน้อยลงเมื่อข้อมูลไม่สอดคล้องกัน

4) ดัชนีความสอดคล้อง (Index of agreement: d)

Willmot [16] ได้นำเสนอดัชนีความสอดคล้องเพื่อใช้แทน r^2 และ NSE เนื่องจากสัมประสิทธิ์ทั้งสองไม่ได้พิจารณาความต่างของข้อมูลจริงและจำลองต่อค่าเฉลี่ยข้อมูลจริง ดัชนีความสอดคล้องแสดงในรูปของอัตราส่วนของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยและศักยภาพความคลาดเคลื่อน แสดงดังสมการที่ (10)

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - Q_{s_i})^2}{\sum_{i=1}^n (|Q_{s_i} - \bar{Q}| + |Q_i - \bar{Q}|)^2} \quad (10)$$

Krause และคณะ [7] ได้เสนอให้มีการปรับปรุงตัวเลขยกกำลังเพื่อลดระดับความไวของการวิเคราะห์เมื่อมีปริมาณน้ำหลากมากเกินไปหรือแปลงอัตราส่วนให้รูปในรูปสัมพัทธ์ เรียกว่า ดัชนีความสอดคล้องแบบปรับปรุง (Modified form of index of agreement: d_j) แสดงดังสมการที่ (11) และ ดัชนีความสอดคล้องสัมพัทธ์ (Relative index of agreement: d_{rel}) แสดงดังสมการที่ (12)

$$d_j = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |Q_i - Q_{s_i}|^j}{\sum_{i=1}^n (|Q_{s_i} - \bar{Q}| + |Q_i - \bar{Q}|)^j} ; j \in N \quad (11)$$

$$d_{rel} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{Q_i - Q_{s_i}}{Q_i} \right)^2}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{|Q_{s_i} - \bar{Q}| + |Q_i - \bar{Q}|}{\bar{Q}} \right)^2} \quad (12)$$

ค่าดัชนีความสอดคล้องมีค่าอยู่ระหว่าง $-\infty$ ถึง 1 ในกรณีที่ผลการจำลองสอดคล้องกับข้อมูลจริง ค่าดัชนีความสอดคล้องจะมีค่าเข้าใกล้ 1 และจะมีค่าน้อยลงเมื่อข้อมูลไม่สอดคล้องกัน

5) อคติภายใต้ขีดจำกัด (Bias under threshold)

Pushpalatha และคณะ [15] ได้พัฒนาสัมประสิทธิ์ความแม่นยำ เรียกว่า อคติภายใต้ขีดจำกัดน้ำแล้ง (Bias under low-flow threshold: B_{uL}) ซึ่งวิเคราะห์เฉพาะการไหลในช่วงน้ำแล้งขึ้นมา โดยกำหนดให้อัตราการไหลที่น้อยกว่าอัตราการไหลที่ร้อยละ 90 ของเส้นโค้งแสดงสภาพการไหลของน้ำ (Flow duration curve) เป็นการไหลกรณีน้ำแล้ง การหาค่า B_{uL} แสดงได้ดังสมการที่ (13)

$$B_{uL} = 1 - \frac{\sum_{i \in [1,n] Q_i < T} Q_{s_i}}{\sum_{i \in [1,n] Q_i < T} Q_i} \quad (13)$$

เมื่อ T คือ ค่าขีดจำกัด หรือค่าอัตราการไหลที่กำหนดของเส้นโค้งแสดงสภาพการไหลของน้ำ ซึ่งกรณีน้ำแล้งในการศึกษานี้เลือกใช้อัตราการไหลที่ร้อยละ 90

สำหรับช่วงน้ำหลาก ผู้วิจัยทำการดัดแปลงดัชนีอคติภายใต้ขีดจำกัดดังกล่าวให้พิจารณาเฉพาะช่วงอัตราการไหลที่มีค่าสูงกว่าร้อยละ 10 เรียกว่า อคติภายใต้ขีดจำกัดน้ำหลาก (Bias over high-flow threshold: B_{oH}) แสดงได้ดังสมการที่ (14)

$$B_{oH} = 1 - \frac{\sum_{i \in [1,n] Q_i > T} Q_{s_i}}{\sum_{i \in [1,n] Q_i > T} Q_i} \quad (14)$$

เมื่อ T คือ ค่าขีดจำกัด กรณีน้ำหลากเลือกใช้อัตราการไหลที่ร้อยละ 10

ค่าอคติภายใต้ขีดจำกัดมีค่าอยู่ระหว่าง $-\infty$ ถึง 1 ในกรณีที่ผลการจำลองสอดคล้องกับข้อมูลจริง ค่าอคติภายใต้ขีดจำกัดจะมีค่าเข้าใกล้ 0 และในกรณีที่ผลรวมข้อมูลน้ำท่าจำลองมีค่ามากกว่าและน้อยกว่าผลรวมน้ำท่าต้นแบบอย่างมาก ค่าอคติจะมีค่าเข้าใกล้ $-\infty$ ถึง 1 ตามลำดับ

6) อัตราส่วนขาด (Ratio of deficit)

ในกรณีที่ต้องการตรวจสอบผลต่างของข้อมูลน้ำท่าจำลองและน้ำท่าต้นแบบ Pushpalatha และคณะ [15] ได้ใช้อัตราส่วนขาดมาใช้ในการวิเคราะห์ โดยใช้ขีดจำกัดเช่นเดียวกับการวิเคราะห์อคติของน้ำแล้ง เรียกว่า อัตราส่วนขาดของน้ำแล้ง (Ratio of low-flow deficit: $RLFD_{uL}$) แสดงได้ดังสมการที่ (15)

