

ปัจจัยที่มีผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ระดับน้ำหลากที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

Factors Affecting the Accuracy of Water Level Forecasting at M.7 Gauge Station Using Artificial Neural Network Model

ทวีศักดิ์ วังไพศาล^{*1} จักรฤทธิ์ ตรีณาจ²

¹คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี อ.วารินชำราบ จ.อุบลราชธานี 34190

²สำนักชลประทานที่ 7 อุบลราชธานี อ.เมือง จ.อุบลราชธานี 34000

Thaveesak Vangpaisal^{*1} Jakkarit Threenat²

¹Department of Civil Engineering, Ubon Ratchathani University, Warin Chamrap, Ubon Ratchathani 34190

²Regional Irrigation Office 7, Amphur Muang, Ubon Ratchathani 34000

Tel: 0-4535-3308 E-mail: enthavva@ubu.ac.th

บทคัดย่อ

ความแม่นยำของการพยากรณ์ระดับน้ำหลากโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นอยู่กับหลายปัจจัย การศึกษาครั้งนี้พิจารณาถึงการกำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนและการกำหนดข้อมูลนำเข้าที่ทำให้การพยากรณ์ที่มีความแม่นยำ โดยใช้กระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี Levenberg-Marquardt (LM) และวิธี Bayesian Regularization (BR) เป้าหมายการศึกษาคือระดับน้ำหลากที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ในแม่น้ำมูล จังหวัดอุบลราชธานี ทำการพยากรณ์ระดับน้ำล่วงหน้า 3 วัน ผลการศึกษาพบว่า ผลโดยรวมที่ทำให้แบบจำลองมีความแม่นยำได้แก่ (1) จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนที่เหมาะสมมีค่าเท่ากับ 0.5 เท่าของจำนวนหน่วยในชั้นนำเข้าข้อมูล (2) กระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี LM ให้ผลที่ดีกว่าวิธี BR และ (3) การพยากรณ์ระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำที่ทำให้ได้ผลการจำลองที่แม่นยำ ควรมีข้อมูลนำเข้าที่เป็นระดับน้ำของสถานีทางด้านเหนือของสถานีวัดระดับน้ำที่ต้องการพยากรณ์ที่อยู่ในแม่น้ำสายหลักที่ใกล้ที่สุด และข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำที่ต้องการพยากรณ์

คำหลัก โครงข่ายประสาทเทียม สถานีวัดระดับน้ำ M.7 การพยากรณ์ระดับน้ำ

Abstract

The accuracy of water level forecasting using artificial neural network model depends on various factors. This study focused on identifying such factors including the number of nodes in the hidden layer, the model inputs, and the calculation methods. The model was developed to predict water levels three days in advance for the M.7 gauge station in Ubon Ratchathani province. Two calculation methods were used in this study, ie., Levenberg-Marquardt method (LM) and Bayesian Regularization method (BR). It was found that the accurate water level prediction can be achieved from the models with the following aspects, (1) the number of nodes in the hidden layer is half of that in the Input Layer, (2) the LM method provides better result than the BR method, and (3) water level at the upstream gauge station of the main river, as well as the water level at the gauge station to be predicted, should be included as the inputs in the model.

Keywords: Artificial neural network, M.7 gauge station, water level forecasting

1. บทนำ

จากข้อมูลระดับน้ำรายวันในแม่น้ำมูลที่ได้มีการบันทึกไว้ของกรมชลประทาน ณ สถานีวัดระดับน้ำ M.7 บริเวณสะพานเสรีประชาธิปไตย จังหวัดอุบลราชธานี ในช่วง 6 ปีที่ผ่านมา มีระดับน้ำที่ล้นตลิ่งทำให้เกิดอุทกภัยทั้ง 6 ปี ในช่วงปลายเดือนสิงหาคมถึงเดือนพฤศจิกายน ซึ่งสร้างความเสียหายต่อชีวิตและทรัพย์สิน ผลผลิตการเกษตร สิ่งปลูกสร้าง รวมทั้งระบบสาธารณูปโภคในชุมชน โดยมีสาเหตุจากอิทธิพลของพายุจากทะเลจีนใต้ ระหว่างเดือนกรกฎาคมถึงตุลาคม ซึ่งอยู่ในทิศทางตะวันออกเฉียงเหนือหรือทิศตะวันออกเฉียงของลุ่มน้ำ ซึ่งเป็นช่วงเวลาที่เกิดฝนตกหนักติดต่อกัน ประกอบกับพื้นที่ภูมิประเทศเป็นที่ราบลุ่มน้ำท่วมขังง่าย การพยากรณ์ระดับน้ำหลากล่วงหน้าในพื้นที่บริเวณนี้จะทำให้สามารถป้องกันความเสียหายจากน้ำหลากล้นตลิ่งได้

แบบจำลองการพยากรณ์น้ำท่วมแบ่งได้เป็น 3 ประเภทหลักๆ คือ (1) Physically Based หรือ Deterministic Models (2) Conceptual หรือ Lumped Models และ (3) Empirical หรือ Black Box Models [1] โดยลักษณะเด่นและด้อยของแบบจำลองแต่ละประเภทจะแตกต่างกันไป ลักษณะเด่นของแบบจำลอง 2 ประเภทแรกคือ มีความแม่นยำค่อนข้างสูง เพราะอ้างอิงจากข้อมูลทางกายภาพเป็นหลัก แต่มีข้อเสียคือ มีค่าใช้จ่ายในการเก็บข้อมูลภาคสนามค่อนข้างสูง ต้องมีความพร้อมของเครื่องมืออุปกรณ์และบุคลากร และต้องการการดูแลและบำรุงรักษาอย่างทันท่วงที ต้องใช้ระยะเวลานานในการเก็บข้อมูลและสำรวจข้อมูลภาคสนาม ใช้เวลานานในการปรับปรุงและประมวลผลข้อมูล ส่วนแบบจำลองประเภทที่ 3 คือ Black Box Model จะมีจุดเด่นคือระยะเวลาในการประมวลผลค่อนข้างเร็ว สามารถที่จะปรับปรุงฐานข้อมูลได้เร็วและง่าย และประหยัดค่าใช้จ่ายในการเก็บข้อมูลภาคสนาม แต่อาจมีความแม่นยำ ไม่เท่า 2 ประเภทแรก

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จัดอยู่ในกลุ่มของ Black Box Model โครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองที่มีลักษณะโครงสร้างและหลักการทำงานคล้ายๆ กับสมองของคน โดยสามารถที่จะเรียนรู้ จัดจำรูปแบบต่างๆ และเรียนรู้สิ่งใหม่ๆ ได้ตลอดเวลา โดยเมื่อมีข้อมูลที่ทันสมัยและมีข้อมูลใหม่จำนวนมากขึ้น

