

## การพยากรณ์ระดับน้ำโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5

### WATER LEVEL FORECASTING BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORK MODEL WITH RAINFALL DATA FROM WRF-ECHAM5 MODEL

ยุพิน ไชยสมภาร\* ทวี ชัยพิมพลิน

Yupin Chaisompran\*, Tawee Chaipimonplin

ภาควิชาภูมิศาสตร์ คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่

Department of Geography, Faculty of Social Sciences, Chiang Mai University.

\*Corresponding author, E-mail: Chaisompran@gmail.com

#### บทคัดย่อ

การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในปัจจุบันส่งผลให้มีฝนตกหนักเพิ่มขึ้นและส่งผลกระทบต่อทำให้เกิดน้ำท่วม ในระดับภูมิภาคมีการใช้แบบจำลองสภาพภูมิอากาศระดับภูมิภาค (WRF - ECHAM5) คาดการณ์ปริมาณน้ำฝนในอนาคต ขณะที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ได้นำมาใช้ในการพยากรณ์น้ำท่วมอย่างแพร่หลาย ในงานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF - ECHAM5 (Weather Research and Forecasting - ECHAM5) เป็นข้อมูลนำเข้าสำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งได้ใช้เหตุการณ์น้ำท่วมในช่วง ค.ศ. 1980-2006 เพื่อศึกษาหาโครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ มีการเปรียบเทียบกระบวนการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt (LM) และ Bayesian Regularization (BR) และการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่แตกต่างกันซึ่งอ้างอิงตามจำนวนตัวแปรของข้อมูลนำเข้า (50%, n, n+50% และ 2n) รวมทั้งมีการเปรียบเทียบประเภทของข้อมูลนำเข้าระหว่างการใช้น้ำฝนจากกริด และค่าน้ำฝนที่ได้ทำการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ ผลการวิจัยพบว่าโครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมคือ การเรียนรู้แบบ LM และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นควรกำหนด 50% ของจำนวนข้อมูลนำเข้า และยังพบว่าการนำค่าน้ำฝนมาหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่จะให้ผลการพยากรณ์ได้ดีกว่าการใช้น้ำฝนจากกริดรวมกับการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม WRF-ECHAM5 พยากรณ์ ระดับน้ำ

#### Abstract

The current climate change increases the heavy rainfall and results in flooding. A regional climate model (WRF - ECHAM5) has been used for rainfall prediction. An Artificial Neural Network Model (ANN) is used for flood forecasting worldwide. This research uses rainfall data from WRF - ECHAM5 (Weather Research and Forecasting - ECHAM5) model as the input data during 1980-2006 for water level forecasting applying Artificial Neural Network Model (ANN) to find out the suitable model architecture for forecasting by comparison learning algorithms Levenberg-Marquardt

(LM) and Bayesian Regularization (BR), including setting different numbers of hidden node that are based on number of input variables (50%,  $n$ ,  $n+50\%$  and  $2n$ ). Moreover, different types of input data between rainfall from grid and moving average rainfall are compared. The results show that the suitable Artificial Neural Network architecture is LM learning algorithm and number of hidden nodes should be 50% of number of input variables. In addition, using moving average rainfall better than using both rainfall from grid and moving average rainfall.

**Keywords:** Artificial Neural Network, WRF-ECHAM5, Forecasting, Water Level

## บทนำ

การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในปัจจุบันเป็นปัญหาที่ทวีความรุนแรงเพิ่มมากขึ้น ดังจะเห็นได้จากปรากฏการณ์เอลนีโญ ในปี พ.ศ. 2558- พ.ศ. 2559 นั้นทำให้หลายประเทศทั่วโลก ประสบกับปัญหาการขาดแคลนน้ำซึ่งถือว่าเป็นภัยที่มีความรุนแรงมากในรอบ 100 ปีที่ผ่านมา จากปัญหาที่เกิดขึ้นนี้ได้มีหลายฝ่ายที่ตระหนักถึงความรุนแรงที่จะเกิดขึ้นจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในอนาคต ดังนั้นจึงมีหลายหน่วยงานที่เริ่มทำการศึกษาถึงการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศมากขึ้น และแบบจำลองภูมิอากาศโลกก็เป็นทางเลือกหนึ่งที่ถูกหยิบยกขึ้นมาทำการศึกษาและมีการพัฒนาให้เป็น WRF-ECHAM5 ซึ่งมีความละเอียดกริด 20 กิโลเมตร [1] สำหรับการวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศของประเทศไทยในอนาคต โดยข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองสามารถนำไปศึกษาในเรื่องของผลกระทบต่างๆ ที่เกิดจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศไม่ว่าจะเป็น เรื่องของสุขภาพ ระบบนิเวศ ภัยธรรมชาติต่างๆ ที่เกิดขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งภัยจากน้ำท่วมซึ่งเป็นภัยที่มีความรุนแรงและสร้างความเสียหาย ในด้านสังคม เศรษฐกิจ จากเหตุการณ์น้ำท่วมใหญ่ในปี 2554 ซึ่งนับได้ว่าเป็นน้ำท่วมที่มีความรุนแรงมากที่สุดในรอบ 70 ปี ในครั้งนั้นวาทภัยได้สร้างความเสียหายและผลกระทบไปทั้งประเทศไทย จังหวัดเชียงใหม่เป็นจังหวัดหนึ่งที่ได้รับผลกระทบจากน้ำท่วมในครั้งนั้น ซึ่งสร้างความเสียหายอย่างรุนแรง

