

การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับบัณฑิตศึกษา มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 2

The 2nd STOU Graduate Research Conference

การพยากรณ์ระดับน้ำหลากที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

Forecasting of Water Level at M.7 Gauge Station
Using Artificial Neural Network Model

จักรฤทธิ์ ศรีนาจ (Jakkarit Threenat)* ทวีศักดิ์ วังไพศาล (Thaveesak Vangpaisal)**

บทคัดย่อ

อุทกภัย เกิดขึ้นบ่อยครั้ง นำมาซึ่งความเสียหายต่อชีวิตและทรัพย์สิน การวิจัยนี้ มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ระดับน้ำสถานี M.7 ล่วงหน้า 3 วัน โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จุดเด่นของแบบจำลองฯ คือการประมวลผลเร็ว ปรับปรุงฐานข้อมูลได้ง่าย ประหยัดค่าใช้จ่ายในการเก็บข้อมูลสนาม

การศึกษาในครั้งนี้ได้ใช้การคำนวณย้อนกลับด้วยวิธี Levenberg – Marquardt โดยกำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อน เท่ากับ 0.5n โดย n คือจำนวนหน่วยในชั้นนำเข้า ซึ่งข้อมูลนำเข้าแบบจำลองคือ ค่าระดับน้ำรายวันในช่วงเวลาปัจจุบันและช่วงเวลาย้อนหลังของสถานีวัดน้ำ E.20A, M.5, M.9, M.179 และ M.7 ผลลัพธ์คือ ค่าระดับน้ำจากการพยากรณ์ แล้วนำไปเปรียบเทียบกับค่าตรวจวัดจริง เพื่อหาความแม่นยำของการพยากรณ์

ผลการวิจัยพบว่าข้อมูลนำเข้าที่เป็นข้อมูลระดับน้ำที่ให้ผลการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 วันแม่นยำ คือ ข้อมูลระดับน้ำในช่วงเวลาปัจจุบันและช่วงเวลาย้อนหลัง 1 และ 2 วัน ของสถานีวัดน้ำทางด้านเหนือน้ำที่อยู่ในแม่น้ำสายหลักที่ใกล้สถานีวัดน้ำที่ต้องการพยากรณ์มากที่สุด และของสถานีวัดน้ำที่ต้องการพยากรณ์ ซึ่งให้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำกว่าการใช้ข้อมูลนำเข้าที่เป็นข้อมูลระดับน้ำในช่วงเวลาปัจจุบันเพียงอย่างเดียว โดยกรณีที่ให้ผลการศึกษาที่ดีที่สุด มีสมการฟังก์ชันคือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.5}(t-1), WL_{M.7}(t-1), WL_{M.5}(t-2), WL_{M.7}(t-2)]$ ที่ให้ค่า EI = 0.9885 ซึ่งมากกว่าค่า 0.70 ที่เป็นเกณฑ์ที่ยอมรับได้ และมากกว่าค่า 0.90 แสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์มีความแม่นยำน่าเชื่อถือมาก

Abstract

Flooding is a frequent natural disaster that leads to loss of life and property. Forecasting of water Level at M.7 Gauge Station three days in advance is the purpose of this study. Use by Artificial Neural Network Model the evaluation process is fairly fast, the database can be updated quickly and easily, and the cost of collecting field data is small.

This study was conducted using the Backward Pass by utilizing the Levenberg - Marquardt theory. The study used specifically the number of nodes in the Hidden Layer equal to 0.5 where n was the number of nodes in the input layer. The past and present daily water level values at E.20A, M.5, M.9, M.179 and M.7 gauge stations was used as input data. The resulting forecast water level was compared with the observed water level for forecasting accuracy.

The study found that water level input data that gave an accurate forecast three days in advance was a combination of present, and one and two day old water levels. This input data must be from the nearest water level station in the same body of water and upstream of the water level station where the forecast is to be conducted, as well as from the water level station where the forecast is to be conducted. This gave more accurate results than using only present input data. The equation that gave the best results is $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.5}(t-1), WL_{M.7}(t-1), WL_{M.5}(t-2), WL_{M.7}(t-2)]$ which gave the value EI = 0.9885 which is higher than 0.70, the standard accepted value, and is higher than 0.90 and so shows that the forecast accuracy is highly reliable.

คำสำคัญ โครงข่ายประสาทเทียม การพยากรณ์ระดับน้ำ อุทกภัย

Keywords: Artificial neural network, Water level forecasting, Flood

* นักศึกษาหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมโยธา มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี set48h@hotmail.com

** ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี enthavva@mail2.ubu.ac.th

บทนำ

ปัจจุบันภัยพิบัติธรรมชาติต่างๆ ที่ประสบในประเทศไทย ได้แก่ อุทกภัย วาตภัย ฝนแล้ง ดินถล่ม ไฟป่า และ แผ่นดินไหว เป็นต้น เกิดขึ้นอย่างต่อเนื่อง ซึ่งในสภาวะปัจจุบันอุทกภัย เป็นภัยพิบัติหนึ่งที่มีความสำคัญ เนื่องจากเกิดขึ้น บ่อยครั้ง นำมาซึ่งความเสียหายต่อชีวิตและทรัพย์สิน โดยผลกระทบจากอุทกภัยค่อนข้างรุนแรง (ข่าวรายการโทรทัศน์ทีวีสี ช่อง 3, 2554 ; ข่าวกระทรวงสาธารณสุข, 2554) ซึ่งส่วนหนึ่งเป็นผลจากการเปลี่ยนแปลงภูมิอากาศของโลก (ข่าว หนังสือพิมพ์เดลินิวส์, 2554)

สภาพอุทกภัยในเขตจังหวัดอุบลราชธานี จากข้อมูลระดับน้ำรายวันที่ได้มีการบันทึกไว้ของกรมชลประทาน ณ สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ในช่วง 6 ปีที่ผ่านมา มีระดับน้ำที่ล้นตลิ่งทำให้เกิดอุทกภัยทั้ง 6 ปี ในช่วงเดือนสิงหาคมถึงเดือน พฤศจิกายน ซึ่งได้สร้างความเสียหายต่อชีวิตและทรัพย์สิน ผลผลิตการเกษตร สิ่งปลูกสร้าง รวมทั้งระบบสาธารณูปโภคใน ชุมชน โดยมีสาเหตุจากอิทธิพลของพายุจากทะเลจีนใต้ ระหว่างเดือนกรกฎาคมถึงตุลาคม ซึ่งอยู่ในทิศทาง ตะวันออกเฉียงเหนือหรือทิศตะวันออกเฉียงของลุ่มน้ำ ซึ่งเป็นช่วงเวลาที่ฝนตกหนักติดต่อกัน ประกอบกับพื้นที่ภูมิประเทศ ปลายลุ่มน้ำมูล บริเวณรอยต่อของอำเภวารินชำราบกับอำเภอเมืองอุบลราชธานี เป็นที่ราบลุ่มน้ำท่วมขังง่าย ซึ่งการเกิด อุทกภัยในปี พ.ศ.2554 เริ่มจากการที่มีพายุเข้า ฝนตกหนักติดต่อกันหลายวัน จนทำให้ปริมาณน้ำ ณ สถานีวัดน้ำ M.7 เอ่อล้น ตลิ่งท่วมที่พักอาศัยของราษฎรที่มีที่พักอาศัยบริเวณริมตลิ่งดังกล่าว ทำให้ราษฎรต้องอพยพขึ้นมาพักอาศัยที่บริเวณริม ถนนบริเวณสะพานเสรีประชาธิปไตย เป็นการชั่วคราว หากสามารถพยากรณ์ระดับน้ำทำหรือปริมาณน้ำท่วมล่วงหน้าได้ จะสามารถช่วยแก้ไขหรือบรรเทาความรุนแรงที่เกิดจากอุทกภัยได้ในระดับหนึ่ง เช่นการขนย้ายทรัพย์สิน สิ่งของที่มีค่า และการอพยพราษฎรได้อย่างทันทั่วทั้งที่ วิธีหนึ่งในการพยากรณ์คือ การใช้แบบจำลอง ซึ่งแบบจำลองการพยากรณ์น้ำท่วม แบ่งได้เป็น 3 ประเภท ดังรายละเอียดที่จะกล่าวต่อไป