แบบจำลองประเภทนี้ก็สามารถที่จะเรียนรู้ได้ภายในระยะเวลาอันสั้น [2] ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญในการนำแบบจำลองไปใช้ประโยชน์ อีกทั้งยังเหมาะสมสำหรับพื้นที่ที่มีงบประมาณน้อยในการลงสำรวจเก็บข้อมูลทางกายภาพในภาคสนาม นอกจากนั้นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมยังมีความสามารถที่จะพยากรณ์เหตุการณ์ที่แบบจำลองไม่เคยได้เรียนรู้มาก่อน [3] แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์น้ำท่วม รวมถึงงานต่างๆ ด้านอุทกวิทยา เช่น การศึกษาของ ภูวดล [4] โอมและคณะ [5] สุประภาพและคณะ [6] เป็นต้น

การพยากรณ์โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมให้มีความแม่นยำ จะมีความสัมพันธ์กับโครงสร้างของแบบจำลอง การกำหนดข้อมูลนำเข้า การกำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและปัจจัยอื่นๆ บทความนี้นำเสนอผลการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ระดับน้ำหลาก โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม กำหนดกรณีศึกษาคือสถานีวัดระดับน้ำ M.7 จังหวัดอุบลราชธานี เพื่อให้ได้แบบจำลองที่สามารถใช้งานได้ดีในการพยากรณ์ระดับน้ำหลากเพื่อประยุกต์ใช้ในการเตือนภัยในพื้นที่ศึกษาได้

2. แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

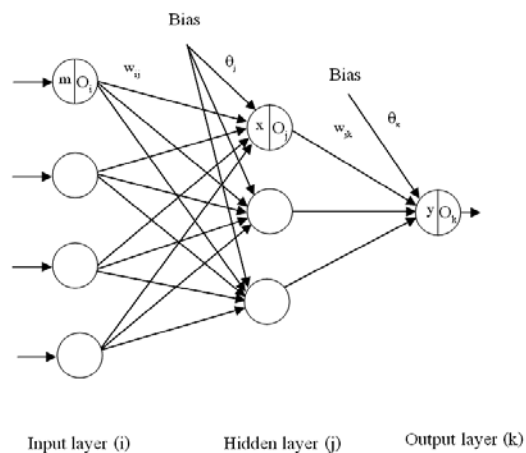
แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีโครงสร้างคล้ายกับสมองของคน ซึ่งประกอบด้วยเซลล์ต่างๆ แต่ละเซลล์จะมีค่าอคติแอบแฝง (bias) และระหว่างเซลล์ต่างๆ จะมีการเชื่อมโยงถึงกันโดยมีค่าน้ำหนัก (weights) ซึ่งทั้งสองค่านี้สามารถปรับเปลี่ยนได้ตามกระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลอง โครงสร้างมาตรฐานประกอบไปด้วย 3 ชั้น (แสดงดังรูปที่ 1) มีรายละเอียดดังนี้

1. ชั้นนำข้อมูลเข้า (input layer) มีจำนวน 1 ชั้น ในชั้นนี้ จะทำการแปลงค่าข้อมูลให้มีค่าอยู่ในช่วงที่กำหนด เพื่อให้ค่าของข้อมูลอยู่ในช่วงที่เป็นมาตรฐานเดียวกัน

2. ชั้นซ่อน (hidden layer) การกำหนดจำนวนชั้นและจำนวนหน่วยในชั้นซ่อน (node) หรือเรียกว่าจำนวนเซลล์ ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการจำลอง โดยมีข้อพิจารณา คือ หากมีจำนวนชั้นและมีจำนวนหน่วยในชั้น

ซ้อนมาก จะใช้ระยะเวลาในการคำนวณมากด้วย ในทางกลับกันหากมีจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนน้อยเกินไป จะทำให้ผลการคำนวณเกิดความคลาดเคลื่อนได้ เนื่องจากการไม่ลู่เข้าหาจุดต่ำสุด (convergent)

3.ชั้นแสดงผล (output layer) เป็นชั้นแสดงผลลัพธ์ของการคำนวณ มีจำนวน 1 ชั้น



รูปที่ 1 โครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม มี 2 ขั้นตอนคือ

1. ขั้นตอนการเรียนรู้ (training หรือ learning) โดยนำข้อมูลของข้อมูลนำเข้าและค่าเป้าหมายชุดแรกมาฝึกให้เรียนรู้ แล้วทำการออกแบบโครงข่าย เพื่อหาความสัมพันธ์ภายในของข้อมูลนำเข้าและค่าเป้าหมาย ขั้นตอนของการเรียนรู้ ประกอบด้วย (1) ขั้นตอนการคำนวณไปข้างหน้า (feed forward) จากชั้นนำข้อมูลเข้าไปเข้าชั้นซ่อน และเข้าสู่ชั้นแสดงผล (2) ขั้นตอนการคำนวณย้อนกลับ (backward pass) เพื่อปรับค่าน้ำหนักและค่าอคติแอมแปง

2. ขั้นตอนการทดสอบ (testing) เป็นการนำโครงข่ายที่ได้จากการเรียนรู้ มาใช้งาน โดยการนำข้อมูลนำเข้า อีกชุดมาทดสอบ ซึ่งขั้นตอนของการทดสอบเป็นการคำนวณไปข้างหน้า โดยนำค่าน้ำหนัก ที่ได้จากขั้นตอนของการเรียนรู้มาใช้งาน

การแบ่งสัดส่วนข้อมูลที่มีอยู่ เพื่อใช้สำหรับการเรียนรู้ สำหรับการตรวจสอบการเรียนรู้ (validation) และสำหรับการทดสอบ ถ้าข้อมูลสำหรับการเรียนรู้เป็นตัวแทนของข้อมูลทั้งหมดที่ไม่ดีก็จะส่งผลให้ โครงข่าย

ประสาทเทียมพยากรณ์ผิดพลาด อย่างไรก็ตาม ถ้าโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ดีจนเกินไป ที่เรียกว่า Overfit จะส่งผลให้เวลาทดสอบจะได้ผลที่ไม่ดี เพราะฉะนั้นจึงจำเป็นที่จะต้องมีการกลุ่มข้อมูลสำหรับการตรวจสอบการเรียนรู้ เพื่อเป็นการป้องกันไม่ให้โครงข่ายประสาทเทียมเกิดการ Overfit ดังนั้นการคัดเลือกข้อมูลในแต่ละกลุ่มสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม จึงเป็นกระบวนการที่สำคัญมากต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม

กระบวนการเรียนรู้ที่ใช้ในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีหลายวิธี เช่น วิธี Gradient Descent วิธี Levenberg–Marquardt (LM) และวิธี Bayesian Regularization (BR) ทั้งนี้วิธี Gradient Descent มีค่า Parameter มากกว่าวิธี LM คือมีค่า Momentum Parameter ที่ใช้แก้ปัญหาในเรื่องของค่าความคลาดเคลื่อนที่ถูกกักอยู่ในจุดต่ำสุดเฉพาะที่ (local minimum) ส่วนวิธี LM จะไม่มีค่าความคลาดเคลื่อนที่ถูกกักอยู่ในจุดต่ำสุดเฉพาะที่ [7] และใช้เวลาในการลู่เข้าหาคำตอบสุดท้ายเร็วกว่า ส่วนกระบวนการเรียนด้วยวิธี BR นั้นไม่จำเป็นต้องแบ่งสัดส่วนข้อมูลสำหรับการตรวจสอบการเรียนรู้ วิธีนี้มีความเหมาะสมสำหรับใช้งานในกรณีที่มีจำนวนข้อมูลจำกัด Chaipimonplin และคณะ [2] ได้นำวิธี BR มาใช้กับโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับการประยุกต์ใช้ในงานด้านอุทกวิทยาของประเทศไทย ซึ่งได้ผลการใช้งานที่ดี

ในการออกแบบโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม ผู้ใช้สามารถที่จะกำหนดจำนวนหน่วยหรือเซลล์ในชั้นนำข้อมูลเข้า กำหนดจำนวนชั้นซ่อน กำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อน และสามารถกำหนดจำนวนหน่วยในชั้นแสดงผล จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนนั้น มีความสำคัญต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม โดยหากจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนมีน้อยเกินไป จะทำให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถที่จะเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ [8] ทั้งนี้ ASCE [1] แนะนำว่าการที่จะรู้จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่าใดที่เหมาะสมที่สุด ต้องทำการลองผิดลองถูกเองในแต่ละกรณีศึกษา อย่างไรก็ตาม สามารถจัดกลุ่มได้ 3 กรณีดังนี้ (1) จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนจะต้องมีจำนวนครึ่งหนึ่ง (50%) ของจำนวนหน่วยในชั้นนำข้อมูลเข้า หรือ $0.5n$ [9] (2) จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนจะต้องมี

จำนวน 3/4 (75%) ของจำนวนหน่วยในชั้นนำข้อมูลเข้า หรือ $0.75n$ [10] และ (3) จำนวนหน่วยในชั้นซ้อนจะต้องมีจำนวนมากกว่า 2 เท่า บวก 1 ของจำนวนหน่วยในชั้นนำข้อมูลเข้า หรือ $2n+1$ [2] เมื่อ n คือจำนวนหน่วยในชั้นนำข้อมูลเข้า

ประสิทธิภาพของแบบจำลองพิจารณาได้ดังนี้

1. Efficiency Index (EI) คือ ดัชนีวัดประสิทธิภาพแสดงถึงความแม่นยำของการพยากรณ์ ค่า EI หากยิ่งมีค่าเข้าใกล้ 1 หมายถึง จะมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น ค่า EI ควรมากกว่า 0.70 [11] สมการคำนวณค่า EI มีรายละเอียดดังนี้

$$EI = SSR/SST \quad (1)$$

$$SSR = SST - SSE \quad (2)$$

$$SST = \sum (T_i - \bar{T})^2 \quad (3)$$

$$SSE = \sum (T_i - O_i)^2 \quad (4)$$

SSR คือ ค่าความแปรปรวน

SST คือ ค่าความแปรปรวนรวม

SSE คือ ผลรวมของความผิดพลาดยกกำลังสอง

T_i คือ ข้อมูลที่ตรวจวัดจริง

$\bar{T}$ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลที่ตรวจวัดจริง

O_i คือ ข้อมูลที่พยากรณ์

2. ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean Squared Error, RMSE) ค่า $RMSE$ หากยิ่งมีค่าเข้าใกล้ 0 หมายถึง จะมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น มีสมการคำนวณดังนี้

$$RMSE = \left(\frac{1}{N} \times \sum (T_i - O_i)^2 \right)^{1/2} \quad (5)$$

3. ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) เป็นค่าที่แสดงความสัมพันธ์ของทิศทางของข้อมูล 2 กลุ่ม โดย r คือค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ และ r^2 คือค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ยกกำลังสอง หากยิ่งมีค่าเข้าใกล้ 1 หมายถึง จะมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น มีสมการดังนี้

$$r = \frac{\sum (X_i - \bar{X}) \times (Y_i - \bar{Y})}{\left(\sum (X_i - \bar{X})^2 \times \sum (Y_i - \bar{Y})^2 \right)^{0.5}} \quad (6)$$

ค่า r^2 ควรค่ามากกว่า 0.60 [11]

X_i, Y_i คือ ตัวแปรที่พิจารณา ตัวที่ i

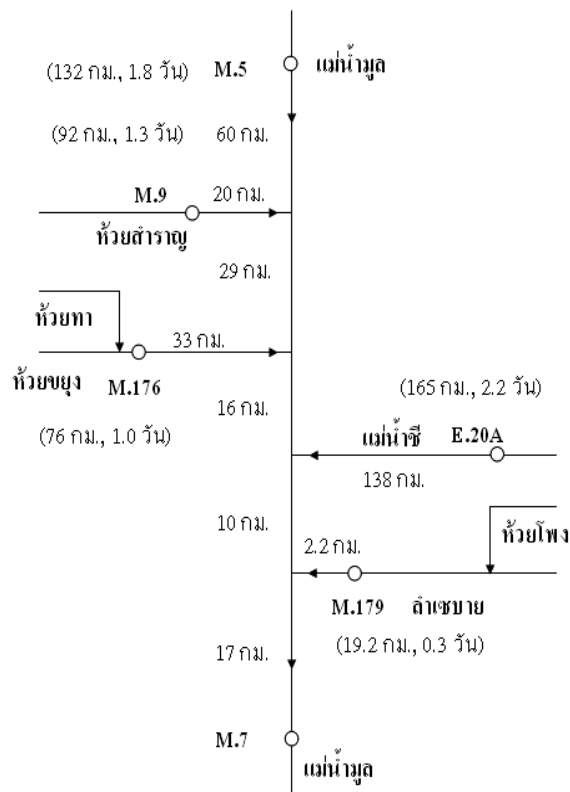
$\bar{X}, \bar{Y}$ คือ ค่าเฉลี่ยของตัวแปรที่พิจารณา

3. วิธีดำเนินการวิจัย

การศึกษาในครั้งนี้เป็นการหาปัจจัยที่มีผลต่อความแม่นยำของการพยากรณ์ระดับน้ำหลากที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีเป้าหมายการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 วัน โดยพิจารณาปัจจัย จำนวนหน่วยในชั้นซ้อน กระบวนการเรียนรู้ที่ใช้ในแบบจำลอง และองค์ประกอบของข้อมูลนำเข้าในแบบจำลอง