โดยเฉพาะในด้านของการท่องเที่ยวเนื่องจากเชียงใหม่เป็นหนึ่งในเมืองที่มีการสนับสนุนในเรื่องของเศรษฐกิจการท่องเที่ยวอย่างมาก จากผลกระทบที่เกิดขึ้นทำให้ตระหนักว่าวาทภัยเป็นภัยที่มีความรุนแรงและสร้างความเสียหายเป็นวงกว้าง หน่วยงานต่างๆ ต้องเข้ามาจัดการแก้ไขปัญหาดังกล่าว ซึ่งรวมถึงกลุ่มนักวิชาการที่ให้ความสนใจกับการศึกษาเพื่อพยากรณ์หรือคาดการณ์น้ำท่วมในอนาคต โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นทางเลือกหนึ่งที่ถูกนำมาใช้ในการพยากรณ์หรือคาดการณ์น้ำท่วม เนื่องจากเป็นแบบจำลองที่ใช้ความสัมพันธ์เชิงตัวเลขซึ่งทำให้ประหยัดเวลาในการเก็บข้อมูลภาคสนาม และง่ายต่อการปรับปรุงข้อมูลเมื่อมีข้อมูลปัจจุบัน โดยตัวแปรที่มีผลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีอยู่หลายปัจจัย เช่น ความถูกต้องหรือประเภทของข้อมูลนำเข้าที่มีนัยสำคัญกับข้อมูลพยากรณ์ การกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น [2] การกำหนดจำนวนชั้นซ่อนเร้น [3] การเลือกใช้ประเภทการเรียนรู้ [4] หรือการคัดเลือกข้อมูลสำหรับการเรียนรู้และทดสอบ [5] เป็นต้น