ในทำนองเดียวกันสำหรับช่วงน้ำหลาก ได้ใช้อัตราส่วนขาดมาใช้ในการวิเคราะห์ เรียกว่า อัตราส่วนขาดของน้ำหลาก (Ratio of high-flow deficit: $RLFD_{oH}$) แสดงได้ดังสมการที่ (16)

$$RLFD_{uL} = 1 - \frac{\sum_{i \in [1,n] Q_i < T} \max(0, T - Q_{s_i})}{\sum_{i \in [1,n] Q_i < T} (T - Q_i)} \quad (15)$$

$$RLFD_{oH} = 1 - \frac{\sum_{i \in [1,n] Q_i > T} \max(0, Q_{s_i} - T)}{\sum_{i \in [1,n] Q_i > T} (Q_i - T)} \quad (16)$$

ค่าอัตราส่วนขาดมีค่าอยู่ระหว่าง $-\infty$ ถึง 1 ในกรณีที่ผลการจำลองสอดคล้องกับข้อมูลจริง ค่าอัตราส่วนขาดจะมีค่าเข้าใกล้ 0 กรณีที่ไม่สอดคล้อง ค่าอัตราส่วนขาดจะมีค่าเข้าใกล้ 1 และ $-\infty$ ตามลำดับ

7) ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Error)

เป็นการหาค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลจริงและข้อมูลจำลอง มีการพัฒนามาหลายรูปแบบ ประกอบด้วย ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: $RMSE$) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองสัมพัทธ์ (Root Mean Square Relative Error: $RMSRE$) และค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Average Absolute Percentage Error: $AAPE$) แสดงได้ดังสมการที่ (17) - (21) ตามลำดับ

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_{s_i} - Q_i)^2 \quad (17)$$

$$RMSE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_{s_i} - Q_i)^2 \right]^{1/2} \quad (18)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Q_{s_i} - Q_i| \quad (19)$$

$$RMSRE = 100 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Q_{s_i} - Q_i}{Q_i} \right|^2} \quad (20)$$

$$AAPE = 100 \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Q_{s_i} - Q_i}{Q_i} \right| \quad (21)$$

ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง ∞ โดยค่าที่เข้าใกล้ 0 แสดงให้เห็นว่าข้อมูลมีความสอดคล้องอยู่ในเกณฑ์ระดับดี [14] นอกจากนี้ Fiseha และคณะ [17] ได้เสนอว่าหากค่า $RMSE$ และค่า MAE ของการจำลองน้อยกว่าครึ่งหนึ่งของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานแสดงว่าข้อมูลที่จำลองยอมรับได้ แต่สำหรับค่า $RMSRE$ และ $AAPE$ ไม่มีการกำหนดไว้อย่างชัดเจน ดังนั้นในการศึกษานี้จึงกำหนดค่ายอมรับไว้ที่ร้อยละ 25

2.2 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

ข้อมูลน้ำท่ารายวันต้นแบบที่ใช้ในการศึกษาเลือกใช้สถานีวัดน้ำ N.7 ของกรมชลประทาน ปี พ.ศ. 2551 (เมษายน พ.ศ.2551 - พฤษภาคม พ.ศ.2552) รวม 365 ค่า และข้อมูลน้ำท่าจำลองแบ่งได้ 6 แบบ ประกอบด้วย

1) กรณีอัตราการไหลจำลองน้อยกว่าการไหลจริงทุกค่าอัตราการไหลหรือกรณี $ERROR_1$ ($Q_s = 0.3Q_i, 0.5Q_i, 0.7Q_i$)

2) กรณีอัตราการไหลจำลองมากกว่าการไหลจริงทุกค่าอัตราการไหลหรือกรณี $ERROR_2$ ($Q_s = 1.3Q_i, 1.5Q_i, 1.7Q_i$)

3) กรณีอัตราการไหลจำลองไม่เท่ากับอัตราการไหลจริง (อัตราการไหลจำลองมากกว่าหรือน้อยกว่าอัตราการไหลจริง) หรือกรณี $ERROR_3$ ($Q_s = Y(\omega) * Q_i$ เมื่อ $Y(\omega)$ คือ ตัวแปรสุ่มตั้งแต่ 0.1 ถึง 3)

4) กรณีผลรวมอัตราการไหลจำลองเท่ากับการไหลจริงหรือกรณี $ERROR_4$ ($\sum Q_s = \sum Q_i$)

5) กรณีอัตราการไหลจำลองเกิดเร็วกว่าอัตราการไหลจริง 4 วันหรือกรณี $ERROR_5$ (Q_{E4})

6) กรณีอัตราการไหลจำลองเกิดช้ากว่าการไหลจริง 4 วันหรือกรณี $ERROR_6$ (Q_{L4})

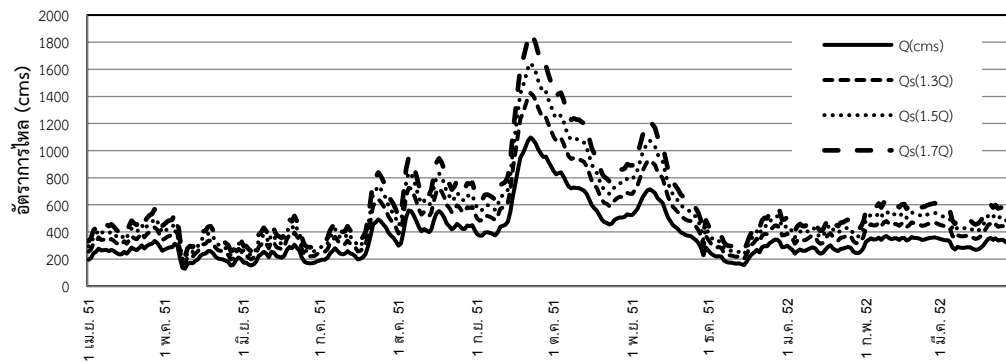
ชุดข้อมูล $ERROR_1$, $ERROR_2$, $ERROR_5$ และ $ERROR_6$ ถูกสร้างให้มีผิดพลาดโดยไม่มีการรบกวนภายในข้อมูลจำลอง เนื่องจากต้องการชี้ให้เห็นถึงประสิทธิภาพของสัมประสิทธิ์ความแม่นยำเมื่อนำมาใช้ตรวจสอบ ชุดข้อมูล $ERROR_3$ สร้างโดยใช้ฟังก์ชันสุ่มของ Microsoft Excel และชุดข้อมูล $ERROR_4$ ถูกสร้างโดยใช้ค่าเฉลี่ยของข้อมูลน้ำท่ารายวันครั้งปีแรกเป็นตัวแบ่ง

