

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำ
ในลุ่มน้ำยมตอนล่างด้วยข้อมูลกริดน้ำฝนจากแบบจำลอง
สภาพภูมิอากาศชื่อหัวข้อความภาษาไทย
Artificial Neural Network Model for Water Level
Forecasting at Lower Yom Catchment with Rainfall Grid
Data from Climate Model

ทวี ชัยพิมลผลิน¹
Tawe Chaipimonplin

บทคัดย่อ

บทความจะใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำสูงสุดในพื้นที่ลุ่มน้ำยมตอนล่าง ณ สถานี Y.16 อ.บางระกำ โดยใช้ข้อมูลกริดน้ำฝน (20x20 กิโลเมตร) ที่ได้จากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศ WRF-ECHAM5 ซึ่งแบบจำลองที่คาดการณ์ปริมาณน้ำฝนในอนาคต (ปี ค.ศ. 2035-2064) โดยจะมีการเปรียบเทียบวิธีการใช้ข้อมูล กริดน้ำฝน ทั้งหมด 3 วิธี คือ (1) การใช้ค่าน้ำฝนกริดจำนวน 7 กริด (A, B, C,..., G) เวลาปัจจุบันและย้อนหลังตั้งแต่ 1 ถึง 7 วัน (At, At-1, At-2,..., Gt-7) (56 ตัวแปร) (2) วิธี Moving average time step back (MAT) ณ เวลาปัจจุบันและ 1 - 7 วันย้อนหลัง (At, AMV2, ..., GMV7) (49 ตัวแปร) และ (3) การรวมกันของตัวแปรวิธีที่ 1 และ 2 (98 ตัวแปร) นอกจากนี้ยังมีการเปรียบเทียบกระบวนการเรียนรู้ระหว่าง LM (Levenberg-Marquardt) และ BR (Bayesian Regularization) ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และเปรียบเทียบจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น 3 ค่า คือ ร้อยละ 50, 75 และ 100 โดยอ้างอิงจากจำนวนตัวแปรข้อมูลนำเข้า เหตุการณ์น้ำท่วมที่เกิดขึ้นระหว่าง ปี ค.ศ. 1989-2009 จะเป็นข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษา สำหรับผลการวิจัยสรุปได้ว่า การใช้ข้อมูลกริดน้ำฝนวิธีที่ 1 ให้ผลการพยากรณ์ดีกว่าวิธีอื่น ๆ และการเรียนรู้ LM จำนวนโหนดร้อยละ 50 มีความแม่นยำและเหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำสูงสุดในสถานี Y.16 และผลการคาดการณ์ระดับน้ำท่วมสูงสุดในอนาคตคาดว่า จะเกิดเหตุการณ์น้ำท่วมทุกปี โดย ค.ศ. 2042 คาดว่าจะมีระดับน้ำท่วมสูงสุดถึง 9.96 เมตร

คำสำคัญ: แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ลุ่มน้ำยม แบบจำลองสภาพอากาศ WRF-ECHAM5 น้ำท่วม

¹ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ศูนย์ภูมิภาคเพื่อการศึกษาด้านภูมิอากาศและสิ่งแวดล้อม ภาควิชาภูมิศาสตร์ คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ จังหวัดเชียงใหม่

Assistant Professor, Regional Center for Climate and Environmental Studies, Department of Geography, Faculty of Social Sciences, Chiang Mai University, Chiang Mai Province.

Corresponding author e-mail: tawe.c@cmu.ac.th

Abstract

This article is about using an artificial neural network model for water level forecasting at Lower Yom Catchment, Y.16 station, Bangrakam District by using rainfall grid (20x20 kilometer) from the climate model WRF-ECHAM5 that predicts future rainfall grid (year 2035-2064). Three techniques of using rainfall grid data are in (1) using 7 rainfall grids (A, B, C,..., G) at time t and time step back from 1 to 7 days (At, At-1, At-2,..., Gt-7) (56 variables) (2) using moving average time step back (MAT) technique at time t and time step back 1-7 days (At, AMV2, ..., GMV7) (49 variables) and (3) using variables from technique 1 and 2 (98 variables). In addition, two learning algorithms of artificial neural network model; LM (Levenberg-Marquardt) and BR (Bayesian Regularization) and three different numbers of hidden nodes; 50%, 75% and 100%, which are based on number of input variables are investigated. All flood events between year 1989-2009 were used for this study. The results found that using technique (1) is better than other techniques and learning algorithm LM with hidden node 50% has more accurate than hidden node 75% and 100% and suitable for water level forecasting at Y.16 station, moreover prediction the maximum water level in the future has been found that it will be flood every year and the highest water level in year 2042 is 9.96 meter.

Keywords: *Artificial Neural Network model, Yom catchment, Climate model, WRF-ECHAM5, Flood*

บทนำ

การเตือนภัยน้ำท่วม สิ่งที่สำคัญที่สุดคือ ความแม่นยำและความรวดเร็วในการเตือนภัย ซึ่งหน่วยงานที่เกี่ยวข้องสามารถคาดการณ์ล่วงหน้าได้อย่างถูกต้อง และเตือนภัยล่วงหน้าก่อนการเกิดน้ำท่วมได้หลายชั่วโมงก็จะสามารถที่จะช่วยลดการสูญเสียชีวิตและทรัพย์สินได้ แบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียม จัดอยู่ในกลุ่มของ Black Box Model ซึ่ง โครงข่ายประสาทเทียม เป็นแบบจำลองที่มีลักษณะโครงสร้าง และหลักการทำงานคล้ายๆ กับสมองของคน โดยสามารถที่จะเรียนรู้ จัดจำรูปแบบต่าง ๆ เรียนรู้สิ่งใหม่ ๆ ได้ตลอดเวลา โดยเมื่อมีข้อมูลที่ทันสมัยและใหม่มากขึ้น แบบจำลองประเภทนี้ก็สามารถที่เรียนรู้ได้ภายในระยะเวลาอันสั้น (Haykin. 1999) ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญในการเตือนภัยน้ำท่วมล่วงหน้า อีกทั้งยังเหมาะสำหรับพื้นที่ ที่มีงบประมาณน้อยในการลงสำรวจเก็บข้อมูลทางกายภาพในภาคสนาม ลักษณะเด่นของ โครงข่ายประสาทเทียม อีกข้อ คือ มีความสามารถที่จะพยากรณ์เหตุการณ์ที่แบบจำลองไม่เคยได้เรียนรู้มาก่อน (Kasabov. 1996) ซึ่งถือว่าเป็นจุดเด่นที่สำคัญยิ่งกับสถานะเหตุการณ์ในปัจจุบัน ที่ความเข้มข้น ความรุนแรงของอุทกภัยมีแนวโน้มทวีความรุนแรงมากขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับในอดีตที่ผ่านมา