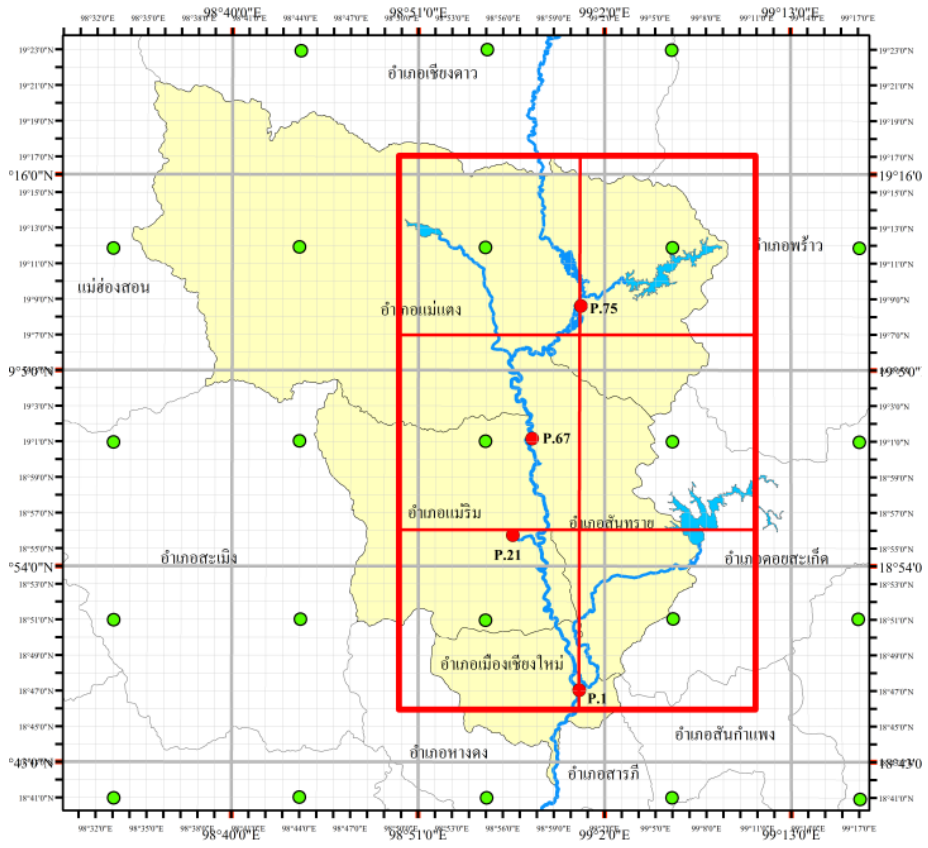
## วัตถุประสงค์ของการวิจัย

งานวิจัยครั้งนี้จะเป็นการประยุกต์แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำจากข้อมูลน้ำฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศ (WRF-ECHAM5) โดยมีประเด็นในการศึกษา 3 ประเด็นคือ (1) การเปรียบเทียบประเภทการเรียนรู้

Levenberg-Marquardt (LM) และ Bayesian Regularization (BR) เนื่องจาก LM เป็นกระบวนการเรียนรู้ที่เร็วที่สุด จึงนิยมใช้มากที่สุด [6] และ Chaipimonplin [4-5] สรุปว่าการเรียนรู้ BR ให้ผลการพยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดแม่นยำที่สุด (2) การกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น 5 ค่า โดยอ้างอิงจากงานวิจัย ทวี ชัยพิมลผลิน [7-8] กำหนดเป็น 1 โหนด จำนวนร้อยละ 50 จากจำนวนข้อมูลนำเข้า (50%) จำนวนเท่ากับจำนวนข้อมูลนำเข้า (n) จำนวน 1.5 เท่าของจำนวนข้อมูลนำเข้า (n+50%) และ 2 เท่าของจำนวนข้อมูลนำเข้า (2n) และ (3) เปรียบเทียบการใช้ค่าน้ำฝนในแต่ละกริดและค่าน้ำฝนที่ได้ทำการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ (Moving Average) ที่ได้จากแบบจำลองภูมิอากาศเนื่องจากค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ จะช่วยให้ได้ข้อมูลเชิงมิติของเวลาในการสะสมของน้ำฝนในพื้นที่

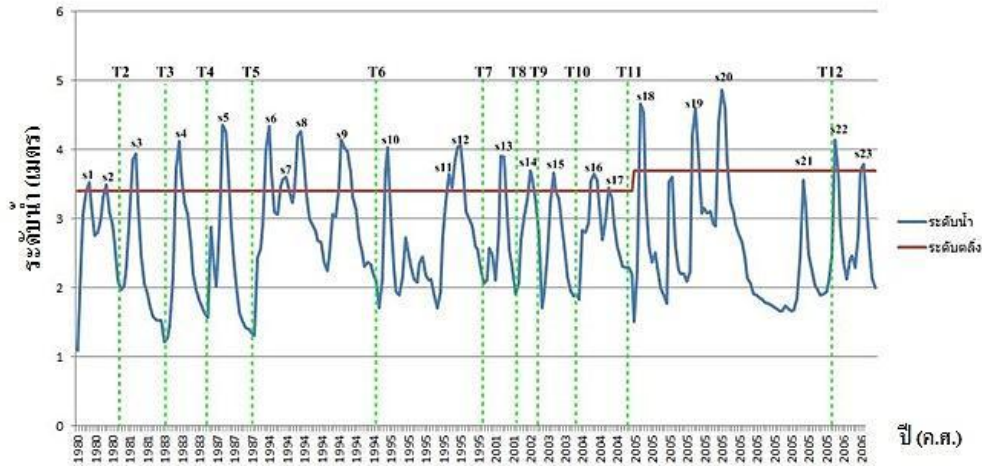
**พื้นที่ศึกษาและวิธีวิจัย**

พื้นที่ศึกษา คือ เทศบาลนครเชียงใหม่ ตั้งอยู่ในพื้นที่ลุ่มน้ำปิงตอนบน พื้นที่ราบลุ่มทางตอนกลางเชิงตอยสุเทพ มีแม่น้ำปิงไหลผ่านใจกลางเมืองในแนวเหนือ-ใต้ ลักษณะภูมิประเทศที่เอื้อต่อการเกิดน้ำท่วมทำให้ได้รับอิทธิพลจากน้ำท่วมในฤดูกาลน้ำหลาก มีสถานีวัดระดับน้ำในเขตเทศบาลคือ สถานี P.1 ณ สะพานนวรัฐ (สถานีวัดน้ำแสดงแทนด้วยจุดสีแดง) โดยมีระดับตลิ่งอยู่ที่ 3.7 ซึ่งเมื่อซ้อนทับกับข้อมูลกริดน้ำฝน จากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 ที่ความละเอียด 20\*20 กิโลเมตร ซึ่งมีกริด 6 กริดที่ครอบคลุมพื้นที่ศึกษา คือ 18° 51' 36" - 98° 55' 39", 18° 51' 36" - 99° 6' 39", 19° 1' 60" - 98° 55' 39", 19° 1' 60" - 99° 6' 39", 19° 12' 23" - 98° 55' 39", 19° 12' 23" - 99° 6' 39" (ภาพที่ 1)