โดยทั่วไปสามารถจำแนกประเภทของแบบจำลองการพยากรณ์น้ำท่วมได้ 3 ประเภท คือ (1) Physically Based หรือ Deterministic Models (2) Conceptual หรือ Lumped Models และ (3) Empirical หรือ Black Box Models (ASCE, 2000) โดยลักษณะเด่นและข้อดีของแบบจำลองแต่ละประเภทจะแตกต่างกันไป ซึ่งลักษณะเด่นของแบบจำลอง 2 ประเภทแรกคือ มีความแม่นยำค่อนข้างสูง เพราะอ้างอิงจากข้อมูลทางกายภาพเป็นหลัก แต่มีข้อเสียคือ มีค่าใช้จ่ายในการ เก็บข้อมูลภาคสนามค่อนข้างสูง ต้องมีความพร้อมของเครื่องมืออุปกรณ์และบุคลากรที่ต้องการการดูแลและบำรุงรักษา อย่างทันทั่วทั้งที่ ต้องใช้ระยะเวลาในการเก็บข้อมูลและสำรวจข้อมูลภาคสนาม ใช้เวลานานในการปรับปรุงและ ประมวลผลข้อมูล เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองประเภทที่ 3 คือ Black Box Model จุดเด่นของแบบจำลองชนิดนี้คือ ระยะเวลาในการประมวลผลค่อนข้างเร็ว สามารถที่จะปรับปรุงฐานข้อมูลได้เร็วและง่าย และประหยัดค่าใช้จ่ายในการเก็บ ข้อมูลภาคสนาม

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จัดอยู่ในกลุ่มของ Black Box Model ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมเป็น แบบจำลองที่มีลักษณะโครงสร้างและหลักการทำงานคล้ายๆ กับสมองของคน โดยสามารถที่จะเรียนรู้ จัดจำรูปแบบต่างๆ เรียนรู้สิ่งใหม่ๆ ได้ตลอดเวลา โดยเมื่อมีข้อมูลที่ทันสมัยและมีข้อมูลใหม่จำนวนมากขึ้น แบบจำลองประเภทนี้ก็สามารถที่จะ เรียนรู้ได้ภายในระยะเวลาอันสั้น (Chaipimonplin, 2010 อ้างอิงมาจาก Haykin, 1999) ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญในการนำ แบบจำลองไปใช้ประโยชน์เพื่อการเตือนภัยน้ำท่วมล่วงหน้าได้ อีกทั้งยังเหมาะสมสำหรับพื้นที่ที่มีงบประมาณน้อยในการลง สำรวจเก็บข้อมูลทางกายภาพในภาคสนาม ลักษณะเด่นของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมอีกข้อหนึ่งคือ มีความสามารถที่จะพยากรณ์เหตุการณ์ที่แบบจำลองไม่เคยได้เรียนรู้มาก่อน (Kasabov, 1996) แบบจำลองโครงข่ายประสาท

เทียม เป็นที่นิยมอย่างแพร่หลาย ในการนำมาประยุกต์ในการพยากรณ์น้ำท่วม รวมถึงงานด้านต่างๆ รวมถึงงานด้านอุทกวิทยา เช่น ภูวดล สุขชา (2548) โอม ไทยสวัสดิ์และคณะ (2550) สุประภาพและคณะ (2547) เป็นต้น

การวิจัยในครั้งนี้ มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 จังหวัดอุบลราชธานี โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งคาดว่าจะจะเป็นทางเลือกหนึ่งในการพยากรณ์เพื่อการเตือนอุทกภัยล่วงหน้า

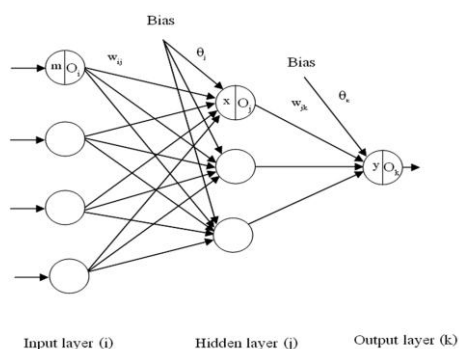
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีโครงสร้างคล้ายกับสมองของคน ซึ่งประกอบด้วยเซลล์ต่างๆ แต่ละเซลล์จะมีค่าอคติแอมแปง (Bias) และระหว่างเซลล์ต่างๆ จะมีการเชื่อมโยงถึงกันโดยมีค่าน้ำหนัก (Weights) ซึ่งทั้งสองค่านี้สามารถปรับเปลี่ยนได้ตามกระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลอง และโครงสร้างมาตรฐานจะประกอบไปด้วย 3 ชั้น (แสดงดังรูปที่ 1) ซึ่งโดยส่วนมากจะนิยมใช้เพียง 3 ชั้น (Chaipimonplin, 2010 อ้างอิงมาจาก Hornik, 1993) แต่บางงานวิจัย ใช้ 4 ชั้น คือ 1 Input Layer, 2 Hidden Layer และ 1 Output Layer ซึ่งถ้าขนาดของแบบจำลองยังมีขนาดใหญ่มาก ก็จะใช้เวลาในการประมวลผลมากขึ้น (Chaipimonplin, 2010 อ้างอิงมาจาก Maier and Dandy, 1996 ; 1998) มีรายละเอียดดังนี้

1 ชั้นนำข้อมูลเข้า (Input Layer) มีจำนวน 1 ชั้น ในชั้นนี้จะทำการแปลงค่าข้อมูลให้มีค่าอยู่ในช่วงที่กำหนด เพื่อให้ค่าของข้อมูลอยู่ในช่วงที่เป็นมาตรฐานเดียวกัน

2 ชั้นแอมแปง (Hidden Layer) เป็นชั้นซ่อน จำนวนชั้นและจำนวน Node แล้วแต่จะกำหนด โดยมีข้อพิจารณา คือ หากมีจำนวนชั้นและมีจำนวน Node มาก จะทำให้ระยะเวลาในการคำนวณช้ามากด้วย ในทางกลับกันหากมีจำนวน Node น้อยเกินไป จะไม่สามารถที่จะเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Dawson and Wilby, 1999) โดยจะทำให้ผลการคำนวณเกิดความคลาดเคลื่อนได้ เนื่องจากการไม่ลู่เข้าหาจุดต่ำสุด (Convergent)

3 ชั้นนำข้อมูลออก (Output Layer) เป็นชั้นผลลัพธ์ของการคำนวณ มีจำนวน 1 ชั้น



รูปที่ 1 โครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม มี 2 ขั้นตอนดังนี้