ที่ตั้งสถานีอุทกวิทยาบบริเวณพื้นที่ศึกษาประกอบด้วย (1) สถานี M.7 แม่น้ำมูลบริเวณสะพานเสรีประชาธิปไตย ตำบลในเมือง อำเภอเมือง จังหวัดอุบลราชธานี (2) สถานี M.5 แม่น้ำมูล บ้านเมืองคง ตำบลเมืองคง อำเภอรามัญ จังหวัดศรีสะเกษ (3) สถานี M.9 ห้วยสำราญ บ้านหนองหญ้าปล้อง ตำบลหนองหญ้าปล้อง อำเภอเมือง จังหวัดศรีสะเกษ (4) สถานี M.179 ลำเซบาย บ้านท่าวาริ ตำบลห้วยดอน อำเภอเขื่องใน จังหวัดอุบลราชธานี (5) สถานี M.176 ห้วยขยุง บ้านโนนศรีไศล ตำบลหนองหัวช้าง อำเภอกันทรารมย์ จังหวัดศรีสะเกษ และ (6) สถานี E.20A แม่น้ำชี บ้านฟ้าหยาด ตำบลฟ้าหยาด อำเภอมหาชนะชัย จังหวัดยโสธร โดยแผนผังทางเดินของน้ำผ่านสถานีวัดน้ำบริเวณพื้นที่ศึกษาได้แสดงดังรูปที่ 2 โดย (กม., วัน) หมายถึง ระยะทางหน่วยเป็น กิโลเมตร, ระยะเวลาการเดินทางของน้ำโดยประมาณหน่วยเป็น วัน จากสถานีต้นน้ำถึงสถานีวัดระดับน้ำ M.7

ข้อมูลนำเข้าที่กำหนดคือ ค่าระดับน้ำทำรายวันจากสถานีต่างๆ ณ เวลาปัจจุบัน ซึ่งเป็นข้อมูลในช่วงปี พ.ศ. 2549 ถึงปี พ.ศ.2554 ระหว่างวันที่ 7 สิงหาคม ถึงวันที่ 30 พฤศจิกายน โดยเลือกใช้ที่เวลา 06.00 น. ซึ่งเป็นเวลาเริ่มต้นของการตรวจวัดประจำวันของสถานีวัดระดับน้ำต่างๆ ในบริเวณพื้นที่ศึกษา โดยพิจารณาเลือกสถานีวัดระดับน้ำที่มีการเก็บข้อมูลเป็นระยะเวลายาวนานและต่อเนื่อง และเป็นสถานีที่ไม่ไกลจากสถานีที่ต้องการพยากรณ์ (M.7) ที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ดี ($r > 0.775$) เมื่อเทียบกับค่าระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำ M.7 ผลการคัดเลือกสถานีวัดระดับน้ำแสดงในตารางที่ 1



รูปที่ 2 แผนผังทางเดินของน้ำผ่านสถานีวัดระดับน้ำบริเวณพื้นที่ศึกษา

ตารางที่ 1 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าระดับน้ำท่าของสถานีวัดระดับน้ำบริเวณต้นน้ำ เทียบกับค่าระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำ M.7

สถานี	r	การคัดเลือกใช้งาน
E.20A	0.91	คัดเลือกไปใช้งาน
M.5	0.92	คัดเลือกไปใช้งาน
M.9	0.94	คัดเลือกไปใช้งาน
M.179	0.95	คัดเลือกไปใช้งาน
M.176	0.76	ไม่คัดเลือกไปใช้งาน

จากตารางที่ 1 จะเห็นว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสถานีวัดระดับน้ำ M.176 ต่ำกว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสถานีวัดระดับน้ำอื่นๆ อย่างชัดเจน จึงไม่คัดเลือกสถานีวัดระดับน้ำ M.176 เป็นข้อมูลนำเข้าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากสถานีวัดระดับน้ำ M.176 รับน้ำจากห้วยท่าที่เป็นลำห้วยสาขาที่มีขนาดพื้นที่รับน้ำฝนขนาดเล็กใกล้เคียงกับห้วยขยุง เมื่อมีพายุฝนเข้ามาในลำห้วยดังกล่าว ปริมาณน้ำท่าในห้วยขยุงบริเวณจุดบรรจบกันของทั้งสองห้วย จะมาเร็วและไปเร็ว ทำให้ระดับน้ำในห้วยขยุงเกิดการเปลี่ยนแปลงเร็ว

มาก ไม่สัมพันธ์กับระดับน้ำในลำน้ำหลัก จึงส่งผลให้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของระดับน้ำที่สถานีนี้เทียบกับค่าระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำ M.7 มีค่าไม่สูงเท่าที่ควร

ในการศึกษาครั้งนี้ใช้กระบวนการเรียนรู้ในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 2 วิธีคือ วิธี LM ซึ่งมีกระบวนการตรวจสอบการเรียนรู้ และวิธี BR ซึ่งไม่มีกระบวนการตรวจสอบการเรียนรู้ แต่เป็นวิธีที่เหมาะสมกับกรณีที่มีจำนวนข้อมูลอยู่จำกัด ทำการศึกษาโดยการเปรียบเทียบจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนต่างๆ กัน และเปรียบเทียบว่าวิธีใดจะให้ค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ดีกว่ากัน โดยกำหนดกำหนดจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น มีรายละเอียดการศึกษาดังนี้

1.การกำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อน แบ่งการกำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเป็น 4 กรณีคือ เท่ากับ $0.5n$, $0.75n$, $1n$, และ $2n+1$ เมื่อ n คือ จำนวนหน่วยในชั้นนำเข้าข้อมูลเข้า

2.การกำหนดข้อมูลนำเข้า การศึกษาในครั้งนี้ใช้สมการ 20 ชุด โดยมีหลักในการพิจารณาเลือกสถานีวัดระดับน้ำ เริ่มจากการนำสถานีวัดระดับน้ำในลำน้ำหลักทางด้านต้นน้ำเข้าในสมการก่อน แล้วจึงนำสถานีวัดระดับน้ำในลำน้ำย่อย และสถานีวัดระดับน้ำที่จะพยากรณ์เข้าในสมการ โดยให้มีการผสมผสานกันของสถานีวัดระดับน้ำในลำน้ำชีและสถานีวัดระดับน้ำในลำน้ำมูล โดยระดับน้ำของสถานีใดกำหนดใช้ค่าย่อคือ WL แล้วตามด้วยชื่อสถานีนั้น ดังสมการดังต่อไปนี้

$$\text{กรณี 1 คือ } WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t)]$$

$$\text{กรณี 2 คือ } WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t), WL_{M.5}(t)]$$

$$\text{กรณี 3 คือ } WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t), WL_{M.7}(t)]$$

$$\text{กรณี 4 คือ } WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t), WL_{M.9}(t)]$$

$$\text{กรณี 5 คือ } WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t), WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t)]$$

$$\text{กรณี 6 คือ } WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t), WL_{M.5}(t), WL_{M.9}(t)]$$

$$\text{กรณี 7 คือ } WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.9}(t)]$$

$$\text{กรณี 8 คือ } WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t), WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.9}(t)]$$

$$\text{กรณี 9 คือ } WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t), WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.9}(t), WL_{M.179}(t)]$$

$$\text{กรณี 10 คือ } WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t), WL_{M.179}(t)]$$

กรณี 11 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t)]$
 กรณี 12 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.7}(t)]$
 กรณี 13 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.9}(t)]$
 กรณี 14 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.179}(t)]$
 กรณี 15 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t)]$
 กรณี 16 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.9}(t)]$
 กรณี 17 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.179}(t)]$
 กรณี 18 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.9}(t), WL_{M.179}(t)]$
 กรณี 19 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.9}(t), WL_{M.179}(t)]$
 กรณี 20 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t), WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.179}(t)]$