ปกติในการพยากรณ์น้ำท่วมด้วยโครงข่ายประสาทเทียมจะมีการใช้ข้อมูลหลายประเภท เช่น ข้อมูลน้ำท่าหรือระดับน้ำของสถานีต้นน้ำ (Chaipimonplin. 2016) ใช้ค่าน้ำฝนจากดาวเทียม (Akhtar et al. 2009) ใช้ค่าพลังงานการสะท้อนของภาพเรดาร์ (Chaipimonplin et al. 2010) ใช้

ค่าระดับน้ำร่วมกับค่าฝนในการพยากรณ์น้ำท่วม (Latt and Wittenberg, 2014) แต่อย่างไรก็ตาม เป็นเพียงการพยากรณ์ล่วงหน้าระยะสั้นๆ เพียงไม่กี่วัน หรือสัปดาห์ เนื่องจากข้อจำกัดของข้อมูลที่ไม่สามารถที่จะมีข้อมูลดังกล่าวในอนาคต แต่ในปัจจุบันมีการพัฒนาแบบจำลองที่ศึกษาการเปลี่ยนแปลงของสภาพภูมิอากาศและมีการคาดการณ์ข้อมูลภูมิอากาศในอนาคต เช่น ศูนย์วิจัยเศรษฐศาสตร์ประยุกต์ (2553) สรุปรวบรวมงานวิจัยที่ได้รับการสนับสนุนจากสำนักงานกองทุนสนับสนุนการวิจัย ดังนี้ แบบจำลอง RegCM3 คาดการณ์ในช่วง ค.ศ. 2013-2070 แบบจำลอง GFDL-R30 คาดการณ์ในช่วง ค.ศ. 2010-2029 และ 2040-2059 เป็นต้น หรือ การใช้แบบจำลอง WRF-ECHAM5 ของ ชาคริต โชติอมรศักดิ์ (2555) คาดการณ์ในช่วง ค.ศ. 2035-2064 โดยแบบจำลอง WRF-ECHAM5 เป็นแบบจำลองที่ใช้สำหรับการจำลองสภาพภูมิอากาศในอนาคต โดยใช้ข้อมูลสภาพภูมิอากาศต่างๆ ย้อนหลัง มาประมวลผล และคาดการณ์ปริมาณน้ำฝนในอนาคตได้ล่วงหน้าถึง 30 ปี (ค.ศ. 2035-2064) ในพื้นที่ศึกษา และแสดงเป็นข้อมูลเชิงพื้นที่เป็นกริดขนาด 20x20 กิโลเมตรโดยข้อมูล WRF-ECHAM5 ที่ใช้ในงานวิจัยนี้เป็นข้อมูลที่ได้จากการศึกษาวิจัยของ ชาคริต โชติอมรศักดิ์ (2555) ศูนย์ภูมิภาคศึกษาด้านภูมิอากาศ และสิ่งแวดล้อม คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่

อย่างไรก็ตามข้อมูลสภาพภูมิอากาศที่ได้จากการคาดการณ์จากแบบจำลองนั้นเป็นเพียงข้อมูลปริมาณน้ำฝน อุณหภูมิ เป็นต้น ซึ่งยังไม่สามารถที่จะคาดการณ์ระดับน้ำท่วมหรือขอบเขตน้ำท่วมในอนาคตได้อย่างชัดเจน ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงจะใช้ข้อดีของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการเรียนรู้ถึงความสัมพันธ์ของข้อมูลน้ำฝนจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศและข้อมูลระดับน้ำในแม่น้ำ ในอดีตจนถึงปัจจุบัน โดยเมื่อมีการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความแม่นยำแล้วก็นำไปใช้ในการคาดการณ์ระดับน้ำในแม่น้ำในอนาคต สำหรับพื้นที่ศึกษาในงานวิจัยนี้จะเลือกพื้นที่ประสบปัญหาน้ำท่วมที่ท่วมชัวยาวนาน

สำหรับกระบวนการเรียนรู้ประเภทต่างของโปรแกรม MATLAB เป็นกระบวนการเรียนรู้ที่อ้างอิงจากวิธี Gradient หรือ Jacobian กระบวนการเรียนรู้ที่ผู้พัฒนาโปรแกรมไว้ให้เลือกใช้ในโปรแกรม MATLAB มีจำนวน 12 กระบวนการเรียนรู้ คือ (LM-Levenberg-Marquardt, BR-Bayesian Regularization, BFG-BFGS Quasi-Newton, RP-Resilient Backpropagation, SCG-Scaled Conjugate Gradient, CGB-Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts, CGF-Fletcher-Powell Conjugate Gradient, CGP-Polak-Ribiere Conjugate Gradient, OSS-One Step Secant, GD-Gradient Descent, GDM-Gradient Descent with Momentum และ GDX-Variable Learning Rate Backpropagation) แต่กระบวนการเรียนรู้หรือสมการแก้ไขปัญหาต่างๆ จะมีความแตกต่างกัน สิ่งที่ทำให้กระบวนการเรียนรู้แต่ละประเภทแตกต่างกันคือ กระบวนการเรียนรู้แต่ละประเภทจะมีจุดเด่น จุดด้อยที่แตกต่างกันคือ LM จำเป็นจะต้องมีข้อมูล 3 กลุ่ม คือ สำหรับเรียนรู้ (Training) สำหรับการตรวจสอบ (Validation) และสำหรับทดสอบ (Testing) ซึ่งความแม่นยำของ LM จะขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลกลุ่มการตรวจสอบ เพราะถ้ากลุ่มข้อมูลสำหรับการตรวจสอบมีรูปแบบเหมือนกับกลุ่มข้อมูลสำหรับทดสอบ แบบจำลองก็จะมีความแม่นยำมาก แต่การเรียนรู้ BR จะเป็นการเรียนรู้แบบอัตโนมัติการตรวจสอบด้วยตัวเองแต่จำเป็นที่จะต้องมีการประมวลผลซ้ำ ๆ กัน เพื่อที่จะได้ผลที่ดีที่สุด ดังนั้นข้อมูลสำหรับ BR จึงแบ่งเพียง 2 กลุ่มคือ สำหรับเรียนรู้ (Training) และสำหรับทดสอบ (Testing)

Beale et al. (2011) ได้ทำการทดสอบเปรียบเทียบประสิทธิภาพของประเภทการเรียนรู้ทั้ง 9 ประเภท (LM, BFG, RP, SCG, CGB, CGF, CGP, OSS และ GDX) กับงานทดสอบในกลุ่มข้อมูลที่มีลักษณะแตกต่างกันออกไป และสรุปว่า กระบวนการเรียนรู้แต่ละประเภทแสดงประสิทธิภาพที่ต่างกัน เช่น LM เป็นกระบวนการเรียนรู้ที่เร็วที่สุด แต่จะเริ่มมีความเร็วลดลงเมื่อมีจำนวนตัวแปรนำเข้าหรือจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่มีจำนวนมาก นอกจากนั้น LM ยังเหมาะสำหรับงานข้อมูลเกือบทุกด้าน ยกเว้นงานด้าน pattern recognition ซึ่ง RP เป็นกระบวนการเรียนรู้ที่เร็วในงานด้าน pattern recognition ที่สุด ส่วน SCG มีความเร็วในการเรียนรู้เร็วใกล้เคียงกับ LM แต่จะเร็วกว่า LM ในกรณีที่มีจำนวนตัวแปรข้อมูลนำเข้าและจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่มาก