1. ขั้นตอนของการเรียนรู้ โดยนำข้อมูลนำเข้าและค่าเป้าหมายชุดแรกมาฝึกให้เรียนรู้ ซึ่งขั้นตอนของการเรียนรู้ ประกอบด้วยขั้นตอนย่อยอยู่ 2 ขั้นตอน คือ 1. ขั้นตอนการคำนวณไปข้างหน้า (Feed forward) จากชั้นข้อมูลเข้า (Input layer) ไปเข้าชั้นซ่อน (Hidden Layer) เข้าสู่ชั้นข้อมูลออก (Output layer) และ 2. ขั้นตอนการคำนวณย้อนกลับ (Backward Pass) เพื่อปรับค่าน้ำหนัก (Weight) และค่าอคติแอมแปง (Bias)

2. ขั้นตอนของการทดสอบ โดยการนำโครงข่ายที่ได้จากการเรียนรู้ มาใช้งาน โดยการนำข้อมูลนำเข้า อีกชุด มาทดสอบ ซึ่งขั้นตอนของการทดสอบ มี 1 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนคำนวณไปข้างหน้า โดยนำค่าน้ำหนัก ที่ได้จากขั้นตอนของการเรียนรู้มาใช้งาน

โดยการคำนวณย้อนกลับมีหลายทฤษฎี เช่น ทฤษฎี Levenberg – Marquardt , ทฤษฎี Gradient descent โดย ทฤษฎี Gradient descent มีจุดอ่อนในเรื่องของค่าความคลาดเคลื่อนที่ถูกกักอยู่ในจุดต่ำสุดเฉพาะที่ (เสรี สุภราทิพย์, 2544) และการคำนวณที่ต้องใช้เวลานานในการหาค่าตอบสุดท้าย เนื่องจากทฤษฎี Gradient descent มีค่า Parameter มากกว่า ทฤษฎี Levenberg – Marquardt คือมีค่า Momentum Parameter ที่ใช้แก้ปัญหาในเรื่องของค่าความคลาดเคลื่อนที่ถูกกักอยู่ในจุดต่ำสุดเฉพาะที่ (Local minimum)

การวัดความแม่นยำ ความน่าเชื่อถือของการพยากรณ์ โดยการหาค่าประสิทธิภาพของแบบจำลอง ดังสมการที่ 1 - 3 ดังนี้

1. ดัชนีวัดประสิทธิภาพ (Efficiency Index, EI) เป็นค่าที่แสดงถึงความแม่นยำของการพยากรณ์ มีสมการดัง สมการที่ 1 ดังนี้

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

$$\text{โดย } SSR = SST - SSE, SST = \sum (T_i - T)^2, SSE = \sum (T_i - O_i)^2$$

SSR คือ ค่าความแปรปรวน SST คือ ค่าความแปรปรวนรวม SSE คือ ผลรวมของความผิดพลาดยกกำลังสอง T_i คือ ข้อมูลที่ตรวจวัดจริง T คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลที่ตรวจวัดจริง O_i คือ ข้อมูลที่พยากรณ์ ค่า EI หากยิ่งมีค่าเข้าใกล้ 1 หมายถึง จะมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น ค่า EI ควรมากกว่า 0.70 (สถาบันพัฒนาการชลประทาน, 2551)

2. ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean Squared Error, RMSE) มีสมการดัง สมการที่ 2 ดังนี้

$$RMSE = (1/N \sum (T_i - O_i)^2)^{1/2} \quad (2)$$

ค่า RMSE หากยิ่งมีค่าเข้าใกล้ 0 หมายถึง จะมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

3. ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ยกกำลังสอง (r^2) ซึ่ง ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) เป็นค่าที่แสดง ความสัมพันธ์ของทิศทางของข้อมูล 2 กลุ่ม ซึ่งมีสมการดังสมการที่ 3 ดังนี้

$$r = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{(\sum (X_i - \bar{X})^2 \sum (Y_i - \bar{Y})^2)^{0.5}}} \quad (3)$$

โดย r คือค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ซึ่ง r หรือ r^2 หากยิ่งมีค่าเข้าใกล้ 1 หมายถึง ข้อมูลที่พยากรณ์ มี ทิศทางไปในแนวเดียวกันกับข้อมูลที่ตรวจวัดจริง ค่า r^2 ควรมีความมากกว่า 0.60 (สถาบันพัฒนาการชลประทาน, 2551)

X_i, Y_i คือ ตัวแปรที่พิจารณา ตัวที่ i

X, Y คือ ค่าเฉลี่ยของตัวแปรที่พิจารณา

เสรี สุภราทิพย์ (2543) ได้ทำการศึกษาหาอัตราการใช้ของน้ำทำรายเดือนเฉลี่ยของแม่น้ำมูล ในพื้นที่จังหวัด อุบลราชธานี ซึ่งได้พัฒนาโปรแกรมโครงข่ายประสาทเทียม แบบ Back Propagation โดยใช้ทฤษฎีของ Gradient descent พบว่า การออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายที่ให้ค่าประสิทธิภาพที่ดีที่สุดของการศึกษาในครั้งนี้ มีโครงสร้างของ จำนวนข้อมูลในชั้นนำเข้า - จำนวนข้อมูลในชั้นซ่อน - จำนวนข้อมูลในชั้นข้อมูลออก คือ แบบ 6 - 4 - 1 ซึ่งเป็นโครงข่ายที่ให้ค่าการพยากรณ์ที่ดี สำหรับอัตราการใช้ที่น้อยจนถึงอัตราการใช้เฉลี่ย ขณะที่โครงข่ายไม่สามารถพยากรณ์อัตราการใช้สูงสุด ให้ได้ค่าที่ใกล้เคียงกับการตรวจวัดจริง เนื่องจากมีข้อจำกัดในเรื่องของข้อมูล

ในปัจจุบันกรมชลประทานดำเนินการพยากรณ์ปริมาณน้ำเพื่อการเตือนอุทกภัย ณ สถานีวัดระดับน้ำ M.7 โดยใช้ทฤษฎีของ Gradient descent โดยมีข้อมูลนำเข้าคือปริมาณน้ำท่ารายวันของสถานีวัดน้ำ M.7, E.20A, M.5, M.9 ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 วัน ซึ่งเป็นการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ล่วงหน้าที่ยาวนานที่สุดที่กรมชลประทานพยากรณ์ได้ ซึ่งมีหลักคิดว่า ระยะเวลาการเดินทางของน้ำจากสถานีวัดน้ำที่อยู่ไกลที่สุดคือสถานี E.20A มีระยะเวลาการเดินทาง 2 วัน ดังนั้นในการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ล่วงหน้า 3 วัน (+3) จะมีข้อมูลนำเข้าในส่วน of สถานีด้านเหนือคือ ข้อมูลปริมาณน้ำของสถานีวัดระดับน้ำ E.20A ที่เวลา (t+1), ข้อมูลปริมาณน้ำของสถานีวัดระดับน้ำ M.5 ที่เวลา (t+2), ข้อมูลปริมาณน้ำของสถานีวัดระดับน้ำ M.9 ที่เวลา (t+2) แต่เวลาที่ (t+1) และ (t+2) เป็นเวลาในอนาคต กรมชลประทานจึงได้กำหนดใช้เป็นช่วงเวลาปัจจุบัน (t) แทน ดังสมการที่ 4 ที่กรมชลประทานใช้งานในปัจจุบัน โดยพบว่า โครงสร้างของโครงข่ายที่ให้ค่าประสิทธิภาพที่ดีที่สุดของการศึกษา มีโครงสร้างแบบ ใช้โครงสร้างแบบ 4 - 4 - 4 - 1 มีค่า Momentum Parameter เท่ากับ 0.03 มีค่า Learning Rate เท่ากับ 0.60 ที่ให้ค่า EI ประมาณ 0.8 โดยใช้สมการดังนี้