รูปที่ 1 และ รูปที่ 2 แสดงกราฟน้ำท่าเปรียบเทียบกรณีศึกษาทั้ง 6 รูปแบบกับน้ำท่าต้นแบบ โดยรูปที่ 1 แสดงให้เห็นความผิดพลาดแบบเป็นระบบสำหรับ 4 กรณีแรก ได้แก่ รูปที่ 1(ก) แสดงกรณีอัตราการไหลจำลองมากกว่าการไหลจริงทุกค่าอัตราการไหล รูปที่ 1(ข) แสดงกรณีอัตราการไหลจำลองน้อยกว่าการไหลจริงทุกค่าอัตราการไหล รูปที่ 1(ค) แสดงกรณีอัตราการไหลจำลองมากกว่าหรือน้อยกว่าอัตราการไหลจริง รูปที่ 1(ง) แสดงกรณีปริมาณอัตราการไหลจำลองเท่ากับการไหลจริง สำหรับรูปที่ 2 แสดงความผิดพลาดแบบพลวัตรในเรื่องความคลาดเคลื่อนช่วงเวลาสำหรับ 2 กรณีสุดท้าย ได้แก่ รูปที่ 2(ก) แสดงกรณีอัตราการไหลจำลองเกิดช้ากว่าอัตราการไหลจริง 4 วัน รูปที่ 2(ข) แสดงกรณีอัตราการไหลจำลองเกิดเร็วกว่าอัตราการไหลจริง 4 วัน

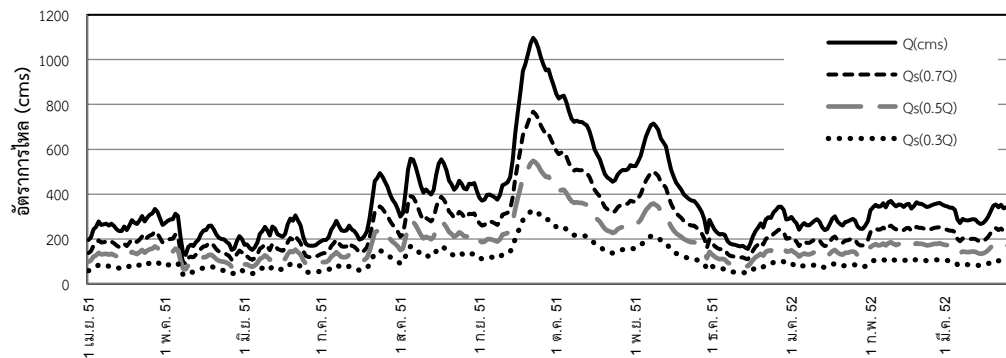
รูปที่ 3 แสดงเส้นโค้งแสดงสภาพการไหลของน้ำสถานี N.7 โดยมีค่าอัตราการไหลต่ำสุด 128.6 ลูกบาศก์เมตรต่อวินาที และอัตราการไหลสูงสุด 1,097 ลูกบาศก์เมตรต่อวินาที สำหรับการศึกษาความเหมาะสมของการใช้งานในช่วงน้ำแล้งและน้ำหลากจะพิจารณาค่าขีดจำกัดที่อัตราการไหล 10 เปอร์เซนต์ไทล์ (P_{10}) และ 90 เปอร์เซนต์ไทล์ (P_{90}) ของโค้งแสดงสภาพการไหลของน้ำ นั่นคืออัตราการไหล 646.20 และ 196.01 ลูกบาศก์เมตรต่อวินาที ตามลำดับ

3. ผลการวิจัย

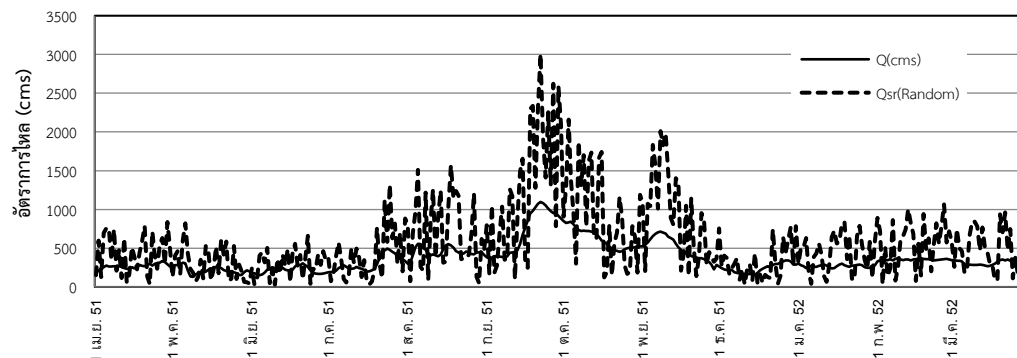
ผลการวิเคราะห์ความถูกต้องของการจำลองน้ำท่าเพื่อนำมาใช้ในกรณีต่าง ๆ ของสัมประสิทธิ์ความแม่นยำแสดงดังตารางที่ 2 โดยสามารถจำแนกความเหมาะสมต่อการใช้งานของสัมประสิทธิ์ความแม่นยำทางอุทกวิทยาสำหรับแต่ละกรณีได้ดังนี้