3.การคัดเลือกข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ และสำหรับการทดสอบ เพื่อนำเข้าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบ่งจำนวนชุดข้อมูลที่มีทั้งหมดเป็น 2 ส่วน คือ

- ส่วนที่ 1 ใช้สำหรับการทดสอบ โดยใช้ข้อมูลในปี พ.ศ.2554, 2549 ซึ่งเป็นปีที่มีเหตุการณ์ระดับน้ำที่สถานี M.7 สูงสุดและรองสูงสุดของช่วงปี พ.ศ.2549 - 2554
- ส่วนที่ 2 ใช้สำหรับการเรียนรู้ โดยใช้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2550 ถึง พ.ศ.2553

4.ทำการจำลองด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในโปรแกรม MATLAB สำหรับการเรียนรู้ และการทดสอบ โดยใช้กระบวนการเรียนรู้ 2 วิธีคือ วิธี LM และวิธี BR ซึ่งทั้ง 2 วิธีดังกล่าวได้กำหนด จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนที่แตกต่างกันดังที่กล่าวไปในข้อที่ 1

5.วิเคราะห์ความแม่นยำของแบบจำลอง โดยตรวจสอบค่าระดับน้ำจากการพยากรณ์กับระดับน้ำที่เกิดขึ้น โดยอ้างอิงจากค่าสถิติคือ RMSE และค่า EI มีหลักในการพิจารณาดังนี้ ค่า EI ควรมีค่าเข้าใกล้กับค่า 1 ($EI = 1$ หมายถึง การพยากรณ์มีความแม่นยำมากที่สุด) โดยมีเกณฑ์ที่ยอมรับได้สำหรับค่า EI คือ ค่า EI ไม่ควรต่ำกว่า 0.7 และ ค่า RMSE ควรมีค่าเข้าใกล้กับค่า 0 ($RMSE = 0$ หมายถึง การพยากรณ์มีความแม่นยำมากที่สุด)

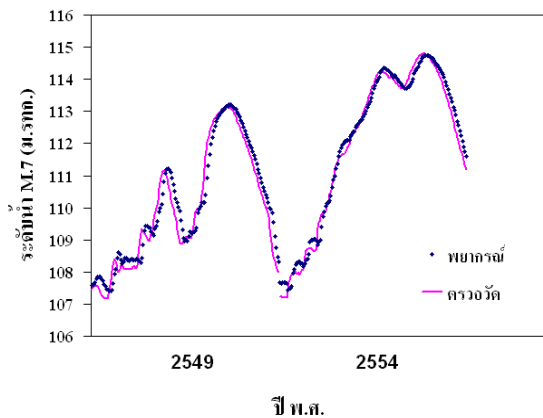
4. ผลการศึกษาและการอภิปรายผล

ผลการศึกษาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ล่วงหน้า 3 วัน ใช้ข้อมูลนำเข้าเป็นค่าระดับน้ำที่กำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนต่างๆ กัน และเปรียบเทียบวิธีการคำนวณระหว่างวิธี LM และวิธี BR ว่าวิธีใดจะให้ค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ดีกว่ากัน โดยได้แสดงผลการศึกษาไว้ในตารางที่ 2 และตารางที่ 4 ทั้งนี้สัญลักษณ์ “-” หมายถึง ไม่สามารถกำหนดจำนวนดังกล่าวได้ เช่น กรณีที่จำนวนของข้อมูลนำเข้ามีค่าเท่ากับ 1 จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนที่ 0.5n จะเท่ากับ 0.5 ซึ่งเป็นไปไม่ได้ เพราะค่าจำนวนจะต้องเป็นตัวเลขที่เป็นจำนวนเต็มที่ไม่ใช่เศษส่วน และในกรณีที่หาค่าได้จำนวนที่มีจุดทศนิยมเท่ากับ 0.50 กำหนดให้ปัดทศนิยมนั้นลงให้เป็นจำนวนเต็ม ซึ่งหากปัดลงแล้วไปได้ค่าที่ซ้ำกับค่าของพจน์หลัก จะถือว่าพจน์นั้นเป็นพจน์รองจะกำหนดให้ค่าของพจน์รองเป็น “-” หมายถึง ไม่สามารถกำหนดจำนวนดังกล่าวได้ ยกตัวอย่างเช่น จำนวนข้อมูลในชั้นนำเข้า = 1, 0.5n เมื่อปัดลงจะเท่ากับ 0 จึงใช้ค่าเป็น “-”, 0.75n ซึ่งเป็นพจน์รอง เนื่องจากเมื่อปัดขึ้นจะเท่ากับ 1 ซึ่งซ้ำกับจำนวนของพจน์ n ซึ่งเป็นพจน์หลัก จึงใช้ค่าเป็น “-” โดยแสดงผลการวิจัยได้ดังต่อไปนี้

4.1 การจำลองโดยใช้กระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี

Levenberg – Marquardt (LM)

จากการพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยกระบวนการเรียนรู้ LM ได้ค่าระดับน้ำเป็น ม.รทก. ตามระยะเวลาเป็นวัน (10 กค. – 30 พย.) ในปี พ.ศ. ที่พยากรณ์ ตัวอย่างผลการพยากรณ์แสดงในรูปที่ 3 เป็นกรณีที่ 17 ค่าระดับน้ำจากการพยากรณ์แสดงในรูปด้วยจุด ส่วนค่าระดับน้ำจากการตรวจวัดจริงแสดงในรูปด้วยเส้น



รูปที่ 3 ตัวอย่างการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ค่าระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 กับค่าจากการตรวจวัดจริง

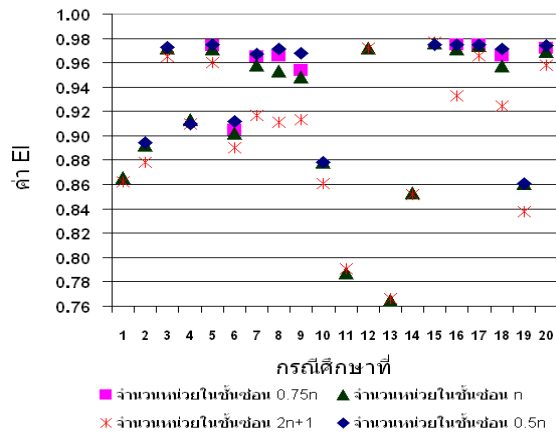
จากการจำลองโดยใช้การคำนวณด้วยวิธี LM ให้ค่า EI และ $RMSE$ ดังสรุปในตารางที่ 2 และได้แสดงค่า EI ของกรณีต่างๆ ดังรูปที่ 4 จะเห็นได้ว่ากรณีที่ให้ค่า EI ต่ำ คือ กรณีที่ 1, 2, 4, 6, 10, 11, 13, 14 และ 19 ซึ่งมีค่า EI อยู่ในช่วง 0.76 - 0.92 เนื่องจากไม่มีข้อมูลของสถานีวัดระดับน้ำ M.5 และ M.7 อยู่ในสมการ ส่วนกรณีที่ให้ค่า EI สูง คือ กรณีที่ 3, 5, 7, 8, 9, 15, 16, 17, 18 และ 20 ซึ่งมีค่า EI อยู่ในช่วง 0.93 - 0.98 เนื่องจากมีข้อมูลของสถานีวัดระดับน้ำ M.5 และ M.7 อยู่ในสมการด้วย สามารถวิเคราะห์ได้ว่า ข้อมูลนำเข้าจากสถานีวัดระดับน้ำที่ก่อให้เกิดผลการจำลองมีค่า EI สูง ก็คือข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำทางด้านต้นน้ำหรือเหนือน้ำของสถานีวัดระดับน้ำที่ต้องการพยากรณ์ที่อยู่ในแม่น้ำสายหลักที่ใกล้ที่สุด (ในที่นี้คือสถานีวัดระดับน้ำ M.5) และข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำที่ต้องการพยากรณ์ (ในที่นี้คือสถานีวัดระดับน้ำ M.7)

