

การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการคาดการณ์น้ำท่วม ณ สถานี Y.16 บางระกำ

Development of an Artificial Neural Network Model for Flood Prediction at Y.16 Bang Rakam Station

สุภาวดี ช้องกำ, ทวี ชัยพิมลพลิน²

Supawadee Songka, Tawe Chaipimonplin²

Received: 26 January 2017 ; Accepted: 17 May 2017

บทคัดย่อ

อำเภอบางระกำจังหวัดพิษณุโลกอยู่บริเวณลุ่มน้ำยมตอนล่างซึ่งได้รับอิทธิพลจากน้ำทางตอนบนของลุ่มน้ำ ด้วยลักษณะทางกายภาพเป็นที่ราบลุ่มเมื่อเกิดฝนตกหนักหรือได้รับอิทธิพลจากน้ำเหนือทำให้พื้นที่นี้เกิดน้ำท่วมซึ่งเป็นประจำทุกปีงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายวันกริดจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 ปีพ.ศ. 2532-2552 เป็นข้อมูลนำเข้าและสำหรับคาดการณ์ระดับน้ำรายวันสถานี Y.16 บางระกำ เป็นข้อมูลนำออกโดยมีวัตถุประสงค์คือ 1) เพื่อเปรียบเทียบวิธีการคัดเลือกข้อมูลนำเข้าที่เหมาะสมระหว่างวิธี Cross correlation กับวิธี Stepwise regression 2) เพื่อหาโครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับสถานี Y.16 โดยทดสอบเปรียบเทียบชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้นและ 2 ชั้นและโหนดในชั้นซ่อนเร้นและ n โหนดและ 3) เพื่อศึกษาวิธีการเพิ่มตัวแปรนำเข้าที่เหมาะสมจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 โดยใช้วิธี Moving Window Averaging (MWA) มี 16 ตัวแปร, วิธี Moving window Averaging Time step back (MAT) มี 21 ตัวแปร, Moving Window Time step back (MWT) มี 24 ตัวแปรและทุกตัวแปรรวมกันมี 53 ตัวแปร กระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลองเลือกใช้ Levenberg-Marquardt (LM) และประมวลผลจำนวน 30 รอบหลังจากนั้นจะทำการคัดเลือกแบบจำลองที่มีการเรียนรู้ที่ดีที่สุด 5 อันดับแรกจากค่า r^2 และนำผลการพยากรณ์มาจากรูปแบบจำลองดังกล่าวมาหาค่าความถูกต้องจากค่า PDIFF จากผลการทดสอบพบว่าวิธี Cross correlation และ วิธี Stepwise regression เลือกข้อมูลนำเข้าในแต่ละกลุ่มตัวแปรดังนี้ MWA (16:2) MAT (21:1) MWT (24:1) และทุกตัวแปร (53:1) และสรุปได้ว่า วิธีการคัดเลือกข้อมูลนำเข้าวิธี Cross correlation เลือกข้อมูลนำเข้าดีกว่าวิธี Stepwise regression เนื่องจากการคัดเลือกด้วยวิธี Stepwise regression เลือกข้อมูลนำเข้าน้อยเกินไปส่วนชั้นซ่อนเร้นที่เหมาะสมควรมีชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้นและโหนดในชั้นซ่อนเร้นควรมี n โหนดโดยที่ n คือจำนวนตัวแปรของจำนวนข้อมูลนำเข้าและสุดท้ายวิธีการเพิ่มตัวแปรที่เหมาะสมควรใช้วิธี MWT ซึ่งเป็นวิธีที่ผสมกันระหว่างวิธี MWA (มิติเชิงพื้นที่) และวิธี MAT (มิติเชิงเวลา) เข้าด้วยกันเป็นวิธีการเพิ่มตัวแปรที่ดีที่สุด

คำสำคัญ: แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบจำลอง WRF-ECHAM5 การคาดการณ์น้ำท่วม บางระกำ

Abstract

Bang Rakam District, Phitsanulok Province is located in Lower Yom River Basin that is influenced by the physical characteristics of water in the upper basin during heavy rainfall or when the volume of water from the northern part causes annual flooding of this area. This study used daily rainfall grid data from the WRF-ECHAM5 model between the years 1989 and 2009 as input variables for predict water levels at Y. 16 station. The objectives of this study were

¹ นักศึกษาปริญญาโท, ภาควิชาภูมิศาสตร์ คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ 50200

² ผู้ช่วยศาสตราจารย์, ภาควิชาภูมิศาสตร์ คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ 50200

¹ Master degree Student, Department of Geography, Faculty of Social Science, Chai Mai University, 50200, Thailand

² Assistant Professor, Student, Department of Geography, Faculty of Social Science, Chai Mai University, 50200, Thailand

* Corresponding author: supawadeesongka@gmail.com, Tel: 082-4804628

1) to compare cross correlation and a stepwise regression method as methods for selecting appropriate input variables, 2) to determine the architecture of artificial neural networks models for the Y.16station by comparing between 1 and 2 hidden layers, also hidden nodes at and n nodes, and 3) to study the techniques of how to increase the input variables from the WRF-ECHAM5mode with Moving Window Averaging (MWA), Moving window Averaging Time step back (MAT), Moving Window Time step back (MWT) and all the input variables. The learning algorithm for this study was Levenberg-Marquardt (LM) with numbers of run 30 times, then selected top 5 models with the best learning process by R^2 values, after that the results of the top 5 models were evaluated with PDIFF value. The results found that Cross correlation and Stepwise regression methods selected input variables in each group as MWA (16:2), MAT (21:1), MWT (24:1) and all input variables (53:1). In conclusion, Cross correlation is better than the Stepwise regression method because the Stepwise regression selected few input variables. The appropriate hidden layers should be 1 layer and hidden node should be n node, where n is the number of input variables. Finally, MWT is the best technique, which is a mixed technique between MWA (spatial dimension) and MAT (time dimension).

Keywords: Artificial Neural Network Model, WRF-ECHAM5 Model, Flood Prediction, Bang Rakam

บทนำ

ในช่วงเวลาที่ผ่านมาสภาพภูมิอากาศของโลกได้เปลี่ยนแปลงไปทวีความรุนแรงมากขึ้นส่งผลกระทบต่อสิ่งมีชีวิตและไม่มีชีวิตในหลากหลายด้าน ประเทศไทยได้เผชิญกับภัยพิบัติทางธรรมชาติเช่นเดียวกัน หนึ่งในภัยที่สำคัญนั้นคือ น้ำท่วมหรืออุทกภัยจากข้อมูลกรมป้องกันและบรรเทาสาธารณภัย¹ ตั้งแต่ปี พ.ศ.2532 – 2554 ภัยพิบัติที่เกิดจากอุทกภัยในประเทศไทยมีมากกว่า 40,000 ครั้ง มูลค่าความเสียหายประมาณ 12.59 ล้านบาท ประชาชนได้รับบาดเจ็บมากกว่า 2,000 คน และเสียชีวิตมากกว่า 2,000 คน โดยในปี พ.ศ.2554 ประเทศไทยได้รับความเสียหายจากอุทกภัยมากที่สุด ซึ่งธนาคารโลกประเมินความเสียหายไว้ประมาณ 1.42 ล้านล้านบาท ในพื้นที่ลุ่มน้ำยมได้ประสบภัยน้ำท่วมในรูปแบบต่างๆ อาทิ น้ำท่วมขัง น้ำไหลล้นตลิ่ง น้ำป่าไหลหลาก เป็นต้นซึ่งส่งผลกระทบต่อประชาชน โดยเฉพาะประชาชนที่อยู่ในตอนล่างของแม่น้ำยม อีกทั้งปัจจัยที่เป็นสาเหตุหนึ่งของการเกิดปัญหาอุทกภัยในบริเวณพื้นที่ลุ่มน้ำยม ได้แก่ ปริมาณฝน ซึ่งเป็นสภาพที่เกิดขึ้นตามธรรมชาติไม่สามารถเปลี่ยนแปลงได้ น้ำฝนในช่วงที่ฝนตกหนัก ๆ โดยเฉพาะบริเวณลุ่มน้ำยมตอนบนก่อให้เกิดปริมาณน้ำจำนวนมากไหลหลากมาตามลำน้ำทำให้น้ำเข้าท่วมพื้นที่อยู่อาศัยและพื้นที่เกษตรกรรม ซึ่งอำเภอบางระกำเป็นพื้นที่หนึ่งที่ได้รับผลกระทบจากน้ำท่วมขังทุกปี จากรายงานสำนักงานป้องกันและบรรเทาสาธารณภัย เขต 9 พิษณุโลก² พบว่า ระหว่างปี พ.ศ.2545 - 2554 ประสบปัญหาน้ำท่วมขังทุกปี โดยในแต่ละปีครอบคลุมระยะเวลาสั้น 1 - 3 เดือนมีนักวิชาการหลายท่านพยายามใช้เทคนิควิธีการต่างๆ ที่จะลดความเสี่ยงที่เกิดขึ้น ซึ่งหนึ่งในวิธีการลดผลกระทบ คือ การพยากรณ์หรือการคาดการณ์