ภาพที่ 1 พื้นที่ศึกษาและกริดข้อมูลน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5

การศึกษาค้นคว้านี้ใช้ข้อมูลน้ำฝนรายวันจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 และ ข้อมูลระดับน้ำรายวัน ณ สถานี P.1 ช่วงเวลา ค.ศ. 1980 - 2006 เนื่องจากเป็นปีที่เกิดน้ำท่วมล่าสุดในช่วงข้อมูลของแบบจำลอง WRF-ECHAM5 จากข้อมูลระดับน้ำพบว่า มีเพียง 12 ปี ที่เกิดน้ำท่วมครั้งรวมทั้งสิ้น 23 เหตุการณ์ (s1-s23) คือ ค.ศ. 1980 1981 1983 1987 1994 1995 2001 2002 2003 2004 2005 และ 2006 (ภาพที่ 2)



ภาพที่ 2 เหตุการณ์น้ำท่วม 23 เหตุการณ์

จากจำนวนเหตุการณ์น้ำท่วมทั้งหมด 23 เหตุการณ์ ในช่วงเวลา 12 ปี (แทนช่วงปีที่เกิดน้ำท่วมด้วย T) ได้ทำการแบ่งกลุ่มข้อมูลสำหรับเรียนรู้และทดสอบ โดยเลือก 7 เหตุการณ์สำหรับทดสอบ ส่วนอีก 16 เหตุการณ์สำหรับการเรียนรู้ ซึ่งสามารถแบ่งออกเป็น 2 การทดลองดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 เหตุการณ์น้ำท่วมในการเรียนรู้และทดสอบ

	เหตุการณ์สำหรับการเรียนรู้	เหตุการณ์สำหรับการทดสอบ
การทดลองที่ 1	s1, s6, s7, s8, s9, s10, s11, s12, s13, s14, s15, s18, s19, s20, s21, s22	s2, s3, s4, s5, s16, s17, s23
การทดลองที่ 2	s3, s4, s5, s9, s10, s11, s12, s14, s15, s16, s17, s19, s20, s21, s22, s23	s1, s2, s6, s7, s8, s13, s18

ส่วนข้อมูลน้ำฝนจาก 6 กริด จะนำค่า น้ำฝนของแต่ละกริดมาเป็นข้อมูลนำเข้าโดยใช้ ข้อมูล ณ เวลาปัจจุบัน (t) และข้อมูลย้อนหลัง 1-5 วัน (t-1, t-2, ..., t-5) ซึ่งมีจำนวนข้อมูลนำเข้าทั้งสิ้น 36 ข้อมูล และเพิ่มข้อมูลนำเข้า โดยการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ 2- 6 วันย้อนหลัง (Mvt-2, Mvt-3, ..., Mvt-6) สำหรับแต่ละกริด ซึ่งมีจำนวนข้อมูลนำเข้าทั้งสิ้น 30 ข้อมูล (MV คือการ เอาปริมาณน้ำฝนรายวันที่ได้จากแบบจำลองมาหา