Chaipimonplin (2016) เปรียบเทียบ LM และ BR ในการพยากรณ์ระดับน้ำ ในลุ่มน้ำปึงตอนบน และสรุปว่า LM ให้ผลการพยากรณ์ดีกว่า BR โดยเฉพาะการพยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุด แต่ Chaipimonplin and Vangpaisal (2014) พยากรณ์ระดับน้ำในลุ่มน้ำมุลตอนล่าง สรุปว่า BR พยากรณ์ระดับน้ำสูงสุดดีกว่า LM หรือ Chaipimonplin and Vangpaisal (2015) และ ทวี ชัยพิมลผลิน และทวีศักดิ์ วงไพศาล (2559) สรุปว่า BR และ LM ให้ผลการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกัน นอกจากนั้น Chaipimonplin (2017a) ทดสอบประสิทธิภาพของกระบวนการเรียนรู้ 10 ประเภท (GDX, BFG, CGP, BR, LM, OSS, CGB, CGF, SCG และ RP) โดยการพยากรณ์ระดับน้ำ และสรุปว่า LM และ BR ให้ผลการพยากรณ์ที่ดี แต่ Chaipimonplin (2017b) เพิ่มกระบวนการเรียนรู้อีก 2 กระบวนการเรียนรู้ คือ OSS และ GDX และสรุปว่า LM และ BFG ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีที่สุด หรือ ทวี ชัยพิมลผลิน (2561) ทดสอบ 12 กระบวนการเรียนรู้สำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำล่วงหน้า ชั่วโมง และสรุปว่ากระบวนการเรียนรู้ทั้ง 5 ประเภท SCG, CGB, CGP, OSS และ LM แสดงผลการพยากรณ์ที่ดีที่สุด เนื่องจากมีผลการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกันมาก แต่อย่างไรก็ตามกระบวนการที่นิยมใช้และถูกจัดให้เป็นกระบวนการเรียนรู้มาตรฐานของโปรแกรม MATLAB คือ LM ซึ่งอาจจะเนื่องจากกระบวนการเรียนรู้ LM มีศักยภาพสำหรับนำไปประยุกต์ใช้ในงานใด้อยากหลากหลายกว่ากระบวนการเรียนรู้ประเภทอื่นๆ

ตัวอย่างการพยากรณ์น้ำท่วมหรือระดับน้ำโดยใช้เพียงข้อมูลน้ำฝนอีกงานคือ Kar et al. (2015) ใช้ข้อมูลน้ำฝนรายวัน จากสถานีวัดน้ำฝนจำนวน 7 สถานี เพื่อพยากรณ์น้ำท่วม 1 วันล่วงหน้า โดยมีการสร้างตัวแปรเพิ่มคือ ค่าน้ำฝนเฉลี่ยรายวัน และค่าน้ำฝนตกสูงที่สุดในหนึ่งวัน ในพื้นที่ศึกษาเพื่อแสดงถึงค่าการอิ่มตัวด้วยน้ำของพื้นดินเมื่อมีค่าน้ำฝนเฉลี่ยรายวันที่สูง และค่าฝนตกสูงสุดในหนึ่งวันมีผลต่อค่าระดับความสูงของน้ำท่วม ซึ่งงานวิจัยนี้มีการทดสอบใช้เทคนิคโครงข่ายสถานีวัดน้ำฝน (rain gauge networks) ซึ่งมีทั้งหมด 4 วิธี คือ Hall's method, Analytical Hierarchical Process (AHP), Self Organization Map (SOM) และ Hierarchical Clustering (HC) โดยวิธี AHP เป็นวิธีที่ดีที่สุด เพราะวิธี AHP เป็นวิธีที่มีการจัดระดับตามลำดับความสำคัญของตัวแปร แต่วิธีอื่นๆ เน้นการจัดกลุ่มเป็นหลัก (Clustering)

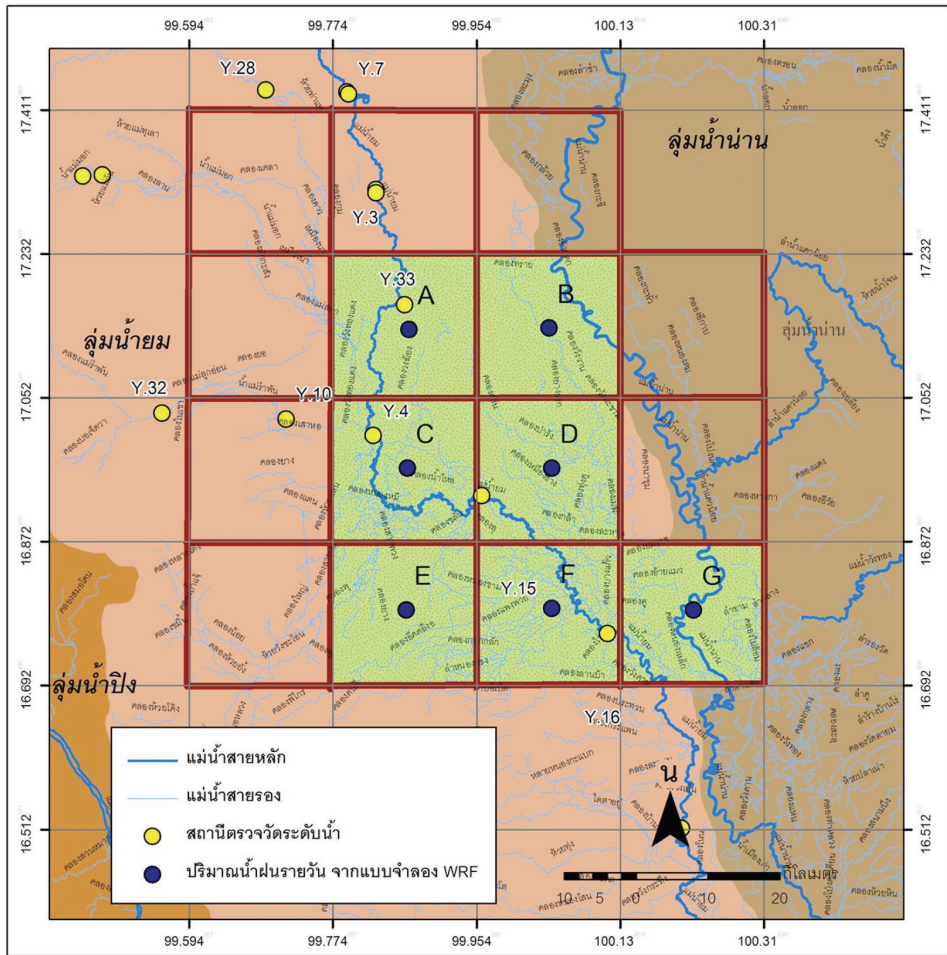
ยุพิน ไชยปรการ และทวี ชัยพิมลผลิน (2560) และยุพิน ไชยสมภาร และคณะ (2560) ทดลองใช้ข้อมูลน้ำฝนจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศ WRF-ECHAM5 เพื่อพยากรณ์ระดับน้ำ ณ สถานี P.1 อำเภอเมืองเชียงใหม่ ในลุ่มน้ำปึงตอนบน โดยค่าน้ำฝนที่ได้จากแบบจำลองสภาพอากาศ เป็นปริมาณน้ำฝนรายวันแสดงในกริดขนาด 20x20 กิโลเมตร พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถที่จะเรียนรู้และพยากรณ์น้ำท่วมได้ค่อนข้างดี ด้วยกระบวนการเรียนรู้แบบ LM และกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น ร้อยละ 50 และ การใช้วิธี moving average time step back สำหรับข้อมูลน้ำฝนกริดเป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุด

ดังนั้นในการเลือกพื้นที่ศึกษาของงานวิจัยนี้จะเลือกพื้นที่ที่มีน้ำท่วมขังค่อนข้างยาวนานเพื่อที่จะสามารถทราบถึงเหตุการณ์ในอนาคตว่า ระดับน้ำท่วมขังสูงสุดกี่เมตร ซึ่งพื้นที่ที่จะศึกษาคือ พื้นที่อำเภอบางระกำ จังหวัดพิษณุโลก เนื่องจากพื้นที่ดังกล่าวประสบปัญหา น้ำท่วมขังยาวนาน ประมาณ 1-3 เดือน ในช่วงฤดูฝนเกือบทุก ๆ ปี โดยระหว่าง พ.ศ. 2545-2554 (ค.ศ. 2002-2011) น้ำท่วมขังนานที่สุด 141 วัน คือ พ.ศ. 2554 (ค.ศ. 2011) (พิษณุโลกฮอตนิวส์. 2555) และจากข้อมูลระดับน้ำรายวันของกรมชลประทาน พบว่า ณ สถานีวัดระดับน้ำ Y.16 มีระดับน้ำล้นตลิ่งเกือบทุกปี ตั้งแต่ ค.ศ. 1989-2009 (พ.ศ. 2532-2552) (21 ปี) โดยมีจำนวนเหตุการณ์น้ำท่วม จำนวน 17 เหตุการณ์

วัตถุประสงค์ของบทความนี้คือ เพื่อหาวิธีการใช้ข้อมูลกริดน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF- ECHAM5 ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำ และพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการพยากรณ์ระดับน้ำท่วมโดยใช้ข้อมูลกริดน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 และคาดการณ์น้ำท่วมที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในอนาคต 30 ปี (ค.ศ. 2035-2064) นอกจากนี้ยังมีการเลือกใช้กระบวนการเรียนรู้ LM และ BR เนื่องจาก LM เป็นกระบวนการเรียนรู้ที่ใช้เวลาในการประมวลผลน้อยและให้ผลการพยากรณ์น้ำท่วมได้ค่อนข้างดี ส่วน BR พบว่าการพยากรณ์ระดับน้ำสูงสุดมีความแม่นยำกว่า LM ในการพยากรณ์ในลุ่มน้ำมูลตอนล่าง

ขอบเขตของการวิจัย

ขอบเขตงานวิจัยมีประเด็นที่สำคัญ 2 ประเด็นคือ (1) การหาวิธีการใช้ข้อมูลกริดน้ำฝนที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำ โดยกริดน้ำฝนสำหรับในการศึกษาครั้งนี้ จะเลือกใช้กริดจำนวน 7 กริด (A-G) (ภาพที่ 1) เนื่องจากเป็นพื้นที่รับน้ำฝนที่มีผลต่อระดับน้ำในแม่น้ำที่ไหลผ่านสถานี Y.16 โดยการใช้ค่ากริดน้ำฝน วิธี moving average time step back (การหาค่าเฉลี่ยสะสมย้อนหลัง) ใช้วิธี time step back (เวลาย้อนหลัง) และใช้ตัวแปรทั้งสองวิธีมารวมกัน เพื่อเพิ่มตัวแปรข้อมูลน้ำเข้า และ (2) การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยการเปรียบเทียบกระบวนการเรียนรู้ระหว่าง LM และ BR และทดสอบจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่เหมาะสม (ร้อยละ 50, 75 และ 100 โดยอ้างอิงจากจำนวนตัวแปรของตัวแปรนำเข้า) แต่เนื่องจากข้อมูลระดับน้ำ สถานี Y.16 เริ่มบันทึกตั้งแต่ ค.ศ. 1989 ดังนั้นข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ และทดสอบจึงอยู่ในช่วง ค.ศ. 1989-2009 (พ.ศ. 2532-2552) และข้อมูล 30 ปีในอนาคตจะใช้เป็นข้อมูลเพื่อการคาดการณ์ระดับน้ำรายวัน ณ สถานี Y.16



ภาพที่ 1: พื้นที่ศึกษาและตำแหน่งกริดน้ำฝน

การออกแบบตัวแปรข้อมูลน้ำเข้าและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การออกแบบตัวแปรข้อมูลน้ำเข้า สามารถแบ่งได้ 3 กลุ่ม คือ กลุ่มที่ 1 ใช้ข้อมูลเวลาปัจจุบัน (At, Bt, ..., Gt) และข้อมูลย้อนหลัง (Time step back-T) ตั้งแต่ 1 ถึง 7 วัน (At-1, At-2, ..., At-7, ..., Gt-7) มีตัวแปรทั้งหมดจำนวน 56 ตัวแปร (7*8=56) กลุ่มที่ 2 ใช้วิธี Moving average time step back (MAT) ณ เวลา 2 - 7 วัน ย้อนหลัง (AMV2, ..., GMV7) และข้อมูลเวลาปัจจุบัน (At, Bt, ..., Gt) รวมจำนวน 49 ตัวแปร (7*7) โดยวิธี MAT เป็นการใช้ค่าเฉลี่ยของน้ำฝน โดยเป็นค่าน้ำฝน ณ เวลาปัจจุบันและน้ำฝนของวันย้อนหลัง ดังแสดงวิธีการคำนวณ ในภาพที่ 2 และกลุ่มที่ 3 รวมจำนวนตัวแปรทั้ง 2 วิธี (Time step back และ Moving average time step back-TMAT) รวมจำนวน 98 ตัวแปร

	A	B	C	D	E	F
1	DATE	AMV	AMV2	AMV3	AMV4	AMV5
2	06/08/1996	3.85				
3	07/08/1996	0.98	2.42			
4	08/08/1996	7.65	4.32	4.16		
5	09/08/1996	13.35	10.50	7.33	6.46	
6	10/08/1996	3.92	8.64	8.31	6.48	5.95
7	11/08/1996	6.61	5.27	7.96	7.88	6.50
8	12/08/1996	0.34	3.48	3.62	6.06	6.37
9	13/08/1996	6.74	3.54	4.56	4.40	6.19

$2.42 = \frac{(3.85+0.98)}{2}$	$4.16 = \frac{(3.85+0.98+7.65)}{3}$
--------------------------------	-------------------------------------