ในปัจจุบันมีงานวิจัยมากมายที่นำเอาเทคโนโลยีต่าง ๆ มาประยุกต์ใช้เป็นแบบจำลองเพื่อคาดการณ์อุทกภัย เช่น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ซึ่งอยู่ในกลุ่ม Black box model³ โครงข่ายประสาทเทียมคือ ระบบการคำนวณที่สร้างเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ โดยแต่ละโหนดในแต่ละชั้นจะมีการส่งคลื่นกระแสไฟฟ้าเชื่อมระหว่างโหนด⁴ โดยคุณสมบัติที่ดีของแบบจำลองนี้ คือ ใช้ความสัมพันธ์เชิงตัวเลข ซึ่งง่ายต่อการแก้ไขและปรับปรุงทำให้ประหยัดเวลาและงบประมาณในการออกภาคสนามเพื่อเก็บข้อมูล โครงสร้างสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นเป็นที่นิยมใช้มากที่สุดเนื่องจากมีประสิทธิภาพในการประมวลผล โดยส่วนมากประกอบด้วย 3 ชั้น คือ ชั้นข้อมูลนำเข้า ชั้นซ่อนเร้น และชั้นข้อมูลนำออก ซึ่งชั้นซ่อนเร้นอาจจะมีจำนวนชั้นได้มากกว่า 1 ชั้น โดยจะขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของงานวิจัย โดยทั่วไปจำนวนชั้นซ่อนเร้นและจำนวนโหนดควรจะมีจำนวนเท่าใด ยังไม่มีข้อจำกัดที่ชัดเจนแต่ถ้ามีจำนวนชั้นหรือจำนวนโหนดที่มากเกินไปจะทำให้การคำนวณใช้เวลานาน⁵ และอาจจะเกิดการเรียนรู้ที่ดีเกินไปหรือถ้าน้อยเกินไป การเรียนรู้จะไม่ประสบผลสำเร็จซึ่งจะมีผลต่อประสิทธิภาพการพยากรณ์ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม⁵⁻⁷

วิธีการในการหาจำนวนชั้นหรือจำนวนโหนดที่เหมาะสมมีหลายวิธี ผู้วิจัยได้ศึกษา 29 งานวิจัยและสามารถแบ่งกลุ่มวิธีการได้ดังนี้ 1. วิธีการสุ่ม (Random) 2. วิธีการลองผิดลองถูก (Trail and Error) 3. วิธีการกำหนด (Fix) และ 4. วิธีการนำทฤษฎีหาค่าความเหมาะสม (Optimization) ซึ่งงานวิจัยบางงานอาจใช้วิธีการหาจำนวนชั้นซ่อนเร้นหรือจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่แตกต่างกัน โดยบางงานวิจัยสรุปว่า จำนวนชั้นซ่อนเร้นที่เหมาะสมควรมีมากกว่า 2 ชั้น^{8,9} แต่บางงานวิจัยสรุป

ว่าจำนวนชั้นซ่อนเร้นที่ดีที่สุดควรมี 1 ชั้น^{5,10} ส่วนจำนวนโหนดที่เหมาะสมนั้น ควรมีจำนวนเท่ากับหรือน้อยกว่าจำนวนข้อมูลนำเข้า^{11, 12} หรือจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นควรมี 50% ของจำนวนข้อมูลนำเข้า^{13,14}

กระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีการบวนการเรียนรู้หลายประเภท ซึ่งแต่ละกระบวนการเรียนรู้จะมีความแตกต่างกันไป เช่น การเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt (LM) เป็นกระบวนการเรียนรู้ที่ใช้เวลาในการประมวลผลน้อยที่สุด หรือ การเรียนรู้แบบ Resilient Back-propagation (RP) และ BFGS QUASI-Newton (BFG) เหมาะสำหรับโครงข่ายที่มีความซับซ้อน¹⁵ มีงานวิจัยที่ทำการเปรียบเทียบกระบวนการเรียนรู้ และสรุปว่ากระบวนการเรียนรู้ LM ดีกว่ากระบวนการเรียนรู้อื่นๆ อาทิ ทวีชัยพิมลผลิน¹³ หรือยุพินไชยสมภารและทวี ชัยพิมลผลิน¹⁶ เปรียบเทียบวิธี BR กับวิธี LM ในการพยากรณ์น้ำท่วม ผลการทดลองพบว่า วิธี LM ให้ผลการพยากรณ์แม่นยำกว่าวิธี BR นอกจากนี้สมยศตั้งเจริญจิตกุล¹⁴ ทำการศึกษาคาดการณ์ระดับน้ำในแม่น้ำปิงซึ่งได้เปรียบเทียบกระบวนการเรียนรู้ LM และ GD พบว่ากระบวนการเรียนรู้ LM ให้ผลที่ดีกว่ากระบวนการเรียนรู้ GD การคัดเลือกข้อมูลนำเข้าที่เหมาะสมจะช่วยให้ประหยัดเวลาในการวิเคราะห์ โดย Bowden et al.⁶ ได้ทำการจัดกลุ่มการคัดเลือกข้อมูลนำเข้า ซึ่งอ้างอิงงานของ Maier and Dandy (2000) ที่ได้ทบทวนงานไว้ 43 ฉบับ แบ่งการคัดเลือกออกเป็น 5 กลุ่ม ได้แก่ 1) ใช้ความรู้ของผู้วิจัยเป็นตัวคัดเลือก ซึ่งจะขึ้นอยู่กับความเชี่ยวชาญของผู้คัดเลือกเอง 2) วิธีที่อยู่บนพื้นฐานของสหสัมพันธ์แบบไขว้ (Cross correlation) ที่เป็นสมการเชิงเส้นในการคัดเลือกข้อมูลนำเข้า 3) วิธีการสกัดข้อมูลที่มีอยู่ภายในกระบวนการเรียนรู้ในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เช่น วิธี Stepwise regression 4) วิธีการที่นำไปใช้เข้าถึงการแก้ปัญหา ซึ่งวิธีการนี้อยู่บนพื้นฐานของวิธีการลองผิดลองถูก 5) วิธีการผสม ที่นำเอาวิธีต่างๆ จากข้อ 1-4 รวมกัน

สำหรับงานวิจัยนี้จะเปรียบเทียบวิธี Cross correlation และวิธี Stepwise regression เนื่องจากงานวิจัยของ ทวีชัยพิมลผลิน และทวีศักดิ์ วังไพศาล¹⁷ ได้ศึกษาบริเวณลุ่มน้ำมูลตอนล่างที่มีลักษณะทางกายภาพเป็นพื้นที่ราบลุ่มเช่นเดียวกับงานวิจัยนี้ และได้ทดสอบเปรียบเทียบวิธีการคัดเลือกข้อมูลนำเข้า 4 วิธี ได้แก่ วิธี Cross correlation วิธี Stepwise regression วิธีการผสมระหว่างวิธี Cross correlation กับวิธี Stepwise regression และ วิธี Genetic algorithm โดยวิธีที่ให้ผลดีที่สุด 2 อันดับแรกคือ 1. วิธี Cross correlation 2. วิธี Stepwise regression แม้ว่าลุ่มน้ำมูลตอนล่างและลุ่มน้ำยมตอนล่างเป็นที่ราบลุ่มต่ำเช่นเดียวกันแต่ลักษณะทางกายภาพของลุ่มน้ำแตก