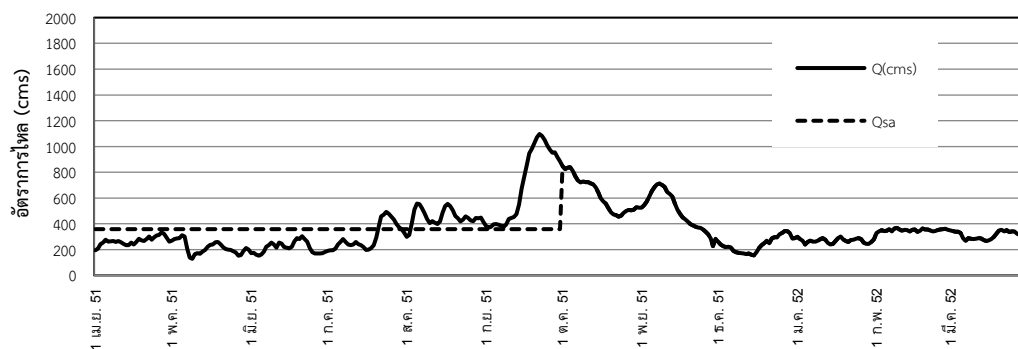
(ก) กรณีอัตราการไหลจำลองมากกว่าการไหลจริงทุกค่าอัตราการไหล