จากการหาค่าเฉลี่ยของค่า EI เฉพาะกรณีที่ สามารถทำการจำลองได้ครบทั้ง 4 กรณีคือ การกำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ 0.5n, 0.75n, 1n, และ 2n+1 ได้แก่ กรณีที่ 5, 6, 7, 8, 9, 16, 17, 18 และ 20 ซึ่งได้แสดงค่าเฉลี่ยของค่า EI ไว้ในตารางที่ 3 จะเห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้กระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี LM ที่มีจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ 0.5n มีค่า EI เฉลี่ยสูงที่สุด และมีค่า $RMSE$ เฉลี่ยต่ำที่สุด แสดงว่าการกำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ 0.5n จะให้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำมากกว่าการใช้จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนค่าอื่นๆ การ

จำลองที่ให้ผลแม่นยำรองลงมาคือ การใช้จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ 0.75n, n และ 2n+1 ตามลำดับ

ตารางที่ 2 ค่าที่ใช้วัดประสิทธิภาพแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้กระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี LM

กรณี	ตัววัด	จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน			
		0.5n	0.75n	n	2n+1
1	EI	-	-	0.866	0.862
	$RMSE$	-	-	0.864	0.875
2	EI	0.894	-	0.892	0.878
	$RMSE$	0.767	-	0.775	0.825
3	EI	0.973	-	0.972	0.965
	$RMSE$	0.390	-	0.394	0.440
4	EI	0.910	-	0.913	0.910
	$RMSE$	0.706	-	0.694	0.709
5	EI	0.975	0.974	0.971	0.960
	$RMSE$	0.372	0.377	0.400	0.469
6	EI	0.912	0.905	0.902	0.890
	$RMSE$	0.701	0.726	0.738	0.783
7	EI	0.967	0.965	0.958	0.917
	$RMSE$	0.427	0.440	0.481	0.679
8	EI	0.971	0.966	0.953	0.911
	$RMSE$	0.399	0.433	0.511	0.702
9	EI	0.968	0.954	0.948	0.913
	$RMSE$	0.425	0.507	0.538	0.695
10	EI	0.878	-	0.878	0.861
	$RMSE$	0.825	-	0.825	0.880
11	EI	-	-	0.787	0.791
	$RMSE$	-	-	1.088	1.079
12	EI	-	-	0.9722	0.9723
	$RMSE$	-	-	0.3932	0.3925
13	EI	-	-	0.765	0.766
	$RMSE$	-	-	1.143	1.141
14	EI	-	-	0.853	0.852
	$RMSE$	-	-	0.905	0.907
15	EI	0.975	-	0.976	0.977
	$RMSE$	0.371	-	0.368	0.360
16	EI	0.975	0.975	0.971	0.933
	$RMSE$	0.372	0.375	0.400	0.611
17	EI	0.975	0.975	0.974	0.966
	$RMSE$	0.369	0.374	0.379	0.433
18	EI	0.971	0.966	0.958	0.925
	$RMSE$	0.405	0.435	0.486	0.647
19	EI	0.861	-	0.861	0.838
	$RMSE$	0.880	-	0.878	0.949
20	EI	0.974	0.972	0.969	0.958
	$RMSE$	0.384	0.395	0.412	0.482



รูปที่ 4 เปรียบเทียบค่า EI ของผลการจำลองโดยกระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี LM

ตารางที่ 3 ค่าเฉลี่ยของค่า EI และ $RMSE$ ของผลการจำลองโดยกระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี LM จำแนกตามจำนวนหน่วยในชั้นซ่อน

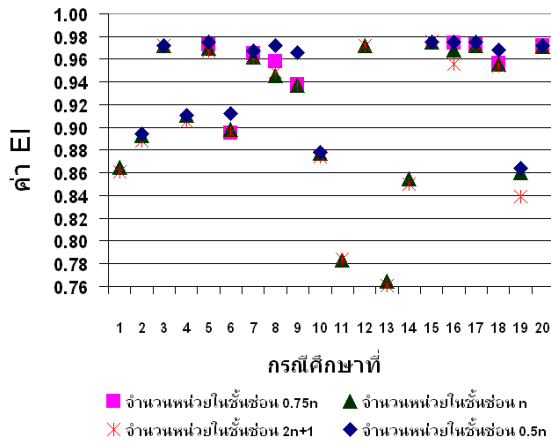
ตัววัด	จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน			
	0.5n	0.75n	n	2n+1
EI	0.9653	0.961	0.956	0.930
$RMSE$	0.428	0.451	0.483	0.611

4.2 การจำลองโดยใช้กระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี Bayesian Regularization (BR)

การพยากรณ์ค่าระดับน้ำโดยการจำลองที่ใช้กระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี BR ให้ค่า EI และ $RMSE$ ดังแสดงในตารางที่ 4 และแสดงการเปรียบเทียบค่า EI ของกรณีต่างๆ ดังรูปที่ 5 พบว่ากรณีที่ให้ค่า EI ต่ำ (ค่า $EI = 0.76 - 0.92$) คือ กรณีที่ 1, 2, 4, 6, 10, 11, 13, 14 และ 19 เนื่องจากไม่มีข้อมูลของสถานีวัดระดับน้ำ M.5 และ M.7 อยู่ในสมการ ส่วนกรณีที่ให้ค่า EI สูง (ค่า $EI = 0.93 - 0.98$) คือ กรณีที่ 3, 5, 7, 8, 9, 15, 16, 17, 18 และ 20 เนื่องจากมีข้อมูลของสถานีวัดระดับน้ำ M.5 และ M.7 อยู่ในสมการ สามารถวิเคราะห์ผลได้ว่า ข้อมูลนำเข้าจากสถานีวัดระดับน้ำที่ทำให้ผลการจำลองมีค่า EI สูง ก็คือข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำทางด้านต้นน้ำหรือเหนือหน้าของสถานีวัดระดับน้ำที่ต้องการพยากรณ์ที่อยู่ในแม่น้ำสายหลักที่ใกล้ที่สุด (สถานีวัดระดับน้ำ M.5) และข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำที่ต้องการพยากรณ์ (สถานีวัดระดับน้ำ M.7)