ต่างกัน

ในช่วงระยะเวลาที่ผ่านมาการคาดการณ์ระดับน้ำข้อมูลนำเข้าส่วนมากจะใช้ข้อมูลในอดีต-ปัจจุบันเท่านั้น แต่เนื่องด้วยเทคโนโลยีที่มีความก้าวหน้ามากขึ้นในปัจจุบัน ทำให้มีการจัดทำแบบจำลองชนิดต่างๆ เพื่อคาดการณ์ปริมาณน้ำฝนในอนาคต เช่น แบบจำลองสภาพอากาศและพยากรณ์อากาศ WRF ได้ถูกใช้เป็นแบบจำลองภูมิอากาศภูมิภาคอย่างกว้างขวาง เพื่อทำการย่อส่วนภูมิอากาศในหลายภูมิภาคทั่วโลก แบบจำลอง WRF-ECHAM5 (The Weather Research and Forecasting-ECHAM5) เป็นแบบจำลองสภาพอากาศและพยากรณ์อากาศ ที่มีประสิทธิภาพในการคำนวณสูง ใช้ในบทบาทสำคัญในการพยากรณ์สภาพของอุตุนิยมวิทยาต้านน้ำ^{18,19} ซึ่งในงานของ Chotamonsak²⁰ ได้ศึกษาไว้ซึ่งเป็นแบบจำลองภูมิอากาศภูมิภาคที่ถูกพัฒนามาจากแบบจำลอง ECHAM5 เพื่อใช้ในการจำลองภูมิอากาศภูมิภาคปัจจุบันและอนาคตของประเทศไทยที่ระดับความละเอียดกริด 20*20 กิโลเมตร¹⁸ ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองนี้ เช่น อุณหภูมิ ปริมาณน้ำฝน ความชื้น เป็นต้น มีงานวิจัยของยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลผลิน²¹ ที่นำเอาข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF- ECHAM5 เป็นข้อมูลนำเข้าในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อใช้ในการคาดการณ์ระดับน้ำของสถานี P.1 ในอนาคตอีกทั้งยังมีการเปรียบเทียบกระบวนการเรียนรู้และวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม

ในงานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลจากแบบจำลอง WRF- ECHAM5 เป็นข้อมูลนำเข้าในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อคาดการณ์ระดับน้ำของสถานี Y.16 อ.บางระกำ โดยมีประเด็นศึกษา ดังนี้ (1) เพื่อเปรียบเทียบเทคนิคการคัดเลือกข้อมูลนำเข้าที่เหมาะสมระหว่าง เทคนิค Cross correlation (C) กับเทคนิค Stepwise regression (S) (2) เพื่อศึกษาโครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับสถานี Y.16 และ (3) เพื่อศึกษาเทคนิคการเพิ่มตัวแปรข้อมูลนำเข้าที่เหมาะสมจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5

พื้นที่ศึกษาและข้อมูล

สถานี Y.16 ตั้งอยู่ลุ่มน้ำยมตอนล่าง ณ บ้านบางระกำ อ.บางระกำ จ.พิษณุโลก มีความจุลุ่มน้ำ 342 ลบ.ม./วินาที ที่ระดับตลิ่ง 7 เมตร²¹ สภาพทางกายภาพของพื้นที่เมื่อเกิดฝนตกหนักจะทำให้เกิดการสะสมของน้ำและไหลบ่าอย่างรุนแรง ตั้งแต่ตอนบนลงมาทางตอนล่างของลุ่มแม่น้ำ โดยสภาพพื้นที่เป็นพื้นที่รองรับน้ำที่ไหลผ่านมาจากจังหวัดทางด้านเหนือ ได้แก่ เพชรบูรณ์ สุโขทัย น่าน อุตรดิตถ์ และเพชรบูรณ์ ดัง

นั้นเมื่อจังหวัดดังกล่าวประสบอุทกภัย จังหวัดพิษณุโลกก็จะได้รับผลกระทบด้วย ซึ่งทำให้อ. บางระกำซึ่งมีพื้นที่ส่วนใหญ่เป็นที่ราบลุ่มต่ำ เกิดน้ำท่วมครอบคลุมบริเวณกว้างอยู่เป็นประจำ เนื่องจากแม่น้ำยมไหลผ่านจังหวัดพิษณุโลกไปบรรจบแม่น้ำน่านที่ อ. ชุมแสงจ. นครสวรรค์ หากแม่น้ำน่านมีปริมาณมากก็จะทำให้แม่น้ำยมไม่สามารถไหลลงได้ เป็นเหตุให้แม่น้ำยมเพิ่มระดับสูงขึ้นและเกิดน้ำท่วมขังเป็นเวลานาน

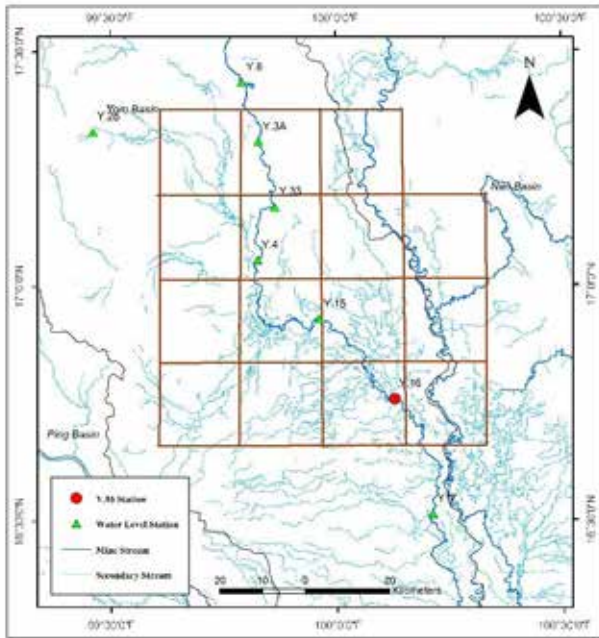


Figure 1 Study Area

Source: Adapted from Geo-Informatics and Space Technology Centre (Northern Region) (2558)

จาก Figure 1 มีสี่เหลี่ยมกริด (20*20 กิโลเมตร) ทั้งหมด 15 กริด ซึ่งแต่ละกริดแทนข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายวันที่ได้จากแบบจำลอง WRF- ECHAM5 โดยแบบจำลองนี้ใช้ปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับสภาพภูมิอากาศมาใช้ในการวิเคราะห์ มีปีฐาน 30 ปี (พ.ศ.2523 - 2552) เพื่อคาดการณ์สภาพภูมิอากาศในอนาคต 30 ปี (พ.ศ.2578-2607) ทั้งนี้มีช่วงระยะเวลาที่เว้นช่วงเนื่องจากช่วงเวลาดังกล่าวสภาพภูมิอากาศไม่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างชัดเจน²⁰

งานวิจัยนี้ใช้เวลาช่วงปี พ.ศ.2532 – 2552 (21ปี) ของเดือนสิงหาคมถึงพฤศจิกายน เนื่องจากเป็นช่วงเวลาที่มีการเก็บข้อมูลทางสถิติของระดับน้ำสถานี Y.16 และช่วงเดือนที่คัดเลือกนี้เป็นช่วงที่มีเหตุการณ์น้ำท่วม

การออกแบบข้อมูล

สำหรับการศึกษาวิธีการเพิ่มตัวแปรจะทำการศึกษา 3 วิธี คือ วิธี Moving window averaging (MWA) วิธี Moving

average time step back (MAT) และวิธี Moving window average time step back (MWT)