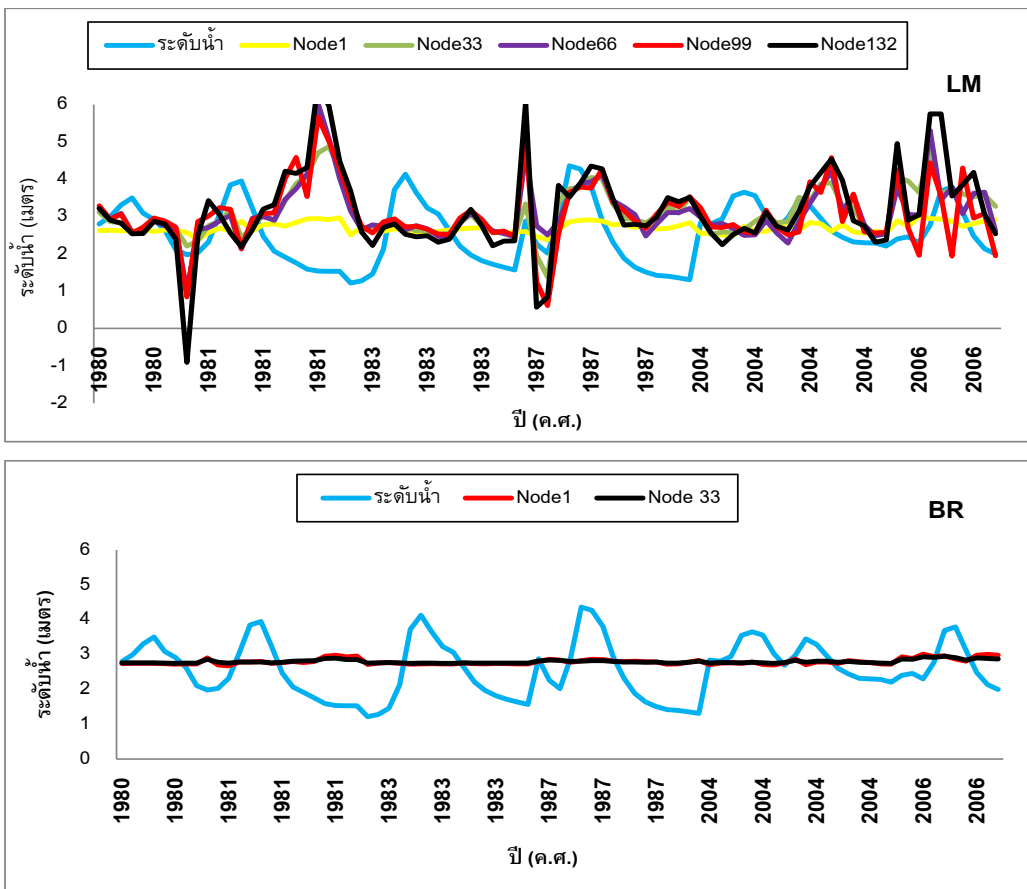
ค่าเฉลี่ย ณ เวลา t-2 ถึง t-6 เช่น ต้องการหาค่าเฉลี่ย แบบเคลื่อนที่ 3 วันย้อนหลังของวันที่ 2 ก.ค. จะใช้ข้อมูลค่าน้ำฝนของวันที่ 2 ก.ค. วันที่ 1 ก.ค. และ วันที่ 30 มิ.ย. มารวมกันแล้วหาค่าเฉลี่ย) ซึ่งงานวิจัยนี้จะ ทำการทดสอบ 2 การทดลองคือ การทดลองที่ 1 (All) จะใช้ข้อมูลน้ำฝนจาก 6 กริด รวมกับข้อมูลที่ได้จากการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ รวมทั้งสิ้น 66 ข้อมูล และการทดลองที่ 2 (MV) จะใช้เฉพาะข้อมูลค่าเฉลี่ย แบบเคลื่อนที่ รวมทั้งสิ้น 30 ข้อมูล

สำหรับการออกแบบของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีการเปรียบเทียบกระบวนการเรียนรู้ LM และ BR และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น (1, 50%, n, n+50% และ 2n ) ดังนั้นจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นของ All มีจำนวน 1 33 66 99 และ 132 ส่วน MV มีจำนวน 1 15 30 45 และ 60 และในการประเมินประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลองจะใช้ค่าสถิติ PDIFF (Peak Difference) โดยแสดงค่าความแตกต่างของระดับน้ำสูงสุดที่ได้จากการพยากรณ์และค่าของเหตุการณ์จริงที่เกิดขึ้นในแต่ละเหตุการณ์ ถ้าค่าติดลบแสดงว่าพยากรณ์ต่ำกว่าระดับจริง ดังสมการที่ 1 โดย คือ ค่าจากการพยากรณ์ และ คือ ค่าเหตุการณ์จริง [9]

$$PDIFF = \max(\hat{Q}_i) - \max(Q_i) \text{ [for } i = 1 \text{ to } n] \quad (1)$$