(ข) กรณีอัตราการไหลจำลองน้อยกว่าการไหลจริงทุกค่าอัตราการไหล

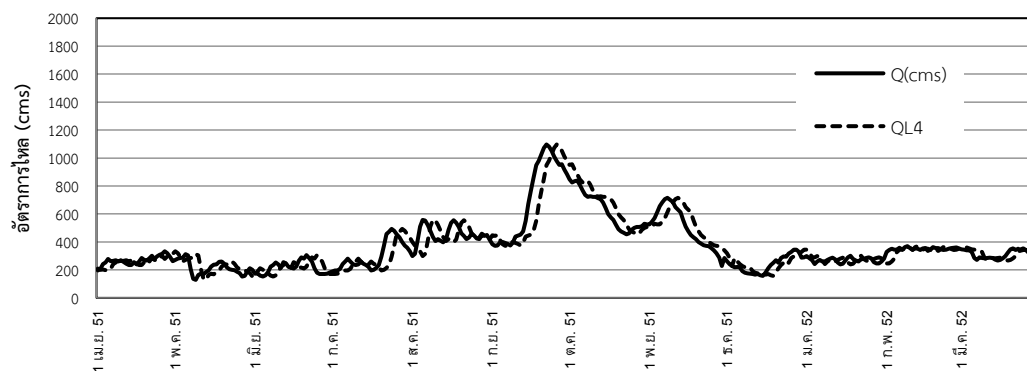


(ค) กรณีอัตราการไหลจำลองมากกว่าหรือน้อยกว่าอัตราการไหลจริง

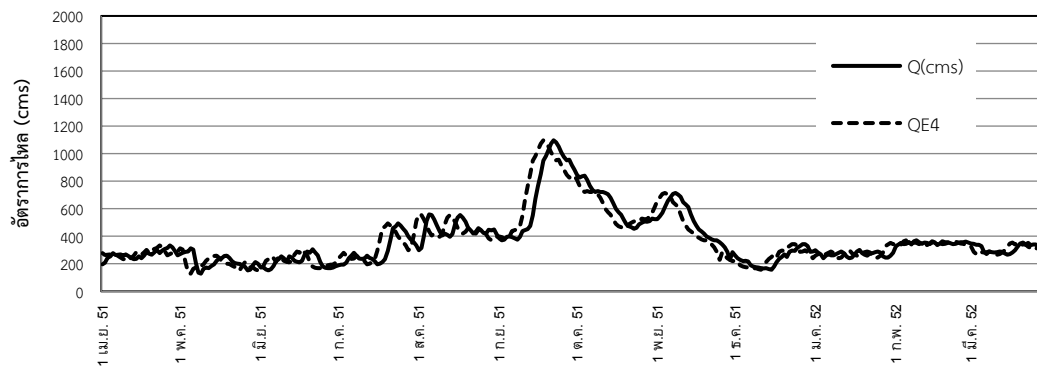


(ง) กรณีปริมาณอัตราการไหลจำลองเท่ากับการไหลจริง

รูปที่ 1. การจำลองความผิดพลาดแบบเป็นระบบของกราฟน้ำท่า

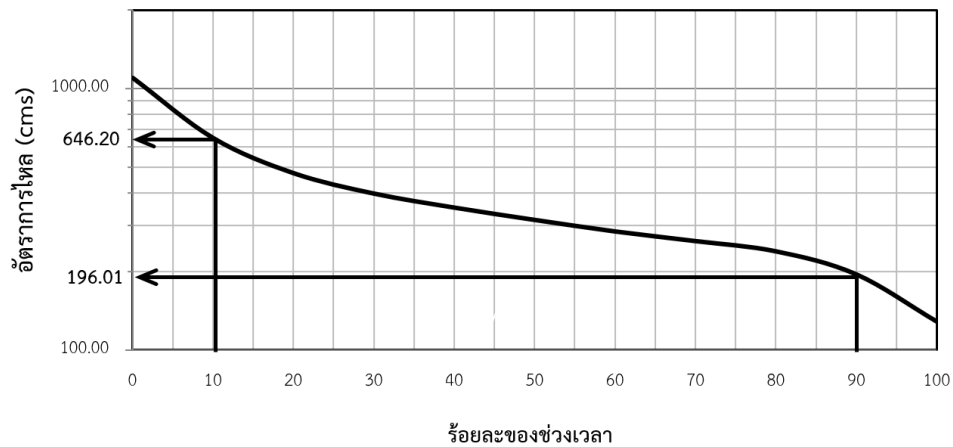


(ก) กรณีอัตราการไหลจำลองเกิดช้ากว่าอัตราการไหลจริง 4 วัน



(ข) กรณีอัตราการไหลจำลองเกิดเร็วกว่าอัตราการไหลจริง 4 วัน

รูปที่ 2. การจำลองความผิดพลาดแบบพลวัตร



รูปที่ 3. เส้นโค้งแสดงสภาพการไหลของน้ำสถานี N.7

3.1 ความเหมาะสมต่อการใช้งานกรณีจำลองสมดุสน้ำ

การจำลองสมดุสน้ำจะพิจารณาที่ปริมาณน้ำท่าของจริงและจำลองที่มีความใกล้เคียงกัน ซึ่งทำให้ความผิดพลาด $ERROR_1$, $ERROR_2$ และ $ERROR_3$ ซึ่งเป็นตัวแปรสำคัญในการดูความเหมาะสม เนื่องจากผลการจำลองปริมาณน้ำท่าผิดพลาดไปจากของจริงอย่างมาก จากการพิจารณาผลการตรวจสอบที่ได้ของสัมประสิทธิ์ความแม่นยำกรณีสมดุสน้ำในตารางที่ 2 จะเห็นว่าในกรณี $ERROR_1$ และ $ERROR_2$ สัมประสิทธิ์ความแม่นยำ r^2 ระบุว่าผลการจำลองน้ำท่าสมบูรณ์แบบทุกค่าเหมาะสมกับการใช้งานซึ่งตรงข้ามกับความผิดพลาดที่เกิดขึ้น ในขณะที่สัมประสิทธิ์ความแม่นยำที่เหลือมีการยอมรับผลการจำลองมากขึ้นตามความผิดพลาดในการจำลองลดน้อยลง อย่างไรก็ตาม ดัชนี d , d_{j-3} และ d_{rel} ยังมีการยอมรับผลการจำลองในขณะที่เกิดความผิดพลาดสูง กรณี $ERROR_3$ ดัชนี d , d_{j-3} และ d_{rel} ให้การยอมรับผลการจำลองในกรณีที่ดัชนีอื่น ๆ ไม่ยอมรับ และ d_{j-3} ให้การยอมรับผลการจำลองที่สูงมาก พิจารณากรณี $ERROR_4$ ดัชนี d , d_{j-1} , d_{j-3} , d_{rel} , MSE และ $AAPE$ ยอมรับผลการจำลอง กรณี $ERROR_5$ และ $ERROR_6$ ดัชนีทั้งหมดยอมรับผลการจำลองแต่ $NSE_{j=1}$, NSE_{iQ} และ $RMSRE$ ให้การยอมรับในระดับที่ต่ำสุด ดังนั้น ในการตรวจสอบความผิดพลาดแบบมีระบบสามารถใช้ NSE , $NSE_{j=1}$, $NSE_{j=3}$, NSE_{iQ} , $\ln NSE$, NSE_{sqrtQ} , NSE_{iQ} , MSE , $RMSE$, MAE , $RMSRE$ และ $AAPE$ เพื่อตรวจวัดและดูแนวโน้มของความถูกต้องในการจำลองได้ แต่ดัชนี $NSE_{j=1}$ และ $RMSRE$ ดีที่สุดในการใช้งาน ในขณะที่การเปรียบเทียบความผิดพลาดแบบพลวัตสามารถใช้ $NSE_{j=1}$, NSE_{iQ} และ $RMSRE$ เพื่อดูความเหมาะสมได้แต่อาจต้องกำหนดระดับการยอมรับเพิ่มสูงขึ้น

ตารางที่ 2. ผลการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์ความแม่นยำของน้ำท่าจำลอง 6 รูปแบบ

สัมประสิทธิ์	ผลการวิเคราะห์ความเหมาะสม									
	Systematic error								Dynamic error	
	ERROR ₁			ERROR ₂			ERROR ₃	ERROR ₄	ERROR ₅	ERROR ₆
	$Q_s=0.3Q_i$	$Q_s=0.5Q_i$	$Q_s=0.7Q_i$	$Q_s=1.3Q_i$	$Q_s=1.5Q_i$	$Q_s=1.7Q_i$	$Q_s=Y(\omega)*Q_i$	$\Sigma Q_s=\Sigma Q_i$	Q_{E4}	Q_{L4}
r^2	1	1	1	1	1	1	0.531	0.365	0.836	0.835
NSE	-1.349	-0.199	0.568	0.568	-0.199	-1.349	-4.615	0.365	0.828	0.828
$NSE_{j=1}$	-0.866	-0.333	0.200	0.200	-0.333	-0.866	-1.370	0.446	0.608	0.609
$NSE_{j=3}$	-1.401	0.125	0.811	0.811	0.125	-1.401	-11.629	0.237	0.921	0.921
NSE_{rQ}	-0.859	0.051	0.658	0.658	0.051	-0.859	-2.981	0.352	0.829	0.807
$\ln NSE$	-6.487	-1.482	0.343	0.644	0.151	-0.454	-2.537	0.353	0.781	0.782
NSE_{sqrtQ}	-2.862	-0.620	0.496	0.629	0.046	-0.743	-2.614	0.378	0.815	0.815
NSE_{iQ}	-38.477	-6.251	-0.332	0.614	0.194	-0.229	-15.083	0.225	0.642	0.645
NSE_{uL}	0.038	0.509	0.823	0.823	0.509	0.038	-1.359	0.759	0.930	0.940
NSE_{oH}	-65.34	-32.85	-11.18	-11.18	-32.85	-65.34	-106.35	-115.24	-16.93	-9.65
d	0.496	0.659	0.869	0.924	0.837	0.754	0.605	0.704	0.955	0.955
$d_{j=1}$	0.349	0.447	0.624	0.641	0.480	0.376	0.354	0.625	0.805	0.803
$d_{j=3}$	0.536	0.769	0.957	0.987	0.987	0.987	0.785	0.738	0.989	0.989
d_{rel}	0.601	0.730	0.896	0.940	0.871	0.940	0.720	0.698	0.956	0.950
B_{oH}	0.700	0.500	0.300	-0.300	-0.500	-0.700	-0.647	0.154	0.015	0.017
B_{uL}	0.700	0.500	0.300	-0.300	-0.500	-0.700	-0.375	-0.787	-0.192	-0.198
$RLFD_{oH}$	0.999	0.890	0.644	-0.800	-1.333	-1.867	-1.894	0.410	0.014	0.031
$RLFD_{uL}$	-5.157	-3.684	-2.210	0.947	0.998	1.000	-0.709	0.731	0.474	0.607
MSE	84,965	43,350	15,606	15,606	43,350	84,965	203,077	22,973	6,231	6,226
RMSE	291	208	125	125	208	291	451	152	79	79
MAE	259	185	111	111	185	259	329	77	54	54
RMSRE	70	50	30	30	50	70	102.43	41.31	21.24	22.57
AAPE	70	50	30	30	50	70	86.21	23.87	15.22	15.76