เทคนิค MWA แสดงถึงมิติเชิงพื้นที่ เป็นเทคนิคการเคลื่อนที่การหาค่าเฉลี่ยของจำนวนกริดหนึ่งๆ ซึ่งเคลื่อนที่ไปแนวเดียวกัน เป็นการประมาณค่าของช่องสำหรับผลลัพธ์ที่แทนค่าพื้นที่ในแต่ละจุด ซึ่งจะถูกกำหนดโดยตารางกริดที่ถูกวางไว้ตรงมุมบนซ้ายของช่องกริด ภายในตารางกริดนั้นทำให้เกิดการคำนวณค่าเฉลี่ย กริดที่อยู่นอกกลุ่มกริดจะไม่ถูกนำมาคำนวณ หลังจากที่ค่าของกริดถูกคำนวณและถูกกำหนดแล้ว ในยังกริดนั้นจะขยับไปช่องทางขวา และจะทำการคำนวณในกริดนั้น โดยค่าของกริดที่ได้เป็นค่าเฉลี่ยที่ได้จากค่าที่อยู่รอบข้าง²² เช่น จาก Figure 2 กริด 2*2 เป็นการรวมกันของค่าจากกริด 4 ค่า คือ (A+B+F+G)/4 ค่าที่ได้ คือ Z1 ซึ่งจะคำนวณจากซ้ายไปขวา และลงล่างเมื่อข้อมูลด้านขวาลิ้นสุด เป็นต้น

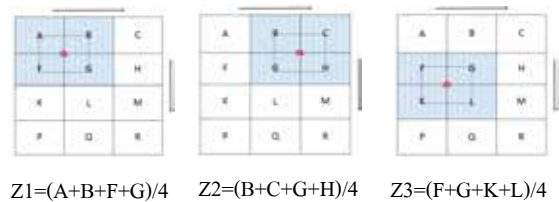


Figure 2 MWA Method

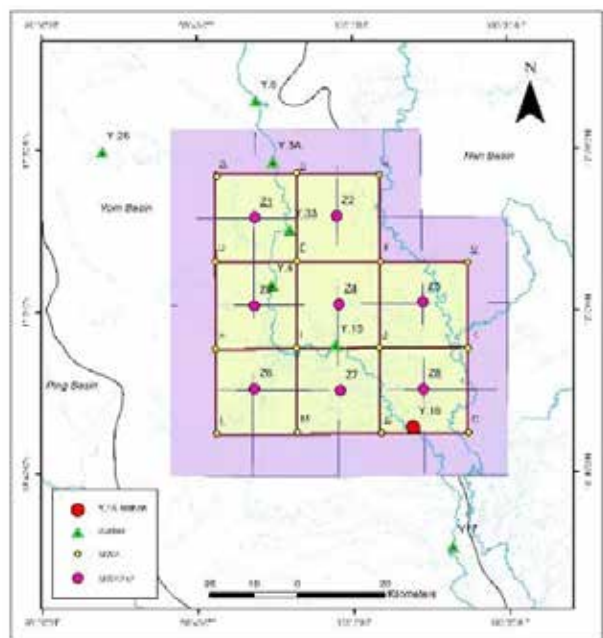


Figure 3 Grid for the selected input of MWA method

วิธี MWA จะใช้จำนวน 8 กริด โดยกำหนดรหัสตั้งแต่ Z1-Z8 (Figure 3) เทคนิค MAT แสดงถึงมิติเชิงเวลาโดยค่าที่ถูกสร้างขึ้นมานั้นจะมีค่าน้ำฝนใหม่วันที่ n โดยที่ n แทนจำนวนวัน เป็นค่าเฉลี่ยย้อนหลัง หรือค่าเฉลี่ยสะสม²³ ซึ่งจะ

ทำให้ผลการพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น เพราะเป็นการกระจายค่าให้กับข้อมูล ทำให้ข้อมูลแสดงถึงปริมาณฝนสะสมที่แท้จริง เนื่องจากข้อมูลที่เก็บมาจากภาคสนามซึ่งอาจเป็นข้อมูลรายวันหรือรายชั่วโมงอาจจะไม่แสดงถึงระดับน้ำฝนสะสมเชิงเวลาได้ เช่น เมื่อฝนตกวันที่ 1 ค่าปริมาณน้ำฝน 50 มิลลิเมตร วันที่ 2 ค่าปริมาณน้ำฝน 15 มิลลิเมตร ซึ่งแบบจำลองจะเห็นเพียงค่า 15 มิลลิเมตร แต่ในความเป็นจริง สภาพพื้นที่ในวันที่ 2 อาจจะยังคงได้รับอิทธิพลปริมาณน้ำฝนจากวันที่ 1 ซึ่งอาจจะส่งผลต่อปริมาณความชื้นของดิน หรืออัตราการไหลบ่าของน้ำผิวดินลงสู่แม่น้ำ เป็นต้นดังนั้นการใช้วิธีดังกล่าวจะทำให้ได้ค่าเฉลี่ยย้อนหลัง คือ (ค่าปริมาณน้ำฝนวันที่ 1 + ค่าปริมาณน้ำฝนวันที่ 2) / 2 จะได้ค่าเฉลี่ยของฝนสะสมตัวอย่างเช่น Figure 4 ค่าเฉลี่ยสะสมของวันที่ 1 ม.ค. 2543 มีค่าเท่ากับ $(20+13)/2 = 16.5$ มิลลิเมตร

Date	A rainfall stations	MV of A station
31 DEC 2001	20	
1 JAN 2002	13	$(20+13)/2 = 16.5$
2 JAN 2002	5	$(13+5)/2 = 9$
3 JAN 2002	11	$(5+11)/2 = 8$
4 JAN 2002	13	12

Figure 4 MAT Method

สำหรับการวิจัยนี้จะกำหนดเวลาย้อนหลัง 1 วัน (MV2) และ 2 วัน (MV3) จำนวน 7 กริด กำหนดโค้ด A-G (Figure 5)

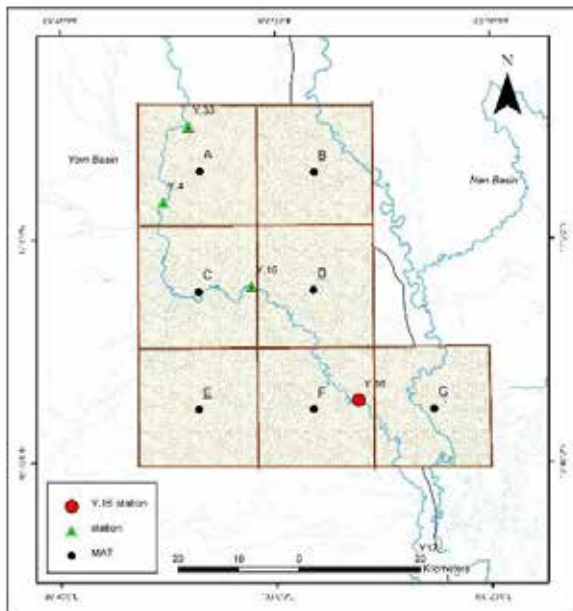


Figure 5 Grid for the selected input of MAT method

เทคนิค MWT เป็นเทคนิคการเพิ่มตัวแปรนำเข้าไปที่ผลานเทคนิค MWA ที่เป็นมิติเชิงพื้นที่ กับเทคนิค MAT ที่เป็นเทคนิคเชิงเวลาเข้าด้วยกัน โดยจะนำค่าน้ำฝนกริดใหม่ที่ได้จากเทคนิค MWA มาหาค่าเฉลี่ยสะสม (เทคนิค MAT) เนื่องจากการมองมิติเชิงพื้นที่หรือมิติเชิงเวลามิติเดียวอาจยังไม่เพียงพอกับการวิเคราะห์ภัยน้ำท่วมในพื้นที่

ดังนั้นการแบ่งกลุ่มข้อมูลจะแบ่งตามเทคนิคการเพิ่มข้อมูลนำเข้าไป และสามารถแบ่งได้ 4 กลุ่ม ซึ่งแต่ละกลุ่มจะถูกคัดเลือกข้อมูลด้วยวิธี C และวิธี S ก่อนที่จะนำเข้าสู่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

1. E1 ใช้ข้อมูลนำเข้าไปด้วยวิธี MWA โดยจะใช้ค่าน้ำฝน เวลา t และ t-1 ในแต่ละกริด ได้แก่ Z1, Z1t-1, Z2, ... และ Znt-1 โดย n แทน 1 ถึง 8 ซึ่งได้ตัวแปรทั้งหมด 16 ตัวแปร (8*2)

2. กลุ่ม E2 ใช้ข้อมูลนำเข้าไปด้วยวิธี MAT โดยกำหนดค่าเฉลี่ยเวลาย้อนหลัง 1 วัน (MV2) และ 2 วัน (MV3) ได้แก่ A, AMV2, AMV3, B, ... และ nMV3 โดยที่ n แทน A ถึง G ซึ่งได้ตัวแปรทั้งหมด 21 ตัวแปร (7*3)