ภาพที่ 2: วิธี Moving average time step back (MAT)

การออกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จะมีการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่แตกต่างกัน 3 ค่าซึ่งอ้างอิงตามจำนวนตัวแปรข้อมูลนำเข้า (ตารางที่ 1)

ตารางที่ 1: โครงสร้างสถาปัตยกรรมแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลอง	จำนวนตัวแปรข้อมูลนำเข้า	จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น (ร้อยละ)		
		50	75	100
T	56	28	42	56
MAT	49	25	37	49
TMAT	98	49	74	98

นอกจากนั้นจะมีการเปรียบเทียบกระบวนการเรียนรู้ ระหว่าง LM และ BR โดยในการที่จะทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทยุคใหม่นั้น โดยปกติแล้วการแบ่งสัดส่วนข้อมูลจะแบ่งเป็น 3 ส่วนคือ สำหรับการเรียนรู้ (Training หรือ Learning) สำหรับตรวจสอบ (Validation) และสำหรับการทดสอบ (Testing) แต่งานวิจัยนี้เนื่องจากการเปรียบเทียบกระบวนการเรียนรู้แบบ BR ซึ่งเป็นกระบวนการเรียนรู้ที่มีการจัดแบ่งข้อมูลสำหรับการตรวจสอบเอง ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนคือ สำหรับการเรียนรู้ และการทดสอบ โดย ข้อมูลในการตรวจสอบจะกำหนดให้เป็นแบบสุ่มด้วยโปรแกรมเอง และจะมีการประมวลผลซ้ำจำนวน 50 รอบแล้วนำผลที่ได้มาเฉลี่ยเพื่อเป็นตัวแทนของแบบจำลองแต่ละประเภท เนื่องจากการประมวลผลจำนวน 50 รอบเป็นจำนวนรอบที่เหมาะสมที่สุด (Chaipimonplin, 2010) ดังนั้นการแบ่งและคัดเลือกข้อมูลสำหรับการเรียนรู้และทดสอบ จากทั้งหมด 21 ปี มีเหตุการณ์น้ำท่วม 17 ปี จะเลือกเพียง 9 ปี ที่มีเหตุการณ์น้ำท่วมระดับน้ำสูงกว่า 8 เมตร (ค.ศ. 1994 1996 1999 – 2003 2005 และ 2009 หรือ พ.ศ. 2537 2539 2542-2546 2548 และ 2552) โดยแบ่งระดับความรุนแรงของเหตุการณ์น้ำท่วมเป็น 2 ระดับคือ ระดับกลาง (8-10 เมตร) คือ ค.ศ. 1999 2000 2001 2003 และ 2009 และระดับใหญ่ (มากกว่า

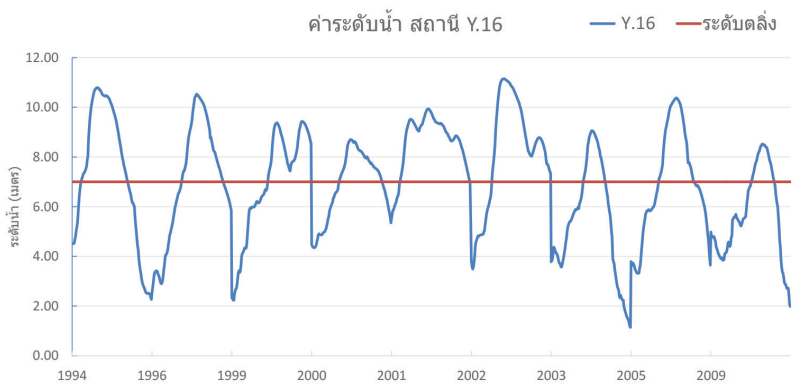
10 เมตร) คือ ค.ศ. 1994 1996 2002 และ 2005 (ภาพที่ 3) และสามารถแบ่งได้ 2 การทดลองคือ

- การทดลองที่ 1 ทดสอบ ค.ศ. 1996 (พ.ศ. 2539) และ 2000 (พ.ศ. 2543) (T1)
- การทดลองที่ 2 ทดสอบ ค.ศ. 2001 (พ.ศ. 2544) และ 2005 (พ.ศ. 2548) (T2)

การประเมินตรวจสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง จะดูค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ระดับน้ำสูงสุด (Peak Difference: PDIFF) ถ้าค่า PDIFF ติดลบ แสดงว่าแบบจำลองพยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดต่ำกว่าค่าระดับจริง ถ้าค่า PDIFF เป็นบวก แสดงว่าแบบจำลองพยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดสูงกว่าค่าระดับจริง และถ้าค่า PDIFF เป็นศูนย์ แสดงว่า แบบจำลองพยากรณ์ได้ค่าระดับน้ำสูงสุดเท่ากับค่าระดับจริง

$$PDIFF = \text{MaxQi} - \text{MaxQ}$$

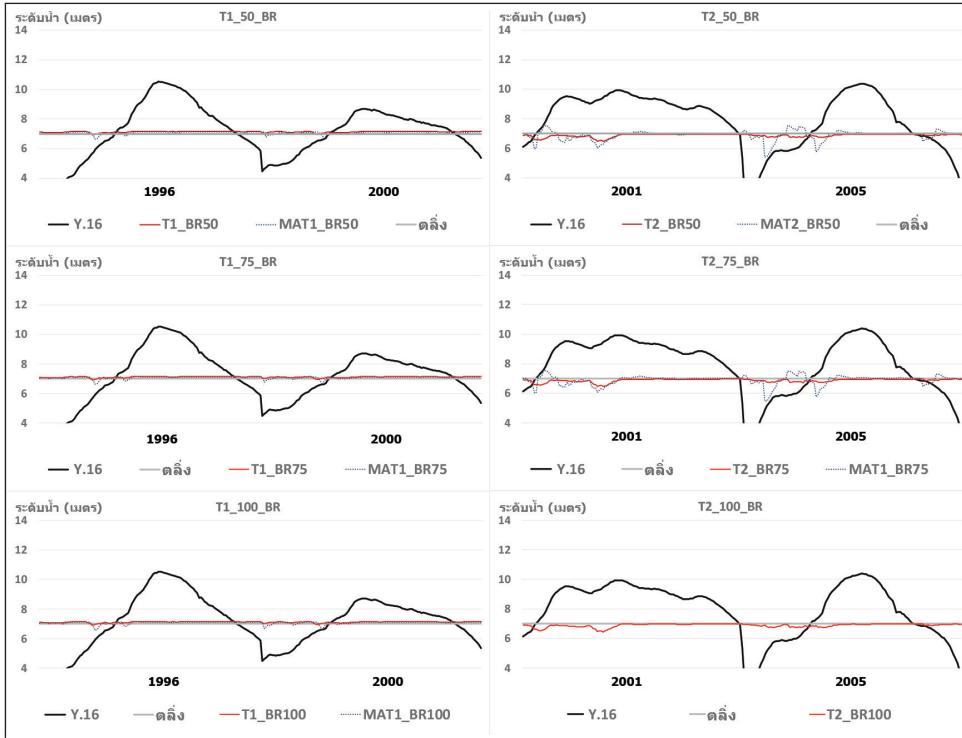
โดย MaxQi คือ ค่าระดับน้ำสูงสุดจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
MaxQ คือ ค่าระดับน้ำสูงสุดเหตุการณ์จริง