หมายเหตุ: ช่องที่มีการแรเงาคือให้การยอมรับผลการจำลอง

3.2 ความเหมาะสมต่อการใช้งานกรณีจำลองน้ำหลาก

การจำลองน้ำหลากจะพิจารณาที่ปริมาณน้ำท่าสูงสุดของจริงและจำลองที่มีความใกล้เคียงกันตลอดจนช่วงเวลาการเกิด ซึ่งการจำลองควรต้องเกิดก่อนหรือพร้อมกับของจริง เนื่องจากทำให้สามารถเตือนภัยก่อนเกิดอุทกภัยได้ ความผิดพลาดที่เด่นชัดซึ่งใช้ในการชี้วัดความเหมาะสมของสัมประสิทธิ์ความแม่นยำกรณีน้ำหลาก ได้แก่ ความผิดพลาดแบบเป็นระบบเนื่องจากให้ผลการทำนายน้ำหลากคลาดเคลื่อนจากข้อมูลจริงอย่างชัดเจน พิจารณาจากกรณี $ERROR_1$ และ $ERROR_2$ สัมประสิทธิ์ความแม่นยำ r^2 , d , $d_{j=3}$, d_{rel} และ NSE_{oH} ไม่เหมาะสมในการตรวจสอบความถูกต้องอย่างยิ่ง เนื่องจากยอมรับผลการจำลองน้ำท่าที่ความคลาดเคลื่อนสูง (ยอมรับที่ข้อมูลจำลองเท่ากับ 0.5 และ 1.5 เท่าของข้อมูลจริง) กรณี $ERROR_3$ ไม่ควรใช้ d , $d_{j=3}$ และ d_{rel} ในการตรวจสอบ เนื่องจากให้ค่าการยอมรับได้ต่อผลการจำลองในขณะที่สัมประสิทธิ์ความแม่นยำตัวอื่น ๆ ไม่ยอมรับ กรณี $ERROR_4$ ซึ่งจากรูปที่ 1 เห็นว่าผลการทำนายน้ำหลากมีความคลาดเคลื่อนอย่างมาก แต่ดัชนี d , NSE_{oH} , $d_{j=1}$, $d_{j=3}$, d_{rel} , B_{oH} , MAE และ $AAPE$ กลับยอมรับผลการจำลอง ดังนั้นจึงไม่ควรใช้ดัชนีดังกล่าวในการตรวจสอบ กรณี $ERROR_5$ และ $ERROR_6$ เห็นว่าสัมประสิทธิ์ความแม่นยำต่าง ๆ ยอมรับผลการจำลองทั้งหมด โดยสัมประสิทธิ์ความแม่นยำที่ยอมรับน้อยที่สุดคือ $NSE_{j=1}$, NSE_{iQ} และ $RMSRE$ ดังนั้นในการตรวจสอบความผิดพลาดแบบมีระบบสามารถใช้ NSE , $NSE_{j=1}$, $NSE_{j=3}$, NSE_{rQ} , $ln NSE$, NSE_{sqrtQ} , NSE_{iQ} , $RLFD_{oH}$, MSE , $RMSE$, MAE และ $RMSRE$ เพื่อตรวจวัดและดูแนวโน้มของความถูกต้องในการจำลองได้ แต่ดัชนี $NSE_{j=1}$, $RLFD_{oH}$ และ $RMSRE$ จะดีที่สุดในการใช้งาน และในการเปรียบเทียบความผิดพลาดแบบพลวัตสามารถใช้ $NSE_{j=1}$, NSE_{iQ} และ $RMSRE$ เพื่อดูความเหมาะสมได้โดยเพิ่มระดับการยอมรับให้สูงขึ้น

3.3 ความเหมาะสมต่อการใช้งานกรณีจำลองน้ำแล้ง

ความผิดพลาดแบบเป็นระบบจะถูกใช้เป็นหลักในการตรวจสอบสัมประสิทธิ์ความแม่นยำเหมือนกับกรณีน้ำหลาก โดยกรณี $ERROR_1$ ถึง $ERROR_4$ ไม่สามารถใช้สัมประสิทธิ์ความแม่นยำ r^2 , d , $d_{j=3}$, d_{rel} , MAE และ $AAPE$ ในการตรวจสอบได้ สำหรับกรณี $ERROR_5$ และ $ERROR_6$ นอกจากจะสามารถใช้สัมประสิทธิ์ความแม่นยำเช่นเดียวกับกรณีน้ำหลากแล้ว ยังมีสัมประสิทธิ์ความแม่นยำ NSE_{uL} , B_{uL} และ $RLFD_{uL}$ มีความเหมาะสมในการตรวจสอบ และเมื่อพิจารณาความผิดพลาดทั้งหมด พบว่าสัมประสิทธิ์ความแม่นยำ NSE_{uL} และ $RLFD_{uL}$ ให้ผลการวิเคราะห์ที่ดี คือ ไม่ยอมรับความผิดพลาดที่เกิดขึ้นทั้งหมด ดังนั้นสัมประสิทธิ์ความแม่นยำทั้งสองจึงมีความเหมาะสมที่สุดในการตรวจสอบข้อมูลน้ำท่าจำลองกรณีน้ำแล้ง