3. กลุ่ม E3 ใช้ข้อมูลนำเข้าไปด้วยวิธี MWT โดยกำหนดค่าเฉลี่ยเวลาย้อนหลัง 1 วัน (MV2) และ 2 วัน (MV3) ได้แก่ Z1, Z1MV2, Z1MV3, Z2, ... และ ZnMV3 โดยที่ n แทน 1 ถึง 8 ซึ่งได้ตัวแปรทั้งหมด 24 ตัวแปร (8*3)

4. กลุ่ม E4 ใช้ข้อมูลจากกลุ่ม E1E2 และ E3 มารวมกัน ได้ตัวแปรทั้งหมด 53 ตัวแปร (16+21+24)

การออกแบบของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

งานวิจัยนี้ทำการเปรียบเทียบจำนวนชั้นซ่อนเร้นที่เหมาะสมระหว่าง 1 ชั้น และ 2 ชั้น และหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่เหมาะสม โดยกำหนดให้มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น และ n โดยที่ n แทนจำนวนโหนดในชั้นข้อมูลนำเข้าไป และใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ LM

โดยกำหนดให้หมายเลข 1 และ 2 แทนจำนวนชั้นซ่อนเร้น จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นให้สัญลักษณ์ A แทน, B แทน n, C แทน, D แทน, :n, E แทน n:n และ F แทน n ตามลำดับ การคัดเลือกข้อมูลนำเข้าไปให้สัญลักษณ์ C แทน วิธี Crelation และ S แทน วิธี Stepwise regression ตัวอย่างการให้สัญลักษณ์ของแบบจำลอง เช่น E11A1C หมายความว่า กลุ่ม E1(MWA) จำนวนชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้น จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น n ใช้วิธีการคัดเลือกข้อมูลวิธี C เป็นต้น

การจัดกลุ่มข้อมูลการเรียนรู้และการทดสอบจากค่าปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF- ECHAM5 ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2532-2552 (ค.ศ. 1989-2009) รวม 21 เหตุการณ์น้ำท่วม

สามารถแบ่งสัดส่วนข้อมูลออกเป็นการเรียนรู้และทดสอบ 80:20 โดยการทดสอบได้คัดเลือกข้อมูลซึ่งคละเหตุการณ์น้ำท่วมขนาดใหญ่ (>10เมตร) กลาง(8-10 เมตร) และเล็ก (<8 เมตร) ได้แก่ ปีพ.ศ.2532(เล็ก), 2538(ใหญ่), 2543(กลาง), 2545(ใหญ่) และ 2547(กลาง) ส่วนที่เหลือคือปีสำหรับการเรียนรู้ 16 ปี (Figure 6)

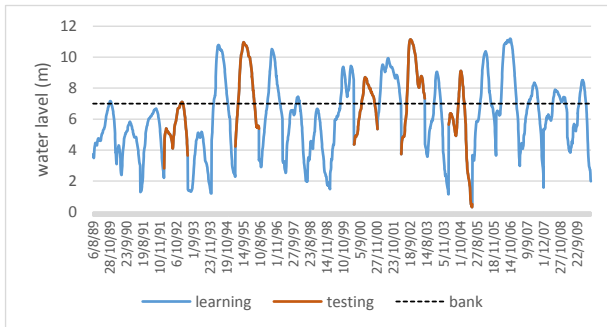


Figure 6 Water level Y.16 Station in 1989-2009

การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองจะใช้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination: r^2)²⁴ เป็นสมการการประมาณค่ามีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้ได้มากหรือน้อย ดังสมการ (1) โดย r^2 คือสัดส่วนของผลรวมของความแปรปรวนที่อธิบายได้ด้วยตัวแปรอธิบาย(Explained)กับผลรวมของความแปรปรวนทั้งหมด (Total)(1)

$$r^2 = \frac{\text{Explained}}{\text{Total}} \quad (1)$$

ค่าที่คำนวณได้จะอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 ในกรณีที่ค่า r^2 มีค่าเข้าใกล้ 1 หมายความว่า แบบจำลองมีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้งานได้มาก และในกรณีที่ค่า r^2 มีค่าเข้าใกล้ 0 หมายความว่า แบบจำลองมีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้งานได้น้อย

นอกจากนี้ยังมีค่าความแตกต่างของระดับน้ำสูงสุด (Peak difference)²⁴ เป็นค่าความแตกต่างของระดับน้ำสูงสุดของเหตุการณ์จริงกับผลการพยากรณ์ หากค่าที่ได้ติดลบ หมายความว่าแบบจำลองพยากรณ์ระดับน้ำต่ำกว่าระดับน้ำจริงคำนวณได้จากสมการ (2)

$$\text{PDIFF} = \max(\hat{Q}) - \max(Q) \quad (2)$$

โดยที่ $\max(\hat{Q})$ คือ ค่าระดับน้ำสูงสุดจากแบบจำลอง $\max(Q)$ คือ ค่าสูงสุดของระดับน้ำจริง โดยการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองจะคัดเลือกค่า r^2 จากผลการเรียนรู้ที่ดีที่สุด 5

อันดับจาก 30 อันดับนำมาใช้คัดเลือกแบบจำลองในผลการทดสอบและใช้ค่า PDIFF เพื่อหาค่าระดับน้ำที่ใกล้เคียงกับอดีตมากที่สุด

ผลการทดลอง

1) ผลการเปรียบเทียบวิธีการคัดเลือกข้อมูลนำเข้าคัดเลือกตัวแปรนำเข้า

ผลการคัดเลือกข้อมูลนำเข้าที่เหมาะสมโดยใช้วิธี C และวิธี S พบว่า วิธี C คัดเลือกข้อมูลทุกตัวในทุก 4 กลุ่มข้อมูล และวิธี S กลุ่ม E1 คัดเลือกได้ 2 ตัวแปร คือ Z5 และ Z5t-1กลุ่ม E2 E3 และ E4 คัดเลือกได้เพียงกลุ่มละ 1 ตัวแปร ได้แก่ DMV3 Z5MV3 และ DMV3 ตามลำดับ

ผลการเรียนรู้ของแบบจำลอง

จาก Figure 7 แสดงผลการเรียนรู้ของแบบจำลอง โดยใช้ค่า r^2 เรียงลำดับจากมากไปน้อย พบว่า ค่าสถิติทั้ง 4 กลุ่มข้อมูล วิธีการคัดเลือกข้อมูลนำเข้าวิธี C มีค่าสูงกว่าวิธี S เช่น กลุ่ม E1

ค่าสูงสุดของแบบจำลองทุกแบบจำลองมีค่ามากกว่าแบบจำลองที่ทำการคัดเลือกโดยวิธี S เส้นกราฟของแบบจำลองเป็นไปในทิศทางเดียวกัน การเกาะกลุ่มของข้อมูลวิธี C ทำได้ดีกว่า โดยสังเกตกลุ่มข้อมูล E1 E3 และ E4 แบบจำลองที่คัดเลือกข้อมูลด้วยวิธี S เส้นกราฟไม่เกาะกลุ่มกัน

เมื่อนำผลการเรียนรู้ 5 อันดับแรกของแบบจำลองมาเฉลี่ย (Table 1) พบว่า ในกลุ่ม E1วิธีการคัดเลือกข้อมูล C ของแบบจำลอง 1BC (E11BC) เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุด มีค่าเฉลี่ย 0.053 และวิธี Sของการคัดเลือกในกลุ่มนี้ แบบจำลอง 1BS 2ES และ 2FS มีค่าเฉลี่ย 0.030 เท่ากัน