ภาพที่ 3: ช่วงปีที่มีระดับน้ำท่วมสูงสุดมากกว่า 8 เมตร ทั้ง 9 เหตุการณ์

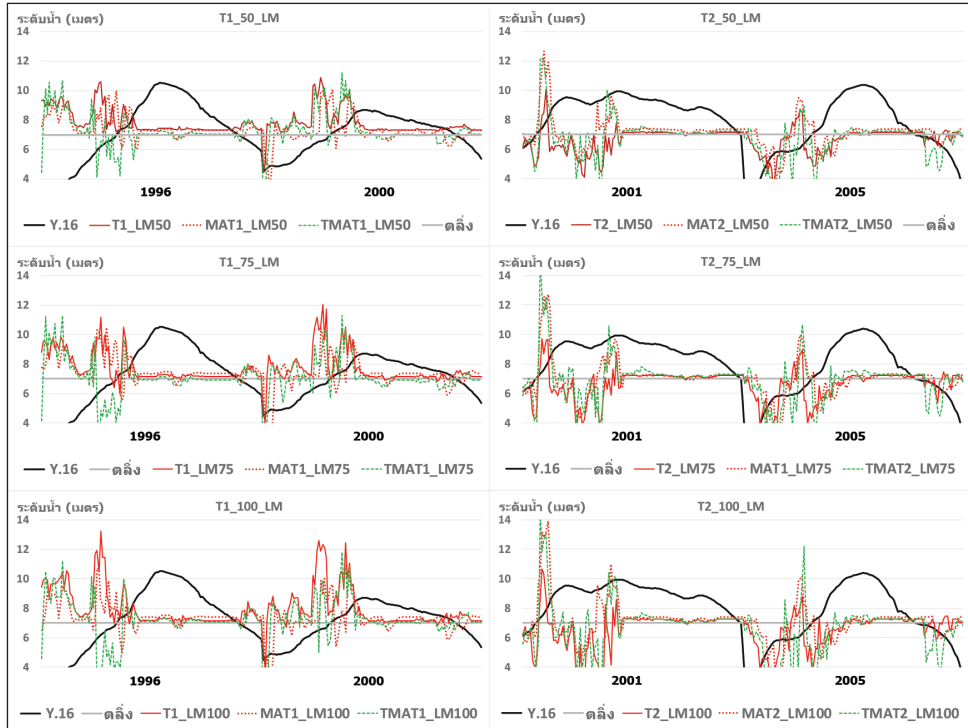
ผลการวิจัย

เมื่อเปรียบเทียบกระบวนการเรียนรู้ระหว่าง LM และ BR พบว่า แบบจำลองเรียนรู้แบบ BR สำหรับกลุ่ม T และ MAT แสดงผลการพยากรณ์อย่างชัดเจนว่า กระบวนการเรียนรู้แบบ BR ไม่สามารถที่จะพยากรณ์ค่าระดับน้ำจากข้อมูลกริดน้ำฝนได้ (ภาพที่ 4) และเนื่องจากกระบวนการเรียนรู้ BR เมื่อมีจำนวนตัวแปรนำเข้าที่มีจำนวนมาก และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นจำนวนมาก จะใช้ระยะเวลาในการประมวลผลค่อนข้างนาน ซึ่งในกรณีนี้ ในกลุ่มแบบจำลองวิธี TMAT ที่มีตัวแปรข้อมูลนำเข้ามามากถึง 98 ตัวแปร จะใช้ระยะเวลาในการประมวลผลนานกว่า 24 ชั่วโมง ดังนั้นจึงมีผลการพยากรณ์เพียง 11 แบบจำลองซึ่งแตกต่างจากการเรียนรู้แบบ LM ที่สามารถจะพยากรณ์ค่าระดับน้ำได้ โดยเส้นสีแดงที่บ คือ กลุ่มข้อมูลนำเข้ากลุ่มที่ 1 (T) เส้นจุดประสีแดง คือกลุ่มข้อมูลนำเข้ากลุ่มที่ 2 (MAT) และเส้นจุดประสีเขียวคือกลุ่มข้อมูลนำเข้ากลุ่มที่ 3 (TMAT)



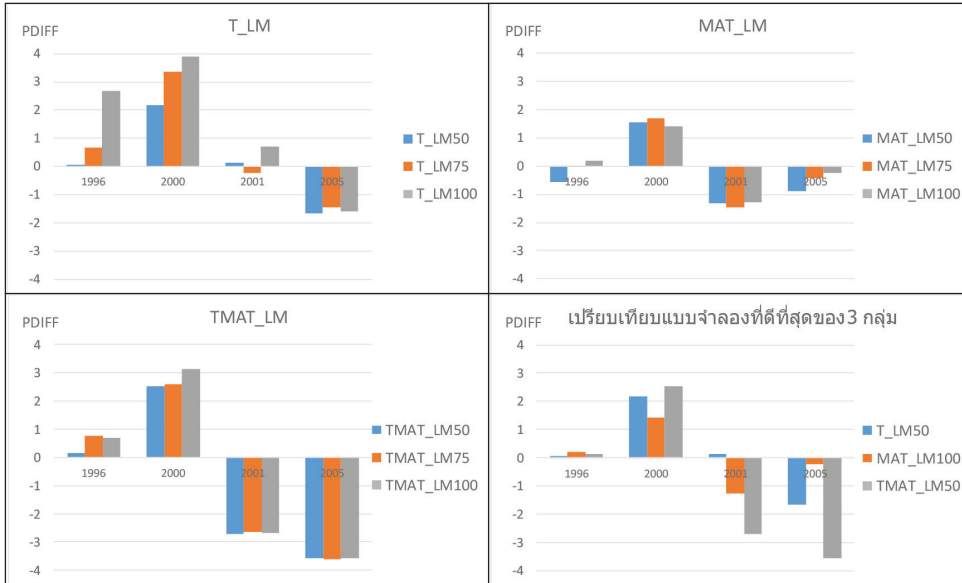
ภาพที่ 4: ไฮโดรกราฟ ของกระบวนการเรียนรู้ BR

เมื่อพิจารณาเปรียบเทียบการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่เท่ากัน แต่ต่างกันของกลุ่มประเภทข้อมูลนำเข้าพบว่า ในการทดลองที่ 1 (พยากรณ์ระดับน้ำ ค.ศ. 1996 และ 2000 หรือ พ.ศ. 2539 และ พ.ศ. 2543) แบบจำลองทั้ง 3 กลุ่มประเภทข้อมูลนำเข้าให้ผลพยากรณ์ ณ ค่าระดับน้ำสูงสุดที่คล้ายกัน แต่สำหรับการทดลองที่ 2 (พยากรณ์ระดับน้ำ ค.ศ. 2001 และ 2005 หรือ พ.ศ. 2544 และ พ.ศ. 2548) แบบจำลองที่ใช้ประเภทข้อมูลย้อนหลังกลุ่มที่ 1 (T) ทั้ง 3 กลุ่มของจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่า ประเภทข้อมูลกลุ่มที่ 2 และ กลุ่มที่ 3 (ภาพที่ 5)