3.4 วิเคราะห์ผลการวิจัย

ถึงแม้ว่าการจำลองข้อมูลน้ำท่าในงานวิจัยนี้จะเลือกใช้ข้อมูลเพียงสถานีเดียวและปีเดียวในการจำลอง แต่งานวิจัยนี้ได้สนใจถึงเรื่องของวิธีการจำลองแต่เป็นเรื่องของความเหมาะสมของเครื่องมือที่ใช้ในการบ่งชี้ความเหมาะสมของการจำลอง โดยข้อมูลที่จำลองขึ้นเป็นข้อมูลที่กำหนดให้เกิดการผิดพลาดแบบเป็นระบบหรือแบบพลวัต อีกทั้งลักษณะของข้อมูลน้ำท่าเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา ทำให้การจำลองเหตุการณ์เพียง 1 ปี จึงใช้เป็นตัวแทนของทุกปีได้ สอดคล้องกับงานวิจัยของ Krause และคณะ [7] ซึ่งใช้ข้อมูล

สังเคราะห์เพียง 1 ปีเช่นกัน โดยในตารางที่ 3 สรุปความเหมาะสมในการใช้สัมประสิทธิ์ความแม่นยำในกรณีศึกษาต่าง ๆ โดยผลการวิจัยสำหรับการใช้งานกรณีจำลองสมมูลน้ำและกรณีจำลองน้ำหลากพบว่า

ตารางที่ 3. ความเหมาะสมในการใช้งานสัมประสิทธิ์ความแม่นยำ

สัมประสิทธิ์	ความเหมาะสมต่อการใช้งาน			สัมประสิทธิ์	ความเหมาะสมต่อการใช้งาน		
	กรณีจำลองสมมูลน้ำ	กรณีน้ำหลาก	กรณีน้ำแล้ง		กรณีจำลองสมมูลน้ำ	กรณีน้ำหลาก	กรณีน้ำแล้ง
r^2	P	P	P	$d_{j=3}$	P	P	P
NSE	F	F	F	d_{rel}	P	P	P
$NSE_{j=1}$	G	G	G	B_{oH}	NU	G	NU
$NSE_{j=3}$	F	F	F	B_{uL}	NU	NU	G
NSE_{iQ}	F	F	F	$RLFD_{oH}$	NU	G	NU
$\ln NSE$	F	F	F	$RLFD_{uL}$	NU	NU	G
NSE_{sqrtQ}	F	F	F	MSE	F	F	F
NSE_{iQ}	F	F	F	$RMSE$	F	F	F
NSE_{uL}	NU	NU	G	MAE	F	P	P
NSE_{oH}	NU	G	NU	$RMSRE$	G	G	G
d	P	P	P	$AAPE$	F	P	P
$d_{j=1}$	F	F	F				

หมายเหตุ G คือ ดีที่สุดในการใช้งาน F คือ สามารถใช้งานได้ P คือ ไม่เหมาะสมในการใช้งาน NU คือสัมประสิทธิ์ไม่เกี่ยวข้องกับกรณีศึกษา

สัมประสิทธิ์ความแม่นยำ $NSE_{j=1}$ และ $RMSRE$ ดีที่สุดในการใช้งานเพื่อตรวจสอบความผิดพลาดแบบเป็นระบบและสัมประสิทธิ์ความแม่นยำ $NSE_{j=1}$, NSE_{iQ} และ $RMSRE$ เหมาะสมสำหรับตรวจสอบความผิดพลาดแบบพลวัต โดยต้องเพิ่มระดับการยอมรับให้สูงขึ้น อาทิ การยอมรับความผิดพลาดของการจำลองที่ร้อยละความผิดพลาดมากขึ้น ทั้งนี้ ลักษณะการตรวจสอบที่เหมือนกัน คือ สัมประสิทธิ์ดังกล่าวจะตรวจสอบที่ดีก็กรีกำลังหนึ่งของผลต่างข้อมูลน้ำท่าและมีการเทียบสัดส่วนกับข้อมูลน้ำท่าจริงในขณะที่สัมประสิทธิ์อื่น ๆ จะเป็นดีกรีกำลังสองของผลต่างข้อมูลน้ำท่าเป็นหลัก ในขณะที่ Hwang และคณะ [18] ได้ให้เหตุผลว่าการพิจารณาที่ดีกรีกำลังสูงของผลต่างข้อมูลทำให้ผลต่างข้อมูลที่มีค่าน้อยให้ผลที่น้อยลงไปมากจนไม่ส่งผลกระทบต่อการพิจารณา ในทางกลับกัน ผลต่างข้อมูลที่มีค่ามากก็จะให้ค่าที่มากจนเกินไป ผลการตรวจสอบสำหรับกรณีน้ำแล้งพบว่าสัมประสิทธิ์ความแม่นยำ NSE_{uL} และ $RLFD_{uL}$ ให้ผลการตรวจสอบที่ดี โดยสัมประสิทธิ์ทั้งสองตัวถูกพัฒนามาเพื่อวิเคราะห์กรณีน้ำแล้งที่มีค่าอัตราการไหลของน้ำท้าน้อยเป็นหลัก แสดงให้เห็นว่าสำหรับการตรวจสอบข้อมูลที่มีค่าน้อยควรใช้สัมประสิทธิ์ที่มีการพัฒนามาโดยเฉพาะที่สุด