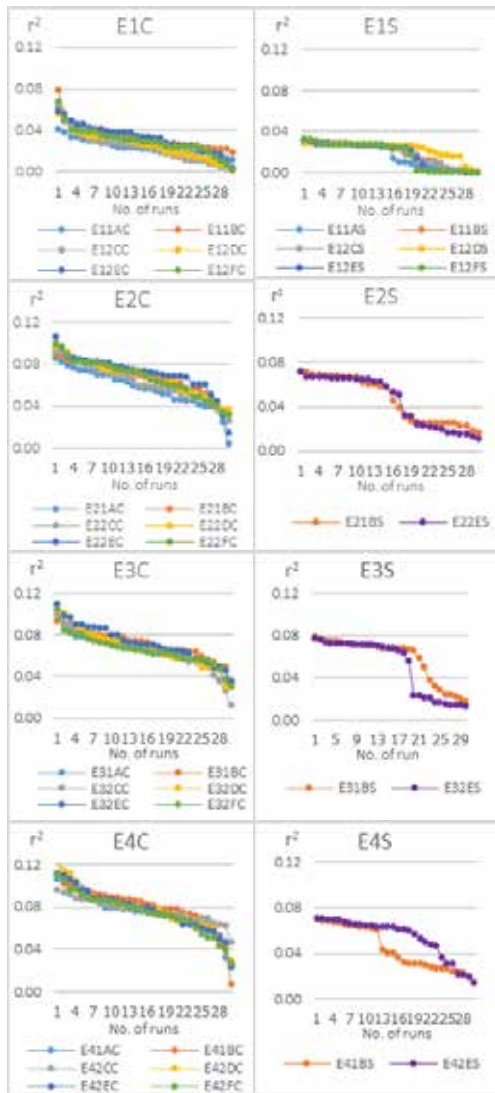


Figure 7 LearningResults

Table 1 The r^2 Average of Top 5 models

Model	E1	E2	E3	E4
1AC	0.035	0.080	0.087	0.103
1BC	0.053	0.086	0.091	0.104
2CC	0.046	0.088	0.090	0.092
2DC	0.045	0.091	0.096	0.110
2EC	0.051	0.092	0.097	0.105
2FC	0.048	0.090	0.087	0.100
1AS	0.029	-	-	-
1BS	0.030	0.071	0.076	0.069
2CS	0.028	-	-	-
2DS	0.029	-	-	-
2ES	0.030	0.068	0.075	0.070
2FS	0.030	-	-	-

ส่วนในกลุ่มของ E2 และ E3 แบบจำลองที่ดีที่สุดโดยการคัดเลือกด้วยวิธี C คือแบบจำลอง 2EC มีค่าเฉลี่ย 0.092 และ 0.097 ตามลำดับ ส่วนการคัดเลือกข้อมูลด้วยวิธี S แบบจำลอง 1BS เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุด ให้ค่าเฉลี่ย 0.071 และ 0.076 ตามลำดับ

กลุ่ม E4 การคัดเลือกข้อมูลวิธี C แบบจำลอง 2DC ให้ผลที่ดีที่สุดมีค่าเฉลี่ย 0.110 รองมาคือ 2EC ให้ค่า 0.105 ส่วนวิธี S แบบจำลอง 2ES เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดให้ค่าเฉลี่ย 0.070 รองมาคือ 1BS ให้ค่า 0.069

ผลจากค่าเฉลี่ย 5 อันดับแรกของค่า r^2 ในแต่ละกลุ่มพบว่าแบบจำลองที่ดีที่สุดในการเรียนรู้ คือ แบบจำลอง 2E (n:n) และ 1B (n) ตามลำดับ อธิบายได้ว่า กลุ่มของการเรียนรู้แบบจำลองที่มีการเรียนรู้ที่ดีควรมีชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้น หรือ 2 ชั้น และมีโหนดในชั้นซ่อนเร้นเท่ากับจำนวนข้อมูลนำเข้า

ผลการทดสอบของแบบจำลอง

จากการคัดเลือกข้อมูลด้วยวิธี C และวิธี S โดยใช้ค่า r^2 5 อันดับแรกจาก 30 อันดับของกลุ่มการเรียนรู้มาใช้ในการคัดเลือกแบบจำลองในกลุ่มการทดสอบและใช้ค่า PDIFF มาหาค่าเฉลี่ยเพื่อเป็นตัวแทนของแบบจำลอง ซึ่งแสดงในรูปที่ 8 โดยกำหนดให้ "x" แทนการคัดเลือกข้อมูลวิธี C และ "o" แทนการคัดเลือกข้อมูล S

เมื่อเปรียบเทียบวิธีการคัดเลือกตัวแปรนำเข้าของวิธีการเพิ่มตัวแปร E1(Figure 8(A)) พบว่า วิธี C เป็นวิธีการที่ให้ผลดีกว่าวิธี S เมื่อสังเกตเหตุการณ์น้ำท่วมขนาดกลางและขนาดใหญ่พบว่าผลการทดสอบการคัดเลือกข้อมูลด้วยวิธี C ดีที่สุด ยกเว้นน้ำท่วมขนาดเล็กปี พ.ศ.2535 ที่ได้ผลการคัดเลือกด้วยวิธี S ดีกว่า วิธี C

ผลจากการเปรียบเทียบการคัดเลือกตัวแปรนำเข้าด้วยวิธี C และวิธี S จะสังเกตว่าวิธี C เป็นวิธีที่มีรูปแบบมากกว่าวิธี S วิธีการเพิ่มตัวแปรกลุ่ม E1 ให้ผลที่คล้ายกับวิธีในกลุ่ม E2 E3 และ E4 (Figure8 (B C และD)) โดยวิธี C เป็นวิธีการที่ให้ผลดีกว่าวิธี S อย่างเห็นได้ชัด ทั้งนี้เนื่องจาก การคัดเลือกตัวแปรนำเข้าด้วยวิธี S ได้เลือกเพียง 1 ตัวแปร ซึ่งอาจจะเป็นข้อมูลที่น้อยเกินไปจึงส่งผลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลอง

2) โครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

จากผลการวิเคราะห์วิธีการคัดเลือกข้อมูลนำเข้าทำให้การวิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมพิจารณาเพียงแค่วิธี C เพื่อหาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม Table2 เลือกแสดงพิจารณาเพียง

วิธี C โดยกำหนดให้ แทนเหตุการณ์น้ำท่วมขนาดใหญ่ของแบบจำลอง (ปี พ.ศ.2538 และ 2545) และ แทนเหตุการณ์น้ำท่วมขนาดกลางและขนาดเล็กของแบบจำลอง (ปีพ.ศ.2535 2543 และ 2547) โดยการเปรียบเทียบจะให้ความสำคัญกับเหตุการณ์น้ำท่วมสูงกว่าระดับตลิ่งและสังเกตความเหมาะสมของค่า PDIFF ที่สรุปในส่วนท้ายของ Table 2

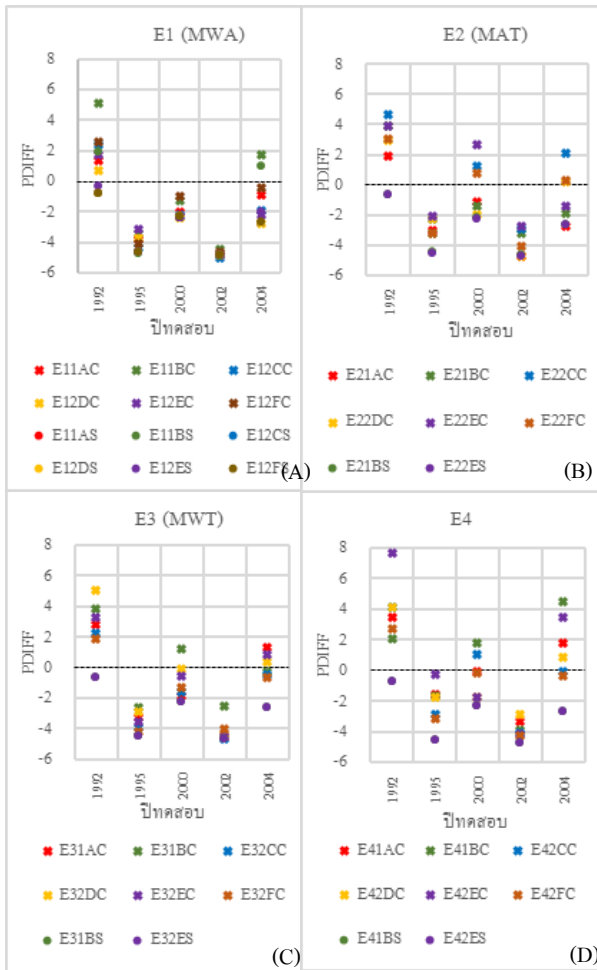


Figure 8 PDIFF of Testing Results

จากการสรุป Table 2 พบว่า แบบจำลอง 2F ที่มีชั้นซ้อนรัน 2 ชั้น และมีโหนดในชั้นซ้อนรัน n: เป็นแบบจำลองที่มีค่า PDIFF1 ใน 2 อันดับแรกที่ดีที่สุด พบว่ามีจำนวน 10 เหตุการณ์ แต่เป็นเหตุการณ์น้ำท่วมใหญ่เพียง 1 เหตุการณ์เท่านั้น