ตารางที่ 4 ค่าที่ใช้วัดประสิทธิภาพแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้กระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี BR

กรณี	ตัววัด	จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน			
		0.5n	0.75n	n	2n+1
1	EI	-	-	0.865	0.861
	$RMSE$	-	-	0.865	0.881
2	EI	0.894	-	0.893	0.888
	$RMSE$	0.766	-	0.771	0.787
3	EI	0.972	-	0.972	0.972
	$RMSE$	0.395	-	0.395	0.393
4	EI	0.911	-	0.911	0.905
	$RMSE$	0.705	-	0.703	0.725
5	EI	0.975	0.973	0.970	0.967
	$RMSE$	0.376	0.385	0.405	0.427
6	EI	0.912	0.895	0.898	0.895
	$RMSE$	0.700	0.763	0.751	0.763
7	EI	0.967	0.965	0.962	0.961
	$RMSE$	0.430	0.442	0.462	0.464
8	EI	0.972	0.958	0.946	0.949
	$RMSE$	0.393	0.484	0.548	0.533
9	EI	0.966	0.938	0.937	0.938
	$RMSE$	0.434	0.587	0.590	0.588
10	EI	0.878	-	0.877	0.874
	$RMSE$	0.824	-	0.828	0.836
11	EI	-	-	0.783	0.784
	$RMSE$	-	-	1.099	1.095
12	EI	-	-	0.9720	0.9724
	$RMSE$	-	-	0.3943	0.3920
13	EI	-	-	0.765	0.761
	$RMSE$	-	-	1.142	1.153
14	EI	-	-	0.855	0.850
	$RMSE$	-	-	0.899	0.912
15	EI	0.975	-	0.975	0.976
	$RMSE$	0.373	-	0.371	0.369
16	EI	0.975	0.974	0.968	0.956
	$RMSE$	0.374	0.381	0.421	0.496
17	EI	0.975	0.973	0.972	0.972
	$RMSE$	0.373	0.386	0.392	0.395
18	EI	0.968	0.957	0.956	0.954
	$RMSE$	0.419	0.491	0.497	0.504
19	EI	0.864	-	0.860	0.839
	$RMSE$	0.871	-	0.883	0.946
20	EI	0.972	0.972	0.971	0.971
	$RMSE$	0.391	0.397	0.401	0.402



รูปที่ 5 เปรียบเทียบค่า EI ของผลการจำลองโดยกระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี BR

ตารางที่ 5 ค่าเฉลี่ยของค่า EI และ $RMSE$ ของผลการจำลองโดยกระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี BR จำแนกตามจำนวนหน่วยในชั้นซ่อน

ตัววัด	จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน			
	0.5n	0.75n	n	2n+1
EI	0.9647	0.956	0.953	0.951
$RMSE$	0.432	0.480	0.496	0.508

ค่าเฉลี่ยของค่า EI เฉพาะกรณีที่สมารถทำการจำลองโดยกระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี BR ได้ครบทั้ง 4 กรณีคือ การกำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ 0.5n, 0.75n, 1n, และ 2n+1 ได้แก่ กรณีที่ 5, 6, 7, 8, 9, 16, 17, 18 และ 20 ซึ่งได้แสดงค่าเฉลี่ยของค่า EI ไว้ในตารางที่ 5 จะเห็นว่าการคำนวณด้วยวิธี BR ที่มีจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ 0.5n มีค่า EI เฉลี่ยสูงที่สุด และมีค่า $RMSE$ เฉลี่ยต่ำที่สุด แสดงว่าการจำลองโดยกำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ 0.5n มีความแม่นยำมากกว่าการจำลองโดยกำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนค่าอื่นๆ เช่นเดียวกับการจำลองโดยใช้กระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี LM

4.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ใช้กระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี LM และ BR

จากการพิจารณาประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ใช้จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนต่างๆ กัน พบว่าค่า EI และค่า $RMSE$ ของผลการจำลองโดยใช้กระบวนการเรียนรู้ทั้ง 2 วิธีให้ผลในทิศทางเดียวกัน โดยค่า EI จะมีค่าเรียงลำดับจากมากไปน้อยสำหรับแบบจำลองที่มีจำนวนหน่วยในชั้น

ซ่อนเท่ากับ 0.5n, 0.75n, n และ 2n+1 ตามลำดับ และค่า $RMSE$ จะมีค่าเรียงลำดับจากน้อยไปมากสำหรับแบบจำลองที่มีจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ 0.5n, 0.75n, n และ 2n+1 ตามลำดับ

หากเปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ใช้วิธี LM (ตารางที่ 3) และวิธี BR (ตารางที่ 5) จะเห็นได้ว่า

1. ค่า EI ของผลการจำลองที่ใช้วิธี LM มีค่ามากกว่าค่า EI ของผลการจำลองที่ใช้วิธี BR สำหรับแบบจำลองที่กำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ 0.5n, 0.75n และ n

2. ค่า EI ของผลการจำลองที่ใช้วิธี LM มีค่าน้อยกว่าค่า EI ของผลการจำลองที่ใช้วิธี BR สำหรับแบบจำลองที่กำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ 2n+1

3. ค่า $RMSE$ ของผลการจำลองที่ใช้วิธี LM มีค่าน้อยกว่าค่า $RMSE$ ของผลการจำลองที่ใช้วิธี BR สำหรับแบบจำลองที่กำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ 0.5n, 0.75n และ n

4. ค่า $RMSE$ ของผลการจำลองที่ใช้วิธี LM มีค่ามากกว่าค่า $RMSE$ ของผลการจำลองที่ใช้วิธี BR สำหรับแบบจำลองที่กำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ 2n+1

อาจกล่าวได้ว่า โดยรวมแล้ว ค่า EI ของวิธี LM จะมากกว่าค่า EI ของวิธี BR และค่า $RMSE$ ของวิธี LM จะน้อยกว่าค่า EI ของวิธี BR นอกจากนั้น ระยะเวลาที่ใช้ในการประมวลผลสำหรับแบบจำลองที่ใช้วิธี LM จะสั้นกว่ากรณีที่วิธี BR จึงสรุปได้ว่า สำหรับการศึกษานี้ครั้งนี้วิธี LM เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการจำลองดีกว่าวิธี BR

4.4 ข้อมูลนำเข้าที่ให้ผลการจำลองที่ดี

สมการสำหรับการกำหนดข้อมูลนำเข้าในแบบจำลองที่ให้ผลการพยากรณ์ค่าระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำ M.7 ล่วงหน้า 3 วัน ที่ดี มีสมการตามลำดับดังนี้คือ

$$\text{ลำดับที่ 1 (กรณี 15)} \quad WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t)]$$

$$\text{ลำดับที่ 2 (กรณี 17)} \quad WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.179}(t)]$$

$$\text{ลำดับที่ 3 (กรณี 5)} \quad WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t), WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t)]$$

ลำดับที่ 4 (กรณี 16) $WL_{M.7}(t+3) = f[WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.9}(t)]$