$$Q_{M.7}(t+3) = Q_{E.20A}(t) + Q_{M.5}(t) + Q_{M.9}(t) + Q_{M.7}(t) \quad (4)$$

วัตถุประสงค์การวิจัย

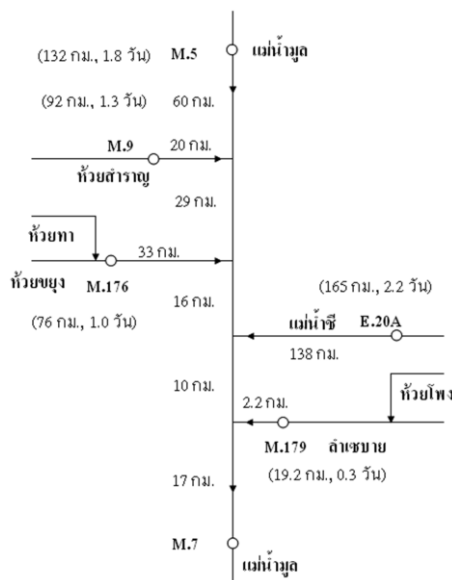
การวิจัยในครั้งนี้ มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 จังหวัดอุบลราชธานี โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยการหาข้อมูลนำเข้าแบบจำลอง ที่จะทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำ ซึ่งข้อมูลนำเข้าแบบจำลองได้แก่ ข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำที่อยู่ทางด้านเหนือของสถานีวัดระดับน้ำที่ต้องการพยากรณ์ และข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำที่ต้องการพยากรณ์ ในช่วงเวลาปัจจุบันและช่วงเวลาย้อนหลัง

วิธีดำเนินการวิจัย

ในการศึกษาในครั้งนี้ได้ศึกษาเพื่อหาค่าระดับน้ำในการพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ล่วงหน้า 3 วัน ซึ่งเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลนำเข้าที่เป็นค่าระดับน้ำท่ารายวันของสถานีวัดน้ำต่างๆ ณ เวลาปัจจุบันเพียงอย่างเดียว กับข้อมูลนำเข้าที่เป็นค่าระดับน้ำท่ารายวันของสถานีวัดน้ำต่างๆ ณ เวลาปัจจุบันและช่วงเวลาย้อนหลัง โดยเลือกใช้ที่เวลา 06.00 น. ซึ่งเป็นเวลาเริ่มต้นของการตรวจวัดประจำวัน ของสถานีวัดระดับน้ำต่างๆ ในบริเวณพื้นที่ศึกษา โดยได้หาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ยกกำลังสอง (r^2) ระหว่างค่าระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำทางด้านเหนือของสถานีวัดระดับน้ำ M.7 เทียบกับค่าระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำ M.7 ซึ่งได้แก่ สถานีวัดระดับน้ำสายหลักซึ่งคือ สถานีฯ E.20A ($r^2 = 0.91$), สถานีฯ M.5 ($r^2 = 0.92$) และได้ใช้ค่าระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำ M.7 ซึ่งเป็นสถานีวัดระดับน้ำสายหลักร่วมในการพยากรณ์ด้วย และได้ใช้ข้อมูลค่าระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำสายย่อยทางด้านต้นน้ำซึ่งคือ สถานีฯ M.9 ($r^2 = 0.94$), สถานีฯ M.179 ($r^2 = 0.95$) ร่วมในการพยากรณ์ด้วย ส่วนสถานีฯ M.176 ($r^2 = 0.76$) ไม่ได้ใช้ร่วมในการพยากรณ์เนื่องจากมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ยกกำลังสอง ที่ต่ำกว่าสถานีฯ ต่างๆ มาก โดยแผนผังทางเดินของน้ำได้แสดงดังรูปที่ 2 ซึ่ง (กม., วัน) หมายถึง ระยะทางในหน่วยกิโลเมตร, ระยะเวลาในหน่วยวัน ของการเดินทางของน้ำโดยประมาณจากสถานีต้นน้ำถึงสถานีวัดระดับน้ำ M.7 โดยที่ตั้งสถานีอุทกวิทยาริเวณพื้นที่ศึกษา มีรายละเอียดดังต่อไปนี้ M.7 แม่น้ำมูล ต.ในเมือง อ.เมือง จ.อุบลราชธานี, M.5 แม่น้ำมูล บ.เมืองคง ต.เมืองคง อ.ราชันยบุรี จ.ศรีสะเกษ, M.9 ห้วยสำราญ บ.หนองหญ้าปล้อง ต.หนองหญ้าปล้อง อ.เมือง จ.ศรีสะเกษ, M.179 ลำเซบาย บ.ท่าหวี ต.หัวดอน อ.เขื่องใน จ.อุบลราชธานี, M.176 ห้วยขยุง บ.โนนศรีโคตร ต.หนองหัวช้าง อ.กันทรารมย์ จ.ศรีสะเกษ, E.20A แม่น้ำชี บ.ฟ้าหยาด ต.ฟ้าหยาด อ.มหาชนะชัย จ.ยโสธร ซึ่งแผนผังทางเดินของน้ำผ่านสถานีวัดน้ำบริเวณพื้นที่ศึกษาได้แสดงดังรูปที่ 2

The 2nd STOU Graduate Research Conference

การศึกษาในครั้งนี้ได้ใช้วิธี Levenberg – Marquardt (LM) เนื่องจากเหตุผลดังที่กล่าวไปแล้วในหัวข้อทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยกำหนดจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น และกำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อน เท่ากับ 0.5 เท่าของจำนวน หน่วยในชั้นนำเข้า (Minns and Hall, 1996) โดยมีรายละเอียดของการศึกษาดังนี้



รูปที่ 2 แผนผังทางเดินของน้ำผ่านสถานีวัดน้ำบริเวณพื้นที่ศึกษา

1. ในการศึกษาในครั้งนี้ได้ใช้สมการ 20 ชุด โดยมีหลักในการพิจารณาเลือกสถานีวัดระดับน้ำ ซึ่งเริ่มจากการนำสถานีวัดระดับน้ำในลำน้ำหลักทางด้านต้นน้ำเข้าในสมการก่อน แล้วจึงนำสถานีวัดระดับน้ำในลำน้ำย่อย สถานีวัดระดับน้ำที่จะพยากรณ์เข้าในสมการ โดยให้มีการผสมผสานกันของสถานีวัดระดับน้ำในลำน้ำชีและสถานีวัดระดับน้ำในลำน้ำมูล โดยระดับน้ำของสถานีใดที่กำหนดใช้ค่าคือ WL แล้วตามด้วยชื่อสถานีนั้น ดังสมการฟังก์ชันความสัมพันธ์ต่อไปนี้

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

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

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

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

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

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

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

การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับบัณฑิตศึกษา มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 2
The 2nd STOU Graduate Research Conference

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

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

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 $WL_{M.7}(t+3) = f[WL_{M.9}(t)]$

กรณี 13 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f[WL_{M.179}(t)]$

กรณี 14 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f[WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t)]$

กรณี 15 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f[WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.9}(t)]$

กรณี 16 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f[WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.179}(t)]$

กรณี 17 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f[WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.9}(t), WL_{M.179}(t)]$

กรณี 18 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f[WL_{M.9}(t), WL_{M.179}(t)]$

กรณี 19 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f[WL_{E.20A}(t), WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.179}(t)]$

2. คัดเลือกข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ และสำหรับการทดสอบ เพื่อนำเข้าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยแบ่งจำนวนชุดข้อมูลที่มีทั้งหมดเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 ใช้สำหรับการทดสอบ โดยใช้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2554, 2549 ส่วนที่ 2 ใช้สำหรับการเรียนรู้ โดยใช้ข้อมูลในปี พ.ศ.2550 - พ.ศ.2553 ซึ่งช่วงเวลาที่พยากรณ์ คือ 10 กค. – 30 พย.

3. ใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ใน MATLAB รุ่น R2007b สำหรับการเรียนรู้ และการทดสอบ โดยกำหนดให้ประมวลผลใน 50 รอบของการคำนวณ

4. วิเคราะห์และสรุปผลการทดลอง วิเคราะห์ความแม่นยำของแบบจำลอง โดยผลลัพธ์จากการคำนวณคือ ค่าระดับน้ำจากการพยากรณ์ แล้วนำไปตรวจสอบกับระดับน้ำที่เกิดจริง โดยอ้างอิงจากค่าสถิติคือ Root Mean Square Error (RMSE) และ Efficiency Index (EI) เพื่อหาความแม่นยำของการพยากรณ์ โดยมีหลักในการพิจารณาดังนี้ 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)

การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับบัณฑิตศึกษา มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 2
The 2nd STOU Graduate Research Conference

ผลการวิจัย

จากการศึกษาเพื่อหาค่าระดับน้ำในการพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ล่วงหน้า 3 วัน ซึ่งเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลนำเข้าที่เป็นค่าระดับน้ำทำรายวันของสถานีวัดน้ำต่างๆ ณ เวลาปัจจุบันเพียงอย่างเดียว กับข้อมูลนำเข้าที่เป็นค่าระดับน้ำทำรายวันของสถานีวัดน้ำต่างๆ ณ เวลาปัจจุบันและช่วงเวลาย้อนหลัง ซึ่งแสดงผลการวิจัยได้ดังต่อไปนี้

1. ทำการคัดเลือกสมการที่ให้ค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองจากค่าที่ดี ซึ่งคัดเลือกได้ 10 สมการ โดยแสดงผลการคัดเลือกได้ตามตารางที่ 1 ที่ได้เรียงลำดับตามค่าดัชนีวัดประสิทธิภาพ (EI) ของแบบจำลองจากสูงไปต่ำแล้ว

ตารางที่ 1 ค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองชุดที่ 1

ลำดับค่าประสิทธิภาพ	ชุด - กรณิ	ค่า EI	ผลต่าง EI	ค่า RMSE	ผลต่าง RMSE
1	ชุด 1 กรณิ 16	0.9755		0.3693	
2	ชุด 1 กรณิ 14	0.9752	0.0003	0.3712	0.0019
3	ชุด 1 กรณิ 5	0.9751	0.0001	0.3720	0.0008
4	ชุด 1 กรณิ 15	0.9751	0.0000	0.3724	0.0004
5	ชุด 1 กรณิ 19	0.9735	0.0016	0.3837	0.0113
6	ชุด 1 กรณิ 3	0.9727	0.0008	0.3899	0.0062
7	ชุด 1 กรณิ 8	0.9713	0.0014	0.3992	0.0093
8	ชุด 1 กรณิ 17	0.9705	0.0008	0.4047	0.0055
9	ชุด 1 กรณิ 9	0.9675	0.0030	0.4249	0.0202
10	ชุด 1 กรณิ 7	0.9672	0.0003	0.4270	0.0021
11	ชุด 1 กรณิ 6	0.9117	0.0555	0.7006	0.2736
12	ชุด 1 กรณิ 4	0.9104	0.0013	0.7061	0.0055
13	ชุด 1 กรณิ 2	0.8943	0.0161	0.7666	0.0605
14	ชุด 1 กรณิ 10	0.8775	0.0168	0.8253	0.0587

การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับบัณฑิตศึกษา มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 2
The 2nd STOU Graduate Research Conference

ตารางที่ 1 (ต่อ)

ลำดับค่าประสิทธิภาพ	ชุด - กรณี	ค่า EI	ผลต่าง EI	ค่า RMSE	ผลต่าง RMSE
15	ชุด 1 กรณี 1	0.8657	0.0118	0.8643	0.0390
16	ชุด 1 กรณี 18	0.8607	0.005	0.8801	0.0158
17	ชุด 1 กรณี 13	0.8529	0.0078	0.9046	0.0245
18	ชุด 1 กรณี 11	0.7872	0.0657	1.0880	0.1834
19	ชุด 1 กรณี 12	0.7651	0.0221	1.1430	0.0550

จากตารางที่ 1 จะเห็นว่ากรณีของสมการในช่วง 10 ลำดับแรก ให้ค่าประสิทธิภาพที่แตกต่างกันไม่มากนัก คือ ในช่วง 10 ลำดับแรก มีค่าผลต่าง EI อยู่ระหว่าง 0 - 0.008 แต่ค่าผลต่าง EI ของลำดับที่ 11 มีค่าเท่ากับ 0.047 ซึ่งมากกว่าค่าผลต่าง EI ที่อยู่ในช่วงดังกล่าวมาก และในช่วง 10 ลำดับแรก มีค่าผลต่างระหว่างช่วงของ RMSE อยู่ระหว่าง 0 - 0.048 แต่ค่าผลต่างระหว่างช่วงของ RMSE ของลำดับที่ 11 มีค่าเท่ากับ 0.226 ซึ่งมากกว่าค่าผลต่างระหว่างช่วงของ RMSE ที่อยู่ในช่วงดังกล่าวมาก จึงได้คัดเลือกสมการลำดับที่ 1 ถึงลำดับที่ 10 เนื่องจากให้ค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ดี ไปใช้ในการเปรียบเทียบกับสมการที่จะได้เพิ่มช่วงเวลาซ้อนหลังให้กับสมการดังกล่าวต่อไป ซึ่งเนื่องจากการเคลื่อนที่ของพายุในช่วงฤดูฝนสวนทางกับการเคลื่อนที่ของน้ำท่า ระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำทางด้านท้ายน้ำจะเริ่มรับรู้สถานะการณ์ก่อน โดยระดับน้ำจะเริ่มสูงขึ้นก่อนระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำทางด้านเหนือน้ำ ในช่วงเวลาที่พายุเคลื่อนที่เข้าสู่พื้นที่รับน้ำฝนของสถานีวัดระดับน้ำทางด้านท้ายน้ำและทางด้านเหนือน้ำตามลำดับ จึงได้พิจารณาข้อมูลระดับน้ำในช่วงเวลาซ้อนหลัง เป็นข้อมูลนำเข้าสู่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