### ผลการวิจัย

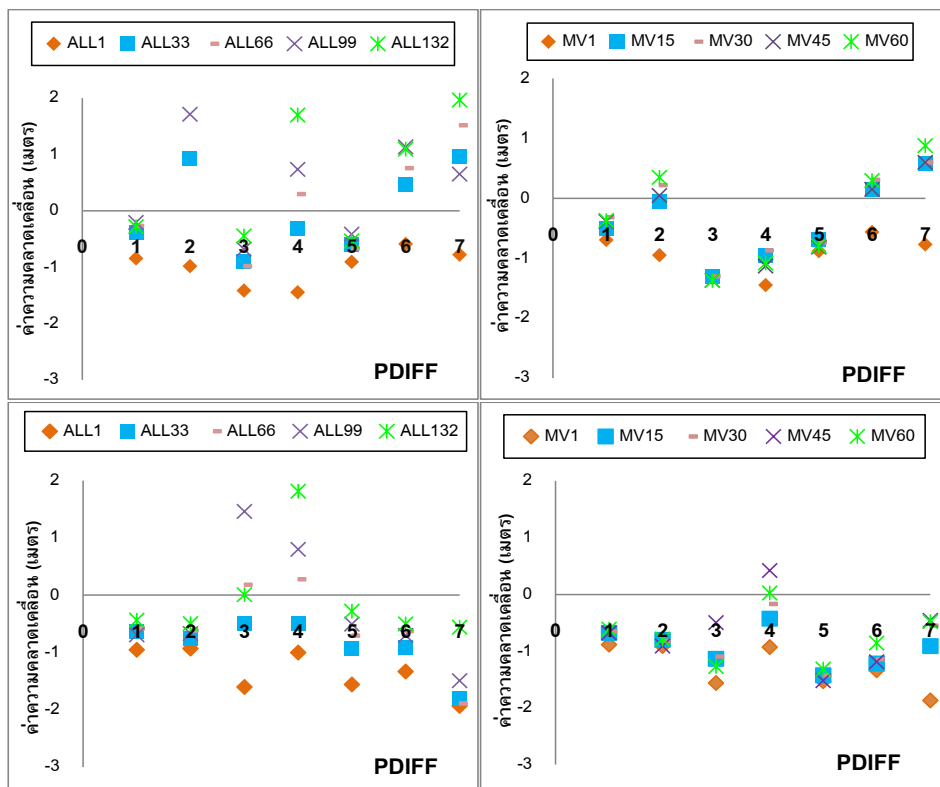
สำหรับการเปรียบเทียบประเภทการเรียนรู้ของการทดลองที่ 1 พบว่า การเรียนรู้ LM มีศักยภาพในการเรียนรู้และพยากรณ์ระดับน้ำล่วงหน้าได้จากข้อมูลน้ำฝนได้บ้าง แต่การเรียนรู้ BR ไม่สามารถที่จะเรียนรู้และพยากรณ์ได้ สังเกตได้จากเส้นกราฟที่แสดงในภาพที่ 3 และประกอบกับการเรียนรู้ BR โดยเฉพาะเมื่อมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่มีจำนวนมากจำเป็นต้องใช้เวลาในการประมวลผลมาก ซึ่งในการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น 66 โหนดนั้นใช้ระยะเวลาประมวลผลมากกว่า 24 ชั่วโมง ดังนั้นในการทดลองที่ 2 จึงตัดการเรียนรู้ BR ออกไป และใช้กระบวนการเรียนรู้ LM เพียงอย่างเดียว



ภาพที่ 3 ผลการเรียนรู้และทดสอบของกระบวนการเรียนรู้แบบ LM และ BR ของการทดลองที่ 1

สำหรับผลการพยากรณ์ระดับน้ำทั้ง 7 เหตุการณ์ ทั้ง 2 การทดลอง แสดงในภาพที่ 4 พบว่าการใช้ข้อมูล MV ให้ผลการพยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดคาดเคลื่อนน้อยกว่าการใช้ข้อมูล All แม้ว่าจะมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่แตกต่างกัน เมื่อวิเคราะห์จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่มีจำนวนแตกต่างกันของ MV พบว่ามีบางเหตุการณ์ที่จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น 1 โหนด ที่แสดงความคลาดเคลื่อนมากกว่าจำนวนโหนดกลุ่มอื่นๆ อย่างไรก็ตามจำนวนโหนดที่เหมาะสมที่สุดคือ 50% ของข้อมูลนำเข้าเนื่องจากใช้ระยะเวลาในการประมวลผลไม่นานเกินไป เนื่องจากถ้าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นมีจำนวนมากเท่าใดก็จะใช้เวลาในการประมวลผลมากขึ้น นอกจากนี้จะเกิดการเรียนรู้ที่ดีเกินไป (over fitting) แต่หากมีจำนวนโหนดที่น้อยเกินไปจะส่งผลต่อการเรียนรู้ของแบบจำลองทำให้ประสิทธิภาพการเรียนรู้ลดลง [7-8] สำหรับค่า PDIFF จากกราฟพบว่าแบบ

