

ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์น้ำท่วมเขตเทศบาลนครเชียงใหม่

Influence Factors The Performance Of Artificial Neural Network Model For Flood Forecast: Case Study Chiangmai Municipality

ยุพิน ไชยสมภาร,¹ ทวี ชัยพิมลผลิน²

Yupin Chaisompran¹, Tawe Chaipimonplin²

Received: 16 February 2019 ; Revised : 25 March 2019 ; Accepted: 23 April 2019

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลกริดน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM 5 ขนาดกริด 20x20 กิโลเมตร สำหรับการพยากรณ์น้ำท่วมในเขตเทศบาลนครเชียงใหม่โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และถ้ามีการลดขนาดข้อมูลกริดน้ำฝนเป็น 10x10 กิโลเมตร อาจเพิ่มศักยภาพความแม่นยำของแบบจำลองในการพยากรณ์น้ำท่วม ดังนั้นจึงมีการศึกษาวิธีการลดขนาดกริดโดยวิธีการประมาณค่าในช่วงวิธี IDW (Inverse Distance Weight) และวิธี Kriging นอกจากนี้มีการนำข้อมูลระดับน้ำจากเขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชลเป็นปัจจัยนำเข้าไปเพื่อดูอิทธิพลของเขื่อนต่อการพยากรณ์น้ำท่วมของแบบจำลอง และการหาโครงสร้างสถาปัตยกรรมที่เหมาะสม โดยการเปรียบเทียบจำนวนชั้นซ่อนเร้นเป็น 1 และ 2 ชั้น (กระบวนการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt (LM) จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นกำหนดเป็น 1 โหนด 50% และ 100% ของจำนวนตัวแปรข้อมูลนำเข้า) และกำหนดโดยใช้เหตุการณ์น้ำท่วมปี ค.ศ.1994-2006 การทดลองแบ่งได้เป็น 3 การทดลอง คือ A (ข้อมูลนำเข้าน้ำฝนขนาดกริด 10x10 กิโลเมตรจากวิธี IDW และ Kriging) B (ข้อมูลนำเข้าน้ำฝนขนาดกริด 10x10 กิโลเมตร จากวิธี IDW และ Kriging และระดับน้ำในเขื่อน) และ C (ใช้ชุดข้อมูลนำเข้าเป็นน้ำฝนขนาดกริด 20x20 กิโลเมตร และระดับน้ำในเขื่อน) ผลการวิจัยพบว่า การทดลอง A ข้อมูลน้ำฝนขนาดกริด 10x10 กิโลเมตร จากวิธี IDW มีจำนวน 1 ชั้นซ่อนเร้น โหนดในชั้นซ่อนเร้นมีจำนวนเท่ากับจำนวนตัวแปรข้อมูลนำเข้า (100%) มีผลต่อความแม่นยำของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมากที่สุด มีค่าความคลาดเคลื่อนอยู่ระหว่าง 0 - (-0.6) เมตร

คำสำคัญ: การประมาณค่าในช่วง โครงข่ายประสาทเทียม การพยากรณ์น้ำท่วม WRF-ECHAM5 เชียงใหม่

Abstract

This research is about the use of rainfall grid data from the WRF-ECHAM 5 model with grid size 20 x 20 kilometers for flood forecasting at Chiang Mai Municipality by artificial neural network model. If the rainfall grid could be reduced to 10x10 kilometers, the potential of model for flood forecasting would be increased, so to reduce the rainfall grid, two interpolation techniques were used.- IDW (Inverse Distance Weight) and Kriging,. Moreover, the data of water level at Mae-Ngad Somboon Chon Dam is included as input variables. Also, finding the suitable architecture structure of model comparing the number of 1 and 2 hidden layers (learning algorithm is Levenberg-Marquardt (LM) with number of hidden nodes 1 Node, 50% and 100% of input variables. Flood events between 1994-2006 are used in this study. There are three experiments; A (input variable is rainfall grid data 10x10 Km from IDW and Kriging), B (input variables

¹ นักศึกษาลัทธิตรีวิทยาสาสตรบัณฑิต สาขาภูมิศาสตร์ คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่

² ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ประจักษ์ภาควิชาภูมิศาสตร์ คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่

¹ Bachelor degree student in Geography, Faculty of Social Sciences, Chiangmai University.

² Assistant Professor, Department of Geography, Faculty of Social Sciences, Chiangmai University.

* Corresponding E-mail: Chaisompran@