2. ทำการเพิ่มค่าระดับน้ำ ณ เวลาซ้อนหลัง เข้าใน 10 สมการข้างต้น แล้วคัดเลือกสมการที่ให้ค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ดี ซึ่งคัดเลือกได้ 10 สมการ ซึ่งการคัดเลือกลักษณะดังกล่าวได้คัดเลือกโดยการเพิ่มค่าระดับน้ำในช่วงเวลาซ้อนหลังของทีละสถานี เข้าสู่สมการชุดที่ 1 ในช่วง t-1 ถึงช่วง t-3 แล้วใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทำการพยากรณ์ค่าระดับน้ำ แล้วนำผลค่าระดับน้ำที่ได้และค่าระดับน้ำจากการตรวจวัดจริง มาหาค่าประสิทธิภาพของแบบจำลอง แล้วทำการคัดเลือกสมการที่ให้ค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ดีที่สุด โดยพิจารณาจากค่า EI ที่มีค่ามากที่สุด ใกล้กับค่า 1 มากที่สุด และค่า RMSE ที่มีค่าน้อยใกล้กับค่า 0 มากที่สุด โดยแสดงผลการคัดเลือกสมการได้ดังต่อไปนี้

- ชุด 2 กรณี 3 คือ $WL_{M,7}(t+3) = f[WL_{E,20A}(t), WL_{M,7}(t), WL_{E,20A}(t-1), WL_{M,7}(t-1), WL_{E,20A}(t-2), WL_{M,7}(t-2)]$
- ชุด 2 กรณี 5 คือ $WL_{M,7}(t+3) = f[WL_{E,20A}(t), WL_{M,5}(t), WL_{M,7}(t), WL_{E,20A}(t-1), WL_{M,5}(t-1), WL_{M,7}(t-1), WL_{M,7}(t-2)]$
- ชุด 2 กรณี 7 คือ $WL_{M,7}(t+3) = f[WL_{E,20A}(t), WL_{M,9}(t), WL_{M,7}(t), WL_{E,20A}(t-1), WL_{M,7}(t-1), WL_{M,7}(t-2)]$

4. ชุด 2 กรณี 8 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t), WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.9}(t), WL_{E.20A}(t-1), WL_{M.9}(t-1), WL_{M.7}(t-1), WL_{M.7}(t-2), WL_{M.9}(t-2), WL_{E.20A}(t-2)]$
5. ชุด 2 กรณี 9 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t), WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.9}(t), WL_{M.179}(t), WL_{E.20A}(t-1), WL_{M.9}(t-1), WL_{M.7}(t-1)]$
6. ชุด 2 กรณี 14 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.5}(t-1), WL_{M.7}(t-1), WL_{M.5}(t-2), WL_{M.7}(t-2)]$
7. ชุด 2 กรณี 15 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t), WL_{M.9}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.5}(t-1), WL_{M.9}(t-1), WL_{M.7}(t-1), WL_{M.7}(t-2)]$
8. ชุด 2 กรณี 16 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.179}(t), WL_{M.5}(t-1), WL_{M.7}(t-1), WL_{M.7}(t-2)]$
9. ชุด 2 กรณี 17 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.9}(t), WL_{M.179}(t), WL_{M.5}(t-1), WL_{M.7}(t-1), WL_{M.7}(t-2)]$
10. ชุด 2 กรณี 19 คือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{E.20A}(t), WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.179}(t), WL_{E.20A}(t-1), WL_{M.7}(t-1)]$

ผลการศึกษาเพื่อหาค่าประสิทธิภาพของแบบจำลอง และได้จัดลำดับความสำคัญของสมการ ในกรณีศึกษาที่เป็นการพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ล่วงหน้า 3 วัน ซึ่งข้อมูลนำเข้าระดับน้ำทำ ณ เวลาปัจจุบันและระดับน้ำทำ ณ เวลาย้อนหลัง (ข้อมูลชุด 2) ซึ่งได้แสดงผลไว้ในตารางที่ 2

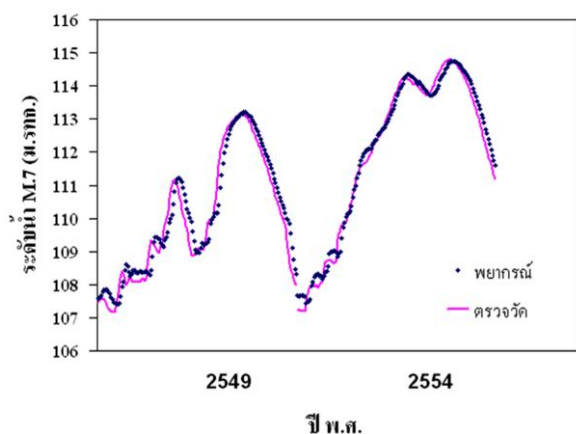
ตารางที่ 2 เรียงลำดับตามค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองชุดที่ 2 จากค่าที่ดีมากกว่าไปถึงค่าที่ด้อยกว่า

ลำดับ	ชุด - กรณี	ค่า EI	ผลต่าง EI	ค่า RMSE	ผลต่าง RMSE
1	ชุด2 กรณี 14	0.9885		0.2531	
2	ชุด2 กรณี 5	0.9877	0.0008	0.2613	0.0081
3	ชุด2 กรณี 15	0.9875	0.0003	0.2641	0.0028
4	ชุด2 กรณี 3	0.9863	0.0012	0.2761	0.0121
5	ชุด2 กรณี 16	0.9863	0.0000	0.2763	0.0001
6	ชุด2 กรณี 19	0.9847	0.0015	0.2914	0.0151
7	ชุด2 กรณี 17	0.9844	0.0003	0.2945	0.0031

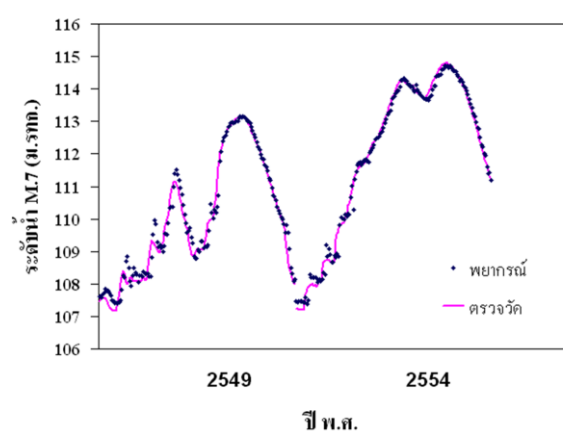
ตารางที่ 2 (ต่อ)

ลำดับ	ชุด - กรณี	ค่า EI	ผลต่าง EI	ค่า RMSE	ผลต่าง RMSE
8	ชุด 2 กรณี 7	0.9823	0.0021	0.3140	0.0195
9	ชุด 2 กรณี 9	0.9812	0.0010	0.3230	0.0090
10	ชุด 2 กรณี 8	0.9806	0.0007	0.3285	0.0056