Table 2 PDIFF of testing results by Cross correlation method

	E1	1A	1B	2C	2D	2E	2F
2535		1.34	5.12	2.39	0.67	1.76	2.60
2538		-3.78	-3.41	-4.36	-3.66	-3.17	-4.11
2543		-1.98	-1.24	-2.25	-2.39	-2.25	-1.01
2545		-4.84	-4.49	-4.97	-4.83	-4.80	-4.67
2547		-0.84	1.70	-1.96	-2.72	-2.20	-0.45
	E2	1AC	1BC	2CC	2DC	2EC	2FC
2535		1.95	3.92	4.69	2.92	3.87	3.04
2538		-3.00	-3.21	-2.30	-2.30	-2.06	-3.19
2543		-1.15	-1.44	1.30	-1.99	2.64	0.75
2545		-4.72	-3.22	-2.94	-4.68	-2.69	-4.03
2547		-2.75	-1.86	2.10	0.20	-1.37	0.30
	E3	1AC	1BC	2CC	2DC	2EC	2FC
2535		2.84	3.83	2.29	5.09	3.25	1.84
2538		-3.26	-2.56	-3.94	-2.93	-3.52	-4.23
2543		-1.87	1.19	-1.56	-0.10	-0.55	-1.31
2545		-4.57	-2.48	-4.68	-4.35	-4.49	-4.05
2547		1.35	-0.32	-0.45	0.40	0.83	-0.67
	E4	1AC	1BC	2CC	2DC	2EC	2FC
2535		3.46	2.13	4.11	4.17	7.66	2.70
2538		-1.58	-1.66	-2.88	-1.70	-0.27	-3.18
2543		-0.10	1.76	1.05	-1.75	-1.73	-0.12
2545		-3.36	-3.89	-4.09	-2.83	-4.15	-4.27
2547		1.81	4.54	-0.09	0.84	3.52	-0.31
Model	Even	1A	1B	2C	2D	2E	2F
All		6	8	5	7	5	10
Big		2	5	2	3	3	1
Medium and Small		4	3	3	4	2	9

ซึ่งไม่เพียงพอที่จะนำมาคาดการณ์เหตุการณ์น้ำท่วมขนาดใหญ่ เมื่อพิจารณาอันดับรองมาคือ 1B ที่มีชั้นซ้อนรัน 1 ชั้น และจำนวนโหนดในชั้นซ้อนรัน n โหนดซึ่งมีค่า PDIFF1 ใน 2 อันดับแรกที่ดีที่สุดมีจำนวน 8 เหตุการณ์ และมีเหตุการณ์น้ำท่วมใหญ่ 5 เหตุการณ์ ซึ่งมีความเหมาะสมมากกว่า 2F ดังนั้นจึงมีความเป็นไปได้สำหรับการนำแบบจำลองดังกล่าวไปคาดการณ์เหตุการณ์น้ำท่วมทั้งระดับเล็กกลาง ใหญ่ ในอนาคตได้

ฉะนั้นโครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมควรมีชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้น และมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น n โหนด หรือ มีจำนวนโหนดเท่ากับจำนวนตัวแปรของข้อมูลนำเข้า

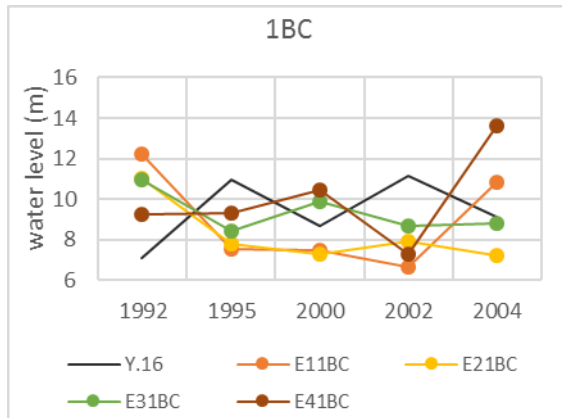


Figure 9 Results of 1BC with different input variables

3) วิธีการเพิ่มตัวแปรนำเข้าที่เหมาะสม

เมื่อพิจารณาเฉพาะแบบจำลอง 1B เพื่อหาวิธีการเพิ่มข้อมูลนำเข้าที่เหมาะสม โดยแสดงใน Figure 9 พบว่าแบบจำลอง E31BC และ แบบจำลอง E41BC มีค่า PDIFF ใกล้เคียงกับระดับน้ำจริงของสถานี Y.16 มากที่สุดโดยเปรียบเทียบกับการเพิ่มข้อมูลในกลุ่มอื่นๆ เมื่อพิจารณาแบบจำลอง E31BC ค่า PDIFF อยู่ในอันดับแรกในปี พ.ศ.2543 (กลาง) พ.ศ.2545 (ใหญ่) และพ.ศ. 2547 (กลาง) เปรียบเทียบกับแบบจำลอง E41BC ค่า PDIFF อยู่อันดับแรกปี พ.ศ.2535(เล็ก) และ พ.ศ.2538 (ใหญ่) เมื่อพิจารณา 2 แบบจำลองดังกล่าวพบว่าแบบจำลอง E31BC มีอันดับ 1 ใน 2 อันดับของทุกปี ซึ่งดีกว่าแบบจำลอง E41BC ที่ในปี พ.ศ.2547 (กลาง) เป็นแบบจำลองที่ให้ผลค่า PDIFF แย่ที่สุด และปี พ.ศ.2543 (ใหญ่) ให้ผลเป็นอันดับ 3 จาก กลุ่มข้อมูลการเพิ่มตัวแปรนำเข้า ทำให้แบบจำลอง E31BC เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่น และถือว่าเป็นแบบจำลองที่มีความเสถียรมากที่สุด ฉะนั้นวิธีการเพิ่มข้อมูลนำเข้าที่เหมาะสมควรใช้วิธีในกลุ่ม E3 คือ MWT ซึ่งเป็นวิธีที่รวมกันระหว่าง MWA ที่เป็นมิติเชิงพื้นที่ และ MAT ที่เป็นมิติเชิงเวลาเข้าด้วยกัน

สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

จากวิธีการคัดเลือกตัวแปรนำเข้าที่ผู้วิจัยได้ใช้วิธี C และวิธี S เมื่อเปรียบเทียบวิธีการคัดเลือกโดยใช้ค่า r^2 ของผลการเรียนรู้ 5 อันดับแรกที่ดีที่สุดนำมาคัดเลือกผลการทดสอบ ซึ่งแสดงผลด้วยค่า PDIFF พบว่า การคัดเลือกข้อมูลนำเข้าด้วยวิธี C ให้

ประสิทธิภาพดีกว่าวิธี S ทั้งนี้อาจเนื่องจากจำนวนตัวแปรที่คัดเลือกได้ในวิธี S มีจำนวนน้อยเกินไปทำให้การเรียนรู้และการทดสอบไม่มีประสิทธิภาพเท่าที่ควร