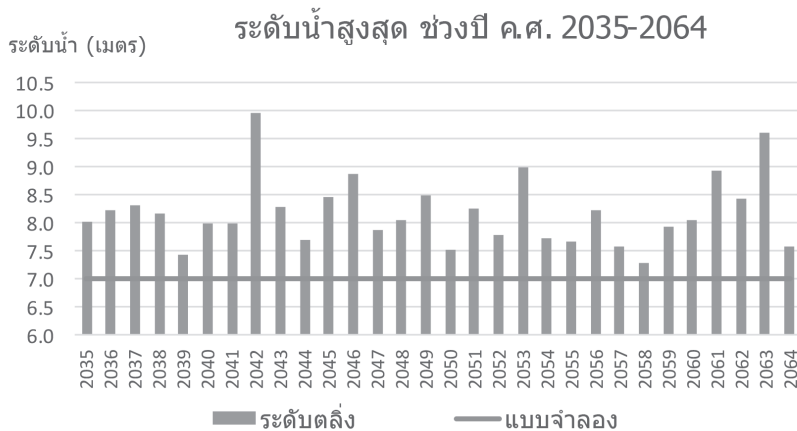
ภาพที่ 5: ไฮโดรกราฟ ของกระบวนการเรียนรู้ LM

เพื่อช่วยให้การพิจารณาเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดได้ดีขึ้น ผู้วิจัยจึงนำค่า PDIFF มาสร้างเป็นกราฟแท่ง โดยจากภาพที่ 6 สามารถสรุปได้ในแต่ละกลุ่มประเภทข้อมูลนำเข้าคือ แบบจำลอง T_LM50 พยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดได้ดีกว่าแบบจำลอง T_LM75 และ T_LM100 ส่วนกลุ่ม MAT พบว่า แบบจำลอง MAT_LM100 พยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดดีที่สุด และกลุ่ม TMAT แบบจำลอง TMAT_LM50 ให้ผลพยากรณ์ที่ดีที่สุด และเมื่อนำแบบจำลองที่ดีที่สุดในแต่ละกลุ่มประเภทข้อมูลนำเข้ามาเปรียบเทียบกัน สามารถสรุปได้ว่า แบบจำลอง T_LM50 และ MAT_LM100 พยากรณ์ระดับน้ำสูงสุดในแต่ละเหตุการณ์น้ำท่วมค่อนข้างใกล้เคียงมากที่สุด แต่เมื่อพิจารณาความแม่นยำที่ดีที่สุดสำหรับปีเหตุการณ์ ค.ศ. 1996 และ 2001 ซึ่งเป็นปีที่มีระดับน้ำท่วมค่อนข้างรุนแรง และมีระยะเวลา น้ำท่วมช้งยาวนานที่สุดใน 4 เหตุการณ์ ตามลำดับ แบบจำลอง T_LM50 จึงเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดที่พยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุด โดยเหตุการณ์ ค.ศ. 1996 และ ค.ศ. 2001 พยากรณ์สูงกว่าระดับน้ำสูงสุดจริงเพียง 5 และ 14 เซนติเมตร ตามลำดับ



ภาพที่ 6: ค่า PDIFF เปรียบเทียบจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่แตกต่างกัน

สำหรับการคาดการณ์ระดับน้ำในอนาคตนั้น แบบจำลอง T_LM50 คาดการณ์ระดับน้ำ แสดงในภาพที่ 7 โดยพบว่าระหว่าง ค.ศ. 2035-2064 คาดว่าจะมีน้ำท่วมทุก ๆ ปี ซึ่งระดับน้ำท่วมต่ำสุดคือ 7.29 เมตร ใน ค.ศ. 2058 และ ค.ศ. 2042 คาดว่าจะมีระดับน้ำท่วมสูงที่สุด คือ 9.96 เมตร จากช่วงระยะเวลาในอนาคต 30 ปี ช่วงระดับน้ำท่วมสูงสุดสามารถแบ่งได้ 3 ช่วง คือ ช่วง 7.00-7.99 เมตร มีทั้งสิ้น 11 เหตุการณ์ (ค.ศ. 2039 2044 2047 2050 2052 2054 2055 2057-2059 และ 2064 หรือ พ.ศ. 2582 2587 2590 2593 2595 2597 2598 2600-2602 และ 2607) ช่วง 8.00-8.99 เมตร มีทั้งสิ้น 17 เหตุการณ์ (ค.ศ. 2035-2038 2040 2041 2043 2045 2046 2048 2049 2051 2053 2056 และ 2060-2062 หรือ พ.ศ. 2578-2581 2583 2584 2586 2588 2589 2591 2592 2594 2596 2599 และ 2603-2605) และ ช่วง 9.00-9.99 เมตร มีเพียง 2 เหตุการณ์ (ค.ศ. 2042 และ 2063 หรือ พ.ศ. 2585 และ 2606)