จากสมการที่ให้ผลการจำลองที่ดีข้างต้น จะเห็นว่ามีค่าระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำ M.5 และ M.7 เป็นข้อมูลนำเข้าในทุกกรณี จึงสรุปได้ว่า ข้อมูลนำเข้าแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ล่วงหน้า 3 วัน ที่ให้ผลที่ดีคือค่าระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำทางด้านต้นน้ำที่ใกล้ที่สุด (M.5) ร่วมกับข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำที่ต้องการพยากรณ์ (M.7)

จากการศึกษาเพื่อพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ล่วงหน้า 3 วัน ในครั้งนี้ อภิปรายผลได้ดังนี้

1. เมื่อเปรียบเทียบจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนของการศึกษาในครั้งนี้กับการศึกษาของเสรี [12] ที่พยากรณ์ปริมาณน้ำโดยใช้จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ 4/6 หรือเท่ากับ 0.67n มีค่าใกล้เคียงกับการศึกษาในครั้งนี้ที่มีจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ 0.5n

2. เมื่อเปรียบเทียบจำนวนชั้นซ่อนของการศึกษาในครั้งนี้ กับการศึกษาของกรมชลประทาน ที่พยากรณ์ปริมาณน้ำ ณ สถานีวัดระดับน้ำ M.7 โดยใช้กระบวนการเรียนรู้ในแบบจำลองด้วยวิธี Gradient Descent ใช้จำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น โดยในแต่ละชั้นมีจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่ากับ n พบว่าการศึกษานี้มีค่าดัชนีวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง EI สูงกว่า โดยแบบจำลองในการศึกษานี้มีค่า EI เท่ากับ 0.96 - 0.97 การศึกษาในครั้งนี้พบว่ากระบวนการเรียนรู้ในแบบจำลองด้วยวิธี LM สามารถใช้เป็นเครื่องมือในการพยากรณ์ระดับน้ำในพื้นที่ศึกษาได้อีกทางเลือกหนึ่ง

5. สรุปผลการศึกษา

การศึกษาเพื่อพยากรณ์ระดับน้ำล่วงหน้า 3 วัน ที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 จังหวัดอุบลราชธานี โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีข้อมูลนำเข้าคือ ค่าระดับน้ำ ณ เวลาปัจจุบัน แบ่งการศึกษาออกเป็น 2 วิธีคือ วิธี LM และวิธี BR กำหนดปัจจัยต่างๆ เพื่อหาค่าการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำ โดยพิจารณาจากค่าประสิทธิภาพของแบบจำลอง จากผลการศึกษา สามารถสรุปได้ดังนี้

1. จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนควรมีค่าเท่ากับ 0.5 เท่าของจำนวนหน่วยในชั้นนำเข้าข้อมูลเข้า เป็นจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนที่ให้ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดี

2. สำหรับการศึกษาครั้งนี้ การใช้กระบวนการเรียนรู้ด้วยวิธี LM ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าการใช้วิธี BR

3. ข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำที่ควรมีในข้อมูลนำเข้าที่จะทำให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลองได้ผลที่ดี คือ ข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำทางด้านต้นน้ำหรือเหนือหน้าของสถานีวัดระดับน้ำที่ต้องการพยากรณ์ ที่อยู่ในแม่น้ำสายหลักที่ใกล้ที่สุด (ในที่นี้คือสถานีวัดระดับน้ำ M.5) และข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำที่ต้องการพยากรณ์ (ในที่นี้คือสถานีวัดระดับน้ำ M.7)

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณเจ้าหน้าที่กรมชลประทาน ที่ให้ข้อมูลสำหรับการศึกษา ขอขอบคุณ ดร.ทวี ชัยพิมลผลิน ที่ได้ให้คำแนะนำในการวิจัยในครั้งนี้ ขอขอบคุณคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี ที่สนับสนุนการวิจัยในครั้งนี้

เอกสารอ้างอิง

- [1] ทวี ชัยพิมลผลิน. 2555. การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์น้ำท่วมในลุ่มน้ำปิงตอนบน โดยใช้ภาพเรดาร์และข้อมูลอุทกวิทยา. รายงานการวิจัยฉบับสมบูรณ์, คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- [2] Chaipimonplin, T., See, L.M. and Kneale, P.E. 2010. Using radar data to extend the lead time of neural network forecasting on the River Ping. Disaster Advances, 3(3), 35-43.
- [3] Kasabov, N. 1996. Foundations of neural networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering. Cambridge MA, The MIT Press.

- [4] ภูวดล สุขชา. 2548. การทำนายปริมาณน้ำรายวันไหลเข้าอ่างเก็บน้ำขนาดใหญ่ในลุ่มน้ำปิงตอนบนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.
วิทยานิพนธ์ วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต : มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- [5] โอม ไทยสวัสดิ์, นุชนารถ ศรีวงศิตานนท์ และ สุรัชย์ ลิปิวัฒนาการ. 2550. การประเมินน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำขนาดเล็กที่ไม่มีการวัดน้ำท่าโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม.การประชุมวิชาการวิศวกรรมโยธาแห่งชาติ ครั้งที่ 12. 12-14 พฤษภาคม 2553. โรงแรมอมรินทร์ลากูน พิษณุโลก.
- [6] สุประภาพร พัฒนสังหเสนีย์, สุรัชย์ ลิปิวัฒนาการ และ นุชนารถ ศรีวงศิตานนท์. 2547. แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่กลับที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่วม สำหรับแม่น้ำปิง.การประชุมวิชาการวิศวกรรมโยธาแห่งชาติ ครั้งที่ 9. 19-21 พฤษภาคม 2547. โรงแรมริเจนท์ ชะอำ จังหวัดเพชรบุรี.
- [7] เสรี ศุภราทิตย์. 2544. คู่มือพยากรณ์น้ำโดยโครงข่ายประสาทเทียม. นนทบุรี: สถาบันพัฒนาการชลประทาน.
- [8] Dawson, C.W. and Wilby, R.L. 1999. A comparison of artificial neural networks used for river flow forecasting. Hydrology and Earth System Sciences. 3(4): 529-540.
- [9] Minns, A.W. and Hall, M.J. 1996. Artificial neural networks as rainfall-runoff models. Hydrological Sciences Journal. 41(3): 399-417.
- [10] Walczak, S. and Cerpa, N. 1999. Heuristic principles for the design of artificial neural networks. Information and Software Technology. 41: 107-117.
- [11] สถาบันพัฒนาการชลประทาน. 2551. เอกสารประกอบการฝึกอบรม การประยุกต์ใช้ Artificial Neural Network (ANNs) ในงานชลประทาน.
นนทบุรี: สถาบันพัฒนาการชลประทาน.
- [12] เสรี ศุภราทิตย์. 2543. Streamflow Forecasting by Using the Artificial Neural Networks. การประชุมทางวิชาการ ครั้งที่ 6 ของชมรมนักอุทกวิทยา. นนทบุรี: วิทยาลัยการชลประทาน.