จากตารางที่ 1 เมื่อพิจารณาเฉพาะ 10 ลำดับแรกที่ถูกคัดเลือก จะเห็นว่ากรณีของสมการของข้อมูลชุด 1 ในลำดับที่ 5 ให้ค่าประสิทธิภาพที่แตกต่างกันมาก คือ มีค่าผลต่างระหว่างช่วงของ EI เท่ากับ 0.0016 และมีค่าผลต่างระหว่างช่วงของ RMSE เท่ากับ 0.0113 โดยในช่วง 4 ลำดับแรกให้ค่าประสิทธิภาพที่แตกต่างกันไม่มาก คือ มีค่าผลต่างระหว่างช่วงของ EI เท่ากับ 0.0000 – 0.0003 และมีค่าผลต่างระหว่างช่วงของ RMSE อยู่ระหว่าง 0.0004 – 0.0019 จึงได้คัดเลือกสมการในช่วง 4 ลำดับแรก มาพิจารณาว่าสถานีวัดระดับน้ำไหนมีอยู่ในสมการที่ถูกคัดเลือกดังกล่าวบ้าง ซึ่งจากการพิจารณาสมการลำดับ 1 ถึงลำดับที่ 3 จะเห็นว่า มีพจน์ของ $WL_{M.5}(t)$ และ $WL_{M.7}(t)$ อยู่ในทุกสมการดังกล่าว ซึ่งได้แสดงตัวอย่างค่าระดับน้ำที่ได้จากการพยากรณ์โดยเทียบกับค่าระดับน้ำจากการตรวจวัดจริงของสมการในลำดับที่ 1 ของสมการชุดที่ 1 ซึ่งเป็นกรณีที่ 16 ดังแสดงในรูปที่ 3



รูปที่ 3 ค่าระดับน้ำของสมการลำดับ 1 ของชุด 1



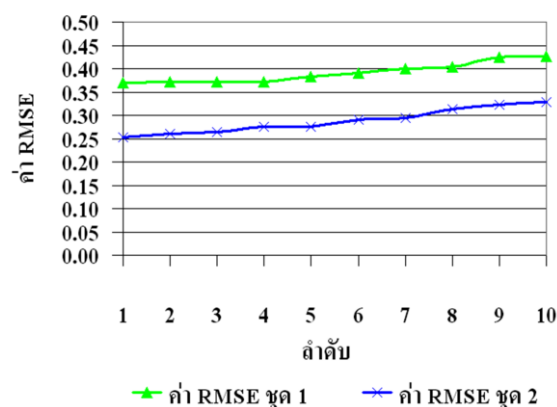
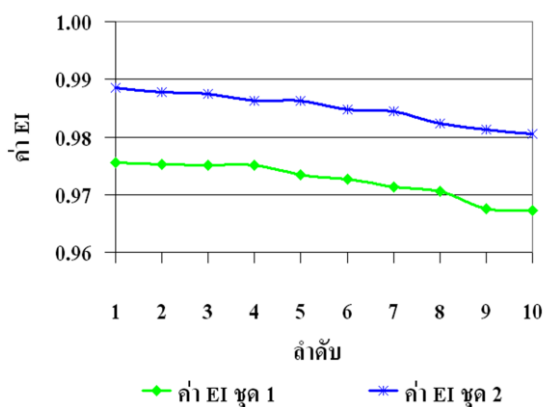
รูปที่ 4 ระดับน้ำของสมการลำดับ 1 ของชุด 2

จากตารางที่ 2 จะเห็นว่ากรณีของสมการของข้อมูลชุด 2 ในลำดับที่ 4 ให้ค่าดัชนีวัดประสิทธิภาพที่แตกต่างกันมาก คือ มีค่าผลต่างระหว่างช่วงของ EI เท่ากับ 0.0012 และมีค่าผลต่างระหว่างช่วงของ RMSE เท่ากับ 0.0121 โดยในช่วง 3 ลำดับแรก ให้ค่าประสิทธิภาพที่แตกต่างกันไม่มาก คือ มีค่าผลต่างระหว่างช่วงของ EI เท่ากับ 0.0003 – 0.0008 และมีค่าผลต่างระหว่างช่วงของ RMSE อยู่ระหว่าง 0.0028 – 0.0081 จึงได้คัดเลือกสมการในช่วง 3 ลำดับแรก มาพิจารณาว่าสถานีวัดระดับน้ำไหนมีอยู่ในสมการที่ถูกคัดเลือกดังกล่าวบ้าง ซึ่งจากการพิจารณาสมการลำดับ 1 ถึงลำดับที่ 3 จะเห็นว่า มีพจน์ของ $WL_{M.5}(t)$ และ $WL_{M.7}(t)$ อยู่ในทุกสมการดังกล่าว ซึ่งได้แสดงตัวอย่างค่าระดับน้ำที่ได้จากการ

พยากรณ์โดยเทียบกับค่าระดับน้ำจากการตรวจวัดจริงของสมการในลำดับที่ 1 ของสมการชุดที่ 2 ซึ่งเป็นกรณีที่ 14 ดังแสดงในรูปที่ 4

จากการพิจารณาสมการที่ดีที่สุด 4 ลำดับแรกของแบบจำลองชุดที่ 1 (ตารางที่ 1) และ 3 ลำดับแรกของแบบจำลองชุดที่ 2 (ตารางที่ 2) จะเห็นว่า มีพจน์ของ $WL_{M.5}(t)$ และ $WL_{M.7}(t)$ อยู่ในทุกสมการดังกล่าว และจากการพิจารณาสมการที่ดีที่สุด 3 ลำดับแรกของแบบจำลองชุดที่ 2 (ตารางที่ 2) จะเห็นว่า มีพจน์ของ $WL_{M.5}(t-1)$, $WL_{M.7}(t-1)$ และ $WL_{M.7}(t-2)$ อยู่ในทุกสมการดังกล่าว และจากการพิจารณาสมการที่ดีที่สุดของแบบจำลองชุดที่ 2 (ตารางที่ 2) จะเห็นว่า มีพจน์ $WL_{M.5}(t-2)$ ร่วมอยู่ในสมการดังกล่าว จึงสรุปได้ว่า การพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ล่วงหน้า 3 วัน มีความสัมพันธ์ ที่ดีกับข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำทางด้านเหนือของสถานีวัดระดับน้ำที่ต้องการพยากรณ์ ที่อยู่ในแม่น้ำสายหลักที่ใกล้ที่สุด (ในที่นี้คือสถานีวัดระดับน้ำ M.5) ณ เวลาปัจจุบันและย้อนหลัง 1 และ 2 วัน ร่วมกับข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดระดับน้ำที่ต้องการพยากรณ์ (ในที่นี้คือสถานีวัดระดับน้ำ M.7) ณ เวลาปัจจุบันและย้อนหลัง 1 และ 2 วัน ซึ่งได้นำประสิทธิภาพของแบบจำลองของชุดที่ 1 มาเปรียบเทียบกับ ค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองของชุดที่ 2 ดังแสดงในรูปที่ 5 ที่เป็นการเปรียบเทียบค่าดัชนีวัดประสิทธิภาพ (EI) และรูปที่ 6 ที่เป็นการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อน (RMSE)

จากรูปที่ 5 แสดงให้เห็นว่าค่า EI ของข้อมูลชุดที่ 2 จะสูงกว่าค่า EI ของข้อมูลชุดที่ 1 และจากรูปที่ 6 แสดงให้เห็นว่า ค่า RMSE ของข้อมูลชุดที่ 2 จะต่ำกว่าค่า RMSE ของข้อมูลชุดที่ 1 นั่นหมายถึง การเพิ่มข้อมูลค่าระดับน้ำในช่วงเวลาย้อนหลังที่เหมาะสมให้กับสมการที่มีเฉพาะข้อมูลค่าระดับน้ำในช่วงเวลาปัจจุบันจะทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น โดยสรุปได้ดังนี้