จำลองโครงข่ายประสาทเทียมพยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดต่ำกว่าค่าระดับจริงเกือบทุกเหตุการณ์น้ำท่วม ซึ่งมีค่าติดลบ เมื่อทำการวิเคราะห์แล้วพบว่า เป็นปรากฏการณ์การปรับเปลี่ยนช่วงค่าข้อมูล (normalization) ของแบบจำลอง (เนื่องจากแบบจำลองได้มีการกำหนดค่าพื้นฐานของข้อมูลไว้เป็นช่วง เช่น 0.1 - 0.9 ดังนั้นเมื่อแบบจำลองเรียนรู้ค่าตั้งต้นซึ่งคือค่าต่ำสุดของชุดข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้และแบบจำลองให้ค่าข้อมูลนั้นเท่ากับ 0.1 และทำการเรียนรู้เสร็จสิ้น เมื่อแบบจำลองทำการเรียนรู้ค่าของชุดข้อมูลที่นำมาใช้ในการทดสอบ และเมื่อค่าต่ำสุดของข้อมูลการทดสอบมีค่าน้อยกว่าค่าของข้อมูลการเรียนรู้ แบบจำลองจะแสดงค่าติดลบทันที) จากค่าความคลาดเคลื่อนผลการพยากรณ์ทั้ง 14 เหตุการณ์โดยใช้ค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่แบบจำลองพยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดมีช่วงค่าความคลาดเคลื่อนตั้งแต่ -1.5 ถึง 0.5 เมตร



ภาพที่ 4 ค่า PDIFF ของการทดลองที่ 1 (บน) และ 2 (ล่าง)

## สรุปและอภิปรายผล

การพยากรณ์ระดับน้ำในแต่ละเหตุการณ์น้ำท่วมโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 พบว่าถ้ามีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นน้อยกว่าจำนวนข้อมูลนำเข้า 50% จะลดประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม อย่างไรก็ตามเมื่อเพิ่มจำนวนโหนดให้มากขึ้นถึง 2 เท่า ประสิทธิภาพของแบบจำลองให้ผลที่ไม่แตกต่างกันมากนัก แต่จะแตกต่างในประเด็นระยะเวลาการประมวลผลของคอมพิวเตอร์ที่จะเพิ่มมากขึ้นเมื่อมีจำนวนโหนดเพิ่มมากขึ้น ดังนั้นจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่เหมาะสมสำหรับงานวิจัยนี้คือ 50% ของจำนวนข้อมูลนำเข้า ส่วนกระบวนการเรียนรู้ LM สามารถที่จะเรียนรู้จากค่าน้ำฝนแล้วนำไปพยากรณ์ค่าระดับน้ำได้ดีกว่า BR เนื่องจากการเรียนรู้แบบ BR เป็นกระบวนการเรียนรู้ในกลุ่ม Automated Regularization ซึ่งมีกระบวนการเรียนรู้ที่แตกต่างจาก LM ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Chaipimonplin (2016) ที่เปรียบเทียบกระบวนการเรียนรู้แบบ LM และ BR โดยการใช้ข้อมูลระดับน้ำของสถานีต้นน้ำมาพยากรณ์น้ำท่วมในเขตเทศบาลนครเชียงใหม่ (สถานี P.1 ลุ่มน้ำปิงตอนบน) พบว่ากระบวนการเรียนรู้แบบ LM ให้ผลการเรียนรู้ที่ดีกว่ากระบวนการเรียนรู้แบบ BR โดยเฉพาะการพยากรณ์ที่ระดับน้ำสูงสุด (Peak stage) และยังสามารถสรุปว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นควรมีจำนวน ร้อยละ 50 หรือ 75 ของจำนวนข้อมูลนำเข้า แต่อย่างไรก็ตาม งานวิจัย Chaipimonplin et al. (2011) สรุปว่า BR พยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดดีกว่า LM ณ สถานี P.1 เนื่องจากประเภทข้อมูลนำเข้าในการพยากรณ์ระดับน้ำมีความแตกต่างกันโดยงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลจากภาพเรดาร์ตรวจอากาศ ศูนย์ปฏิบัติการฝนหลวง อ.อมก๋อย จ. เชียงใหม่ หรืองานวิจัยของ Chaipimonplin and Vangpaisal (2014) สรุปว่า BR พยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดดีกว่า LM ณ สถานี M.7 ลุ่มน้ำมูลตอนล่าง

ซึ่งเป็นประเด็นที่น่าสนใจ ต่างพื้นที่ ต่างลุ่มน้ำ กระบวนการเรียนรู้ที่ต่างกันมีประสิทธิภาพที่ต่างกัน โดยข้อสังเกตของความแตกต่างระหว่างการพยากรณ์น้ำท่วม สถานี P.1 และสถานี M.7 มีความแตกต่างกัน ประเด็นคือตำแหน่งที่ตั้งในลุ่มน้ำและลักษณะการท่วมของน้ำ โดย P.1 ตั้งอยู่ในตำแหน่งต้นน้ำของลุ่มน้ำปิง โดยการท่วมแต่ละครั้งใช้เวลาเพียงไม่กี่วัน ส่วน M.7 ท่วมแต่ละครั้งใช้เวลาไม่น้อยกว่า 1 เดือน