จากการเปรียบเทียบผลการทดสอบโดยใช้ค่า PDIFF (Table 2) พบว่าค่า PDIFF จากการคัดเลือกผลที่ดีที่สุด 2 อันดับในแต่ละปีของกลุ่มการเพิ่มข้อมูลนำเข้า พบว่า จำนวนชั้นซ่อนเร้น 2 ชั้น และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น n: โดยที่ n แทนจำนวนข้อมูลในชั้นข้อมูลนำเข้า (2F) มีความถี่ของการเกิดน้ำท่วม 10 ครั้ง แต่ในจำนวนนี้มีเหตุการณ์น้ำท่วมใหญ่เพียง 1 เหตุการณ์เท่านั้น ซึ่งน้อยเกินไป เมื่อพิจารณาแบบจำลองรองมา คือ แบบจำลองที่มีชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้น และมีโหนดในชั้นซ่อนเร้น n โหนด โดยที่ n แทนจำนวนข้อมูลในชั้นข้อมูลนำเข้า (1B) มีความถี่ในการเกิดเหตุการณ์น้ำท่วม 8 ครั้ง และในที่มี 5 ครั้งที่เป็นเหตุการณ์น้ำท่วมขนาดใหญ่ ซึ่งมีความเหมาะสมมากกว่าแบบจำลองอื่น ฉะนั้นสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมควรมีชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้น และโหนดในชั้นซ่อนเร้น n โหนด โดยที่ n แทนจำนวนข้อมูลในชั้นข้อมูลนำเข้า

ในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้วิธีการเพิ่มข้อมูลนำเข้าในแบบจำลอง 4 วิธี ได้แก่ MWA(E1) MAT(E2) MWT(E3) และใช้ทุกตัวรวมกัน(E4)ผู้วิจัยได้ใช้แบบจำลองที่มีชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้น และโหนดในชั้นซ่อนเร้น n โหนด (1B) เพื่อเปรียบเทียบวิธีการเพิ่มข้อมูลที่เหมาะสม พบว่า วิธี MWT(E3)ซึ่งเป็นวิธีที่รวมกันระหว่าง MWA ที่เป็นมิติเชิงพื้นที่ และ MAT ที่เป็นมิติเชิงเวลาเข้าด้วยกันเป็นวิธีการที่ดีที่สุด

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณ ทนุสนับสนุนการทำวิจัย จาก บัณฑิตวิทยาลัยมหาวิทยาลัยเชียงใหม่ ขอบพระคุณ อาจารย์ ดร. ชาคกริต โชติอมรศักดิ์ หัวหน้าศูนย์ภูมิภาคศึกษาด้านภูมิอากาศและสิ่งแวดล้อม คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ อนุเคราะห์ข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 และศูนย์อุทกวิทยาชลประทานภาคเหนือตอนล่าง อนุเคราะห์ข้อมูลปริมาณระดับน้ำรายวันที่สถานี Y.16 บางระกำ

เอกสารอ้างอิง

1. กรมป้องกันและบรรเทาสาธารณภัย. สถิติสถานการณ์อุทกภัยของประเทศไทยตั้งแต่ พ.ศ.2532-2554. ได้จาก: URL: <http://www.disaster.go.th/dpm/> 11 เมษายน 2559.
2. ศูนย์ป้องกันและบรรเทาสาธารณภัยจังหวัดพิษณุโลก. รายงานความเสียหายอุทกภัย ปี 2554. ได้จาก URL:

- http://122.155.1.145/inner.plk-3.30/about/inner_1102/
8 มิถุนาคม 2559
3. Kasabov, KN. Foundations of Neural Network, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering. The MIT Press, Cambridge MA. 1996.
 4. ธนาวุฒิ ประกอบผล. โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks). วารสาร มจร.วิชาการ 2552; 12(24): 72-87.
 5. เขาวาน์ หิรัญดียะกุล. การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการเตือนภัยน้ำท่วม. รายงานการวิจัย. นครราชสีมา: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี. 2546.
 6. Bowden GJ, Dandy GC. and Maier HR. Input determination for neural network models in water resources application. Part 1- background and methodology. Journal of Hydrology 2005; 301: 75-92.
 7. ทรงศักดิ์ ภักธราวุฒิชัย และวราวุธ วุฒินิษฐ์. การพยากรณ์สภาพน้ำท่าในลุ่มน้ำลำภาชีโดยระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพฯ. มปป.
 8. ดวงเพ็ญ เจตน์พิพัฒนพงษ์ และรัชกฤษ ธนพัฒน์ดล. การศึกษาเปรียบเทียบผลของการเปลี่ยนแปลงจำนวนคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ ระดับน้ำแม่ข่ายม จังหวัดแพร่. การจัดการสิ่งแวดล้อม 2553; 6(2):35-53.
 9. เลอพงค์ อัสสุริยา. การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการจำลองความสัมพันธ์ระหว่างระดับน้ำ-อัตราการไหล. วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. 2546.
 10. Chaipimonplin T. An exploration of Neural Network Modelling Option for the Upper River Ping. Thailand. Doctor of Philosophy (Physical Geography), University of Leeds. 2010.
 11. ชัยยุทธ์ ชินณะราศี, ทรงพล โนนสว่าง และเสรี ศุภราทิตย์. การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมกับการพยากรณ์ระดับน้ำที่หาดใหญ่. วารสารวิจัยและพัฒนา มจร. 2546; 26(1):125-137.
 12. คณิต ชินวงศ์. การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำของอ่างเก็บน้ำดอกกรายและอ่างเก็บน้ำหนองปลาไหล จังหวัดระยอง โดยใช้โครงข่ายประสาทประดิษฐ์. วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตร์ มหาบัณฑิตมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. 2548.
 13. ทวี ชัยพิมลผลิน. การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับพยากรณ์น้ำท่วม ในลุ่มแม่ข่ายน้ำปิงตอนบน โดยใช้ภาพเรดาร์และข้อมูลอุทกวิทยา. รายงานการวิจัย. เชียงใหม่: คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่. 2555.
 14. สมยศ ตั้งเจริญจิตกุล. การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายระดับน้ำแม่น้ำปิง ณ อำเภอเมืองจังหวัดเชียงใหม่. วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. 2545.
 15. Beale MH, Hagan MT. and Demuth HB. Neural Network Toolbox 7 User's Guide. Massachusetts: United States: The Math Works. 2011.
 16. ยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลผลิน. การประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับข้อมูลจากแบบจำลองสภาพอากาศระดับภูมิภาคเพื่อคาดการณ์น้ำท่วมในเทศบาลนครเชียงใหม่. การประชุมวิชาการนิสิตนักศึกษาภูมิศาสตร์และภูมิสารสนเทศศาสตร์แห่งประเทศไทยครั้งที่ 8. 25-26 ธันวาคม 2558. ได้จาก URL: <http://www.arts.chula.ac.th/~geography/TSG2015/Abstract%20Oral.html> 10 มกราคม 2560.
 17. ทวี ชัยพิมลผลิน และทวีศักดิ์ วั่งไพศาล. โครงการการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพยากรณ์ระดับน้ำสำหรับการเตือนภัยน้ำท่วมในลุ่มน้ำมูล. รายงานวิจัย มหาวิทยาลัยเชียงใหม่. 2557.
 18. Yucel I. Assessment of a flash flood event using different precipitation datasets. Natural Hazards 2015; 79(3):1889-1991.
 19. Rodriguez AL, Fanego VL, Vazquez DP. and Pescador JT. One-day-ahead streamflow forecasting using artificial neural networks and meteorological mesoscale model. Journal of Hydrologic Engineering 2015; 20(9):313-332.
 18. Chotamonsak C. Climate Change Simulations for Thailand Using Regional Climate Model. Doctor of Philosophy (Environmental Science). The graduate school Chiang Mai University. 2011.
 20. ศูนย์อุทกวิทยาชลประทานภาคเหนือตอนล่าง. ระดับน้ำสถานี Y.16 บางระกำ. ได้จาก URL: <http://www.hydro-2.com/> 16 ธันวาคม 2559.
 22. de By RA. Knippers, RA. Weir MJC. Georgiadou Y. Kraak MJ. van Westen CJ. and Sun Y. Data entry and preparation. Rolf A. de By (Ed.). Principles of Geographic Information systems. The International Institute for Geo-Information Science and Earth

Observation: Enschede, The Netherlands.2547.

23. ทวี ชัยพิมลผลิน.แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม. สื่อประกอบการสอน การวิเคราะห์การจัดการความเสี่ยงภัยพิบัติ 154715. ภาควิชาภูมิศาสตร์ คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่. 2559.
24. Hydro Test. 2016. Details (modelling and statistics). Accessed from: RL: <http://copublic.lboro.ac.uk/cocwd/HydroTest/Details.html> 10September2016.