รูปที่ 5 เปรียบเทียบค่า EI ชุดที่ 1 กับ ชุดที่ 2

รูปที่ 6 เปรียบเทียบค่า RMSE ชุดที่ 1 กับ ชุดที่ 2

1. การพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ล่วงหน้า 3 วัน มีความสัมพันธ์ที่ดีกับข้อมูลนำเข้าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เป็นข้อมูลระดับน้ำสถานีวัดน้ำดังนี้ $WL_{M.5}(t-1)$, $WL_{M.5}(t-2)$, $WL_{M.7}(t-1)$ และ $WL_{M.7}(t-2)$
2. สมการฟังก์ชันความสัมพันธ์ที่มีความแม่นยำน่าเชื่อถือที่สุดคือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t), WL_{M.7}(t), WL_{M.5}(t-1), WL_{M.7}(t-1), WL_{M.5}(t-2), WL_{M.7}(t-2)]$ โดยให้ค่า $EI = 0.9885$, $RMSE = 0.2531$

อภิปรายผลการวิจัย

จากการใช้ทฤษฎีของ Levenberg – Marquardt ในการพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ล่วงหน้า 3 วัน ของการศึกษาในครั้งนี้ เมื่อได้เปรียบเทียบกับผลการศึกษาซึ่งใช้ทฤษฎีของ Gradient descent เพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำของกรมชลประทาน (จากการสอบถาม) ผลปรากฏว่าค่าดัชนีวัดประสิทธิภาพ (EI) ของสมการที่เหมาะสม โดยใช้ข้อมูลนำเข้าที่เป็นค่าระดับน้ำทำรายวันของสถานีวัดน้ำต่างๆ ณ เวลาปัจจุบันและช่วงเวลาซ้อนหลัง ในครั้งนี้ ให้ค่า EI อยู่ในช่วง 0.98 – 0.99 ซึ่งมีค่ามากกว่าค่า EI ที่กรมชลประทานพยากรณ์ได้โดยใช้ข้อมูลนำเข้าที่เป็นค่าระดับน้ำทำรายวันของสถานีวัดน้ำต่างๆ ณ เวลาปัจจุบันเพียงอย่างเดียว ที่มีค่า EI ประมาณ 0.8 ซึ่งการศึกษาในครั้งนี้ ก็เป็นอีกทางเลือกหนึ่งในการพยากรณ์

สรุปผลการวิจัย

การศึกษาในครั้งนี้ ได้ทำการศึกษาเพื่อพยากรณ์ระดับน้ำล่วงหน้า 3 วัน โดยมีพื้นที่ศึกษาคือที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 จังหวัดอุบลราชธานี จากผลการศึกษา สามารถสรุปได้ดังนี้

1. การพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 ล่วงหน้า 3 วัน มีความสัมพันธ์ที่ดีกับข้อมูลนำเข้าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ที่เป็นข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดน้ำที่อยู่ในแม่น้ำสายหลักทางด้านเหนือหน้าที่ใกล้สถานีวัดน้ำที่ต้องการพยากรณ์มากที่สุด (M.5) ณ เวลาปัจจุบันและซ้อนหลัง 1 และ 2 วัน ($WL_{M.5}(t)$, $WL_{M.5}(t-1)$ และ $WL_{M.5}(t-2)$) ร่วมกับข้อมูลระดับน้ำของสถานีวัดน้ำที่ต้องการพยากรณ์ (M.7) ณ เวลาปัจจุบันและซ้อนหลัง 1 และ 2 วัน ($WL_{M.7}(t)$, $WL_{M.7}(t-1)$ และ $WL_{M.7}(t-2)$)
2. สมการฟังก์ชันความสัมพันธ์ที่มีความแม่นยำน่าเชื่อถือที่สุดคือ $WL_{M.7}(t+3) = f [WL_{M.5}(t), WL_{M.5}(t-1), WL_{M.5}(t-2), WL_{M.7}(t), WL_{M.7}(t-1), WL_{M.7}(t-2)]$ โดยพิจารณาจากค่า EI ที่ให้ค่ามากที่สุดของการศึกษาในครั้งนี้ที่มีค่า = 0.9885 ซึ่งมากกว่าค่า 0.70 ที่เป็นเกณฑ์ที่ยอมรับได้ และมากกว่าค่า 0.90 แสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์มีความแม่นยำน่าเชื่อถือมาก ส่วนค่า RMSE ที่น้อยที่สุดของการศึกษาในครั้งนี้ที่มีค่า = 0.2531

เอกสารอ้างอิง

- ข่าวกระทรวงสาธารณสุข. 2554. http://www.dmh.go.th/sty_libnews/news/view.asp?id=16917.
- ข่าวรายการโทรทัศน์ทีวีสีช่อง 3. 2554. <http://www.krobkruakao.com>.
- ข่าวหนังสือพิมพ์เดลินิวส์. 2554. <http://www.dailynews.co.th/newstartpage/index.cfm?page=content&categoryID=322&contentID=173571>.
- ภูวดล สุขขา. (2548). การทำนายปริมาณน้ำรายวันไหลเข้าอ่างเก็บน้ำขนาดใหญ่ในลุ่มน้ำปิงตอนบนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต : มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
- สถาบันพัฒนาการชลประทาน. (2551). เอกสารประกอบการฝึกอบรม การประยุกต์ใช้ Artificial Neural Network (ANNs) ในงานชลประทาน. นนทบุรี : สถาบันพัฒนาการชลประทาน
- สุประภาพร พัฒนสังห์เสนีย์ สุรัชย์ ลิปิวัฒนาการ และ นุชนารถ ศรีวงศิตานนท์. (2547). “แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่กลับที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่วม สำหรับแม่น้ำปิง”, ใน การประชุมวิชาการวิศวกรรมโยธาแห่งชาติ ครั้งที่ 9.
- เสรี ศุภราทิตย์. (2543). “Streamflow Forecasting By Using The Artificial Neural Networks”, ใน การประชุมทางวิชาการ ครั้งที่ 6 ของชมรมนักอุทกวิทยา. นนทบุรี : วิทยาลัยการชลประทาน

- เสรี สุภราทิชัย. (2544). คู่มือพยากรณ์น้ำโดยโครงข่ายประสาทเทียม. นนทบุรี : สถาบันพัฒนาการชลประทาน
- โอม ไทยสวัสดิ์ นุชนารถ ศรีวงศิตานนท์ และ สุรัชย์ ลิปิวัฒนาการ. (2550). “การประเมินน้ำท่ารายวันในลุ่มน้ำขนาดเล็กที่ไม่มีการวัดน้ำท่าโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม”, ใน การประชุมวิชาการวิศวกรรมโยธาแห่งชาติ ครั้งที่ 12. โรงแรมอมรินทร์ลากูน พิษณุโลก
- ASCE. (2000). “Artificial neural networks in hydrology, I: Preliminary concepts”, Journal of Hydrologic Engineering. 5: 115-123
- Chaipimonplin, T. (2010). An exploration of Neural Network Modelling Options for the Upper River Ping, Thailand. PhD thesis : School of Geography, University of Leeds
- 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
- Kasabov, N. (1996). Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering. Cambridge MA, The MIT Press
- Minns, A.W. and Hall, M.J. (1996). “Artificial neural networks as rainfall-runoff models”, Hydrological Sciences Journal. 41(3) : 399-417