ภาพที่ 7: การคาดการณ์ระดับน้ำสูงสุด ค.ศ. 2035-2064

สรุปและอภิปรายผล

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำจากข้อมูลกริดน้ำฝน แสดงให้เห็นว่าสามารถที่จะพยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดได้ในแต่ละปีเหตุการณ์ ซึ่งกระบวนการเรียนรู้ระหว่าง LM และ BR ผลการพยากรณ์สรุปได้ว่า LM สามารถที่จะพยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดได้ แต่ BR ไม่สามารถที่จะพยากรณ์ค่าระดับน้ำได้ ส่วนการใช้ข้อมูลน้ำฝนกริด ณ เวลา t และ เวลาย้อนหลัง 7 วัน ($t-1, \dots, t-7$) และ วิธี moving average time step back (MAT) ให้ผลการพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด แต่เมื่อต้องเลือกมา 1 แบบจำลองเพื่อเป็นตัวแทนในการนำไปคาดการณ์ระดับน้ำท่วมสูงสุดในอนาคต ผู้วิจัยจึงเลือกแบบจำลองวิธี T เนื่องจาก มีความแม่นยำมากที่สุดในปีเหตุการณ์น้ำท่วมที่มีขนาดใหญ่ (10.53 เมตร ค.ศ. 1996) และท่วมยาวนาน (ค.ศ. 2001) ซึ่งเหตุการณ์เหล่านี้จะก่อให้เกิดความเสียหายที่มากกว่าเหตุการณ์อื่น ๆ สำหรับการคาดการณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดในช่วงเวลาประมาณ 30 ปีข้างหน้า (ค.ศ. 2035-2064 หรือ พ.ศ. 2578-2607) จากแบบจำลอง T_LM50 (จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเริ่มมีจำนวน ร้อยละ 50 จากจำนวนตัวแปรข้อมูลนำเข้า) ค่าระดับน้ำที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมคาดการณ์นั้น มีค่าระดับน้ำสูงสุด 9.96 เมตร ใน ค.ศ. 2042 (พ.ศ. 2585) แต่เมื่อพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนที่แบบจำลอง T_LM50 พยากรณ์ระดับน้ำ ค.ศ. 2005 (พ.ศ. 2548) พบว่าแบบจำลองพยากรณ์ค่าระดับน้ำสูงสุดต่ำกว่าค่าระดับน้ำจริง 1.67 เมตร ซึ่งถ้าสมมุติให้เหตุการณ์น้ำท่วม ค.ศ. 2042 (พ.ศ. 2585) มีรูปแบบการท่วมคล้ายกับเหตุการณ์ ค.ศ. 2005 (พ.ศ. 2548) ค่าระดับน้ำท่วมสูงสุดที่แบบจำลองคาดการณ์ใน ค.ศ. 2042 (พ.ศ. 2585) ควรจะเป็น 11.63 เมตร ($9.96+1.67$) ซึ่งเมื่อเทียบกับค่าระดับน้ำท่วมสูงที่สุดในอดีตคือ 11.15 เมตร ใน ค.ศ. 2002 (พ.ศ. 2545) พบว่าในอนาคตอีก 30 ปีข้างหน้า ระดับน้ำที่อาจจะท่วมสูงสุดในอนาคตสูงกว่าเหตุการณ์ในอดีตประมาณ 50 เซนติเมตร ซึ่งอาจจะเกิดมาจากสภาพอากาศที่เปลี่ยนแปลงหรือสภาวะโลกร้อนขึ้น เนื่องจากการศึกษาครั้งนี้ได้มีการคัดเลือกเหตุการณ์น้ำท่วมที่มีระดับน้ำสูงสุดมากกว่า 8 เมตร เพื่อเป็นข้อมูลในการเรียนรู้และทดสอบของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จึงอาจจะเป็นสาเหตุที่ทำให้ผลการคาดการณ์ระดับน้ำในอนาคตมีค่าสูงกว่าระดับตลิ่งทุกปี ดังนั้นข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคตควรจะใช้ข้อมูลในอดีตทั้งหมด ที่เกิดและไม่เกิดเหตุการณ์น้ำท่วม เพื่อที่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถที่จะเรียนรู้รูปแบบของการเกิดและไม่เกิดน้ำท่วม เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการคาดการณ์ระดับน้ำในอนาคต

กิตติกรรมประกาศ

ขอบคุณกรมชลประทานสำหรับข้อมูลระดับน้ำรายวัน และ กองทุนพัฒนานักวิชาการ คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2559 สำหรับการสนับสนุนงบประมาณในการวิจัยในครั้งนี้

เอกสารอ้างอิง

ชาคริต โขติอมรศักดิ์. (2555). การคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในประเทศไทยโดยใช้แบบจำลองสภาพภูมิอากาศระดับภูมิภาค. วิทยานิพนธ์ ปร.ด. (วิทยาศาสตร์สิ่งแวดล้อม). เชียงใหม่: บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเชียงใหม่. ถ่ายเอกสาร.

- ทวี ชัยพิมลผลิน. (2561). การเปรียบเทียบ 12 กระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์น้ำท่วมในลุ่มน้ำปิงตอนบน. **วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยมหาสารคาม**, 37(3). (กำลังตีพิมพ์).
- ทวี ชัยพิมลผลิน และทวีศักดิ์ ว่างไพศาล. (2559). แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์น้ำท่วมในลุ่มน้ำมูลตอนล่าง. **วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีมหาวิทยาลัยมหาสารคาม**, 35(5), 587-595.
- พิษณุโลกฮอตนิวส์. (2555). บางระกำ 2555. สืบค้นจาก <http://www.phitsanulokhotnews.com/2012/09/24/24072>
- ศูนย์วิจัยเศรษฐศาสตร์ประยุกต์. (2553). รายงานแห่งชาติฉบับที่ 2 การจัดทำรายงานแห่งชาติฉบับที่ 2 เพื่อเสนอต่อ UNFCCC. สืบค้นจาก <http://www.onep.go.th/images/stories/file/NC.pdf>
- ยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลผลิน. (2560). การพยากรณ์ระดับน้ำโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5. **วารสารมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ (สาขาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี)**, 9(17), 83-90.
- ยุพิน ไชยสมภาร ทวี ชัยพิมลผลิน และชาคริต ไซตอมรศักดิ์. (2560). การคาดการณ์น้ำท่วมในอนาคตที่ได้รับผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม. **วารสารสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ**, 20, 169-178.
- Akhtar, M.K., Corzo, G.A., Andel, S.J. and Jonoski, A. (2009). River flow forecasting with artificial neural network using satellite observed precipitation pre-processed with flow length and travel time information: case study of the Ganges river basin. **Hydrology and Earth System Sciences**, 13, 1607-1618.
- Beale, M.H., Hagan, M.T. and Demuth, H.B. (2011). **Neural Network Toolbox™7 User's Guide**. MA: The MathWorks, Inc.
- Chaipimonplin, T. (2010). **An Exploration of Neural Network Modelling Options for the Upper River Ping, Thailand**. Ph.D. thesis (Geography), University of Leeds.
- 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.
- Chaipimonplin, T. (2016). Investigation internal parameter of neural network model for flood forecasting at Upper River Ping, Thailand. **KSCE Journal of Civil Engineering**, 20(1), 478-484.
- Chaipimonplin, T. (2017a). Comparison learning algorithms of artificial neural network model for flood forecasting, Chiang Mai, Thailand. **22nd International Congress on Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand**, December 2017, 473-479.

- Chaipimonplin, T. (2017b). The efficiency of using different of learning algorithms in artificial neural network model for flood forecasting at Upper River Ping Catchment, Thailand. **International Journal of Advance Computational Engineering and Networking**, 5(1), 40-44.
- 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 (IJCEE)**, 6(2), 90-94.
- Chaipimonplin, T. and Vangpaisal, T. (2015). The efficiency of input determination techniques in ANN for flood forecasting, Mun Basin, Thailand. **Journal of Water Resource and Hydraulic Engineering**, 4(2), 131-137.
- Haykin, S. (1999). **Self-organizing maps. Neural Networks – A Comprehensive Foundation**. 2nd ed. New Jersey: Prentice-Hall.
- Kar, A.K., Lohani, A.K., Goel, N.K. and Roy, G.P. (2015). Rain gauge network design for flood forecasting using multi-criteria decision analysis and clustering techniques in lower Mahanadi river basin, India. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, 4, 313-332.
- Kasabov, N. (1996). **Foundations of Neural Network, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering**, Cambridge MA: The MIT Press.
- Latt, Z.Z. and Wittenberg, H. (2014). Improving flood forecasting in a developing country: A comparative study of stepwise multiple linear regression and artificial neural network. **Water Resource Management**, 28, 2109-2128.