นอกจากนั้นการนำข้อมูลค่าน้ำฝนรายวันมาทำการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เป็นข้อมูลนำเข้าจะให้ผลการพยากรณ์ดีกว่าการใช้ค่าน้ำฝนปกติ เนื่องจากค่าน้ำฝนเฉลี่ยเคลื่อนที่มีการใช้มิติของเวลาในการผสมน้ำฝนเชิงพื้นที่ ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงปัจจัยของน้ำฝนที่มีผลต่อระดับน้ำในแม่น้ำได้ดีกว่าค่าน้ำฝนปกติ จากการทดลองนี้แสดงให้เห็นถึงอิทธิพลของข้อมูลนำเข้าที่มีผลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมอย่างชัดเจน

ข้อเสนอแนะอาจจะมีการสลับเหตุการณ์สำหรับการทดสอบและเรียนรู้ให้มีความหลากหลายมากยิ่งขึ้นหรืออาจจะทดสอบการใช้ข้อมูลก่อนและหลัง ค.ศ. 2005 เนื่องจาก ค.ศ.2004 มีการสร้างขอบตลิ่งให้สูงขึ้นจากเดิม 3.4 เมตร เป็น 3.7 เมตร ซึ่งการเพิ่มความสูงนี้จะมีผลต่อพฤติกรรมไหลล้นตลิ่งของแม่น้ำปิง หรืออาจจะมีการทดสอบกระบวนการเรียนรู้ประเภทอื่นๆ นอกเหนือจาก LM และ BR เช่น BFGS Quasi-Newton, Scaled Conjugate Gradient, Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts หรือ Fletcher-Powell Conjugate Gradient เป็นต้น [7]

## กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ ดร.ชาคริต โชติอมรศักดิ์ จากศูนย์ภูมิภาคศึกษาด้านภูมิอากาศและสิ่งแวดล้อมสำหรับข้อมูลจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 และศูนย์อุทกวิทยาและบริหารน้ำภาคเหนือตอนบน กรมชลประทาน สำหรับข้อมูลระดับน้ำ

## เอกสารอ้างอิง

- [1] Chotamonsak, C. (2012). *Climate Change Simulations for Thailand Using Regional Climate Model*. Thesis, Ph.D. (Environmental Science). Chiang Mai: Chiang Mai University.
- [2] Chaipimonplin, T. (2016). Investigation internal parameter of neural network model for flood forecasting at Upper River Ping, Chaing Mai. *KSCE Journal of Civil Engineering*. 20(1): 478-484
- [3] ทรงศักดิ์ ภัทราวุฒิชัย; และ วราวุธ วุฒิวณิชย์. (2546). การพยากรณ์สภาพน้ำท่าในลุ่มน้ำภาชีโดยระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์. ใน *เอกสารการประชุมทางวิชาการของมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ครั้งที่ 41*. หน้า 480-489. กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์; กระทรวงเกษตรและสหกรณ์; กระทรวงวิทยาศาสตร์เทคโนโลยีและสิ่งแวดล้อม; ทบวงมหาวิทยาลัย; กระทรวงศึกษาธิการ; สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ; สำนักงานกองทุนสนับสนุนการวิจัย.
- [4] Chaipimonplin, T., See, L.M. & Kneale, P.E. (2011). Comparison of neural network learning algorithms; BR and LM for flood forecasting, Upper Ping catchment. *USMCA 2001, 10<sup>th</sup> International Symposium on New Technologies for Urban Safety Mega Cities in Asia*, October 2011, Chiang Mai, Thailand. (Poster).
- [5] Chaipimonplin, T. and Vangpaisal, T. (2014). Comparison of the efficiency of input determination techniques with LM and BR algorithms in ANN for flood forecasting, Mun Basin, Thailand. *International Journal of Computer and Electrical Engineering*, 6(2): 90-94.
- [6] Demuth, H., Beale, M. & Hagan M. (2009). *Neural Network Toolbox™ 6 User's Guide*. MA: The Mathworks, Inc.
- [7] ทวี ชัยพิมลผลิน. (2555). รายงานการวิจัยการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์น้ำท่วม ในลุ่มน้ำปิงตอนบนโดยใช้ภาพเรดาร์และข้อมูลอุทกวิทยา. เชียงใหม่: สำนักหอสมุด มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- [8] ทวี ชัยพิมลผลิน. (2558). *โครงการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับการพยากรณ์น้ำท่วมในลุ่มน้ำปิงตอนบน: กรณีศึกษาสถานี P.67 และ P.1*. เชียงใหม่: คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- [9] HydroTest. (2010). *The Statistics*. Retrieved August 25, 2015, from <http://co-public.lboro.ac.uk/cocwd/HydroTest/Details.html>