4. สรุปผลการวิจัย

การเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ความแม่นยำในการชี้วัดความเหมาะสม 21 ชนิด ของข้อมูลน้ำท่าจำลองซึ่งสร้างขึ้นโดยให้ความผิดพลาดแบบเป็นระบบและแบบพลวัตร พบว่าความผิดพลาดแบบเป็นระบบของทุกกรณีน้ำท่าจำลองสามารถใช้สัมประสิทธิ์ความแม่นยำ NSE , $NSE_{j=1}$, $NSE_{j=3}$, NSE_{rQ} , $\ln NSE$, NSE_{sqrtQ} , NSE_{iQ} , MSE , $RMSE$, MAE , $RMSRE$ และ $AAPE$ เพื่อตรวจสอบผลลัพธ์ของน้ำท่าจำลองและบอกแนวโน้มของความถูกต้องในการจำลองได้ นอกจากนี้สัมประสิทธิ์ความแม่นยำ $RLFD_{oH}$ ยังสามารถใช้ในกรณีน้ำหลากและสัมประสิทธิ์ความแม่นยำ NSE_{uL} , B_{uL} และ $RLFD_{uL}$ สามารถใช้ได้ดีในกรณีน้ำแล้งสำหรับความผิดพลาดแบบพลวัตรพบว่าในกรณีสมดุลงาน้ำและน้ำหลากสามารถใช้ $NSE_{j=1}$, NSE_{iQ} และ $RMSRE$ ในการตรวจสอบได้แต่ต้องเพิ่มระดับของการยอมรับให้สูงขึ้น ในขณะที่กรณีน้ำแล้งสามารถใช้สัมประสิทธิ์ความแม่นยำ NSE_{uL} และ $RLFD_{uL}$ ตรวจสอบความเหมาะสมของการจำลองได้อย่างเพียงพอเนื่องจากสัมประสิทธิ์ความแม่นยำทั้งสองไม่ยอมรับความผิดพลาดที่เกิดขึ้นทุกชนิด อย่างไรก็ตาม ในการใช้งานสัมประสิทธิ์ความแม่นยำทั้งหมดขึ้นอยู่กับดุลพินิจของผู้ใช้งานต่อลักษณะงานที่ต้องการ ซึ่งในการศึกษานี้เลือกใช้ข้อมูลเพียงชุดเดียวและไม่มีการทำซ้ำในแต่ละกรณี ในอนาคตควรวิเคราะห์ข้อมูลเพิ่มเติมเพื่อยืนยันผลสำหรับใช้เป็นมาตรฐานในการใช้งานทั่วไป และศึกษาเพิ่มเติมในข้อมูลอนุกรมเวลาประเภทอื่น ๆ เช่น ข้อมูลน้ำฝน ข้อมูลการระเหย ฯลฯ เพื่อขยายผลการใช้งานสัมประสิทธิ์ความแม่นยำต่าง ๆ ให้ครอบคลุมข้อมูลชนิดอื่น ๆ มากขึ้น

เอกสารอ้างอิง (References)

- [1] Srivichai, M. 2016. The vulnerability of water resources management as a result of climate change in Chiang Rai province. *Journal of Current Science and Technology*, 6(2), 165-171.
- [2] Tal-maon, M., Broitman, D., Portman, M. E. and Housh, M. 2024. Combining a hydrological model with ecological planning for optimal placement of water-sensitive solutions. *Journal of Hydrology*, 628, 1-9, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.130457>.
- [3] Mehta, D. et al. 2023. Improving flood forecasting in Narmada river basin using hierarchical clustering and hydrological modelling. *Results in Engineering*, 20, 1-13, <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2023.101571>.
- [4] Horta, A., Oliveira, A.R., Azevedo, L. and Ramos, T.B. 2023. Assessing the use of digital soil maps in hydrological modeling for soil-water budget simulations-implications for water management plans in southern Portugal. *Geoderma Regional*, 1-25, <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2023.e00741>.
- [5] Yu, S., Qin, H. and Ding, W. 2023. Modeling the effects of vegetation dynamics on the hydrological performance of a bioretention system. *Journal of Hydrology*, 620, 1-7, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129473>.

- [6] Nash, J.E. and Sutcliffe, J.V. 1970. River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of hydrology*, 10(3), 282-290.
- [7] Krause, P., Boyle, D.P. and Bäse, F. 2005. Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment. *Advances in geosciences*, 5, 89-97, <https://doi.org/10.5194/adgeo-5-89-2005>.
- [8] Jain, S.K. and Sudheer, K.P. 2008. Fitting of hydrologic models: a close look at the Nash–Sutcliffe index. *Journal of hydrologic engineering*, 13(10), 981-986, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(2008\)13:10\(981\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(2008)13:10(981)).
- [9] Perrin, C., Michel, C., and Andréassian, V. 2001. Does a large number of parameters enhance model performance? Comparative assessment of common catchment model structures on 429 catchments. *Journal of hydrology*, 242(3-4), 275-301, [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(00\)00393-0](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(00)00393-0).
- [10] Wright, S. 1921. Correlation and causation. *Journal of Agricultural Research*, 20, 557–585.
- [11] Moriasi, D.N. et al. 2007. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885-900.
- [12] Hogue, T.S. et al. 2000. A multistep automatic calibration scheme for river forecasting models. *Journal of Hydrometeorology*, 1(6), 524-542, [https://doi.org/10.1175/1525-7541\(2000\)001<0524:AMACSF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1525-7541(2000)001<0524:AMACSF>2.0.CO;2).
- [13] Oudin, L. et al. 2006. Dynamic averaging of rainfall-runoff model simulations from complementary model parameterizations. *Water Resources Research*, 42(7), 1-10, <https://doi.org/10.1029/2005WR004636>.
- [14] Le Moine, N. 2008. The surface watershed seen from underground: a way to improve the performance and realism of rainfall-runoff models. Ph.D. Thesis, Geosciences and Natural Resources, Pierre and Marie Curie University.
- [15] Pushpalatha, R., Perrin, C., Le Moine, N. and Andréassian, V. 2012. A review of efficiency criteria suitable for evaluating low-flow simulations. *Journal of Hydrology*, 420, 171-182, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.11.055>.
- [16] Willmott, C.J. 1984. On the evaluation of model performance in physical geography. *Spatial statistics and models*, 40, 443-460, https://doi.org/10.1007/978-94-017-3048-8_23.
- [17] Fiseha, B.M. et al. 2013. Hydrological analysis of the Upper Tiber River Basin, Central Italy: a watershed modelling approach. *Hydrological processes*, 27(16), 2339-2351, <https://doi.org/10.1002/hyp.9234>.

- [18] Hwang, S.H., Ham, D.H. and Kim, J.H. 2012. A new measure for assessing the efficiency of hydrological data-driven forecasting models. *Hydrological sciences journal*, 57(7), 1257-1274, <https://doi.org/10.1080/02626667.2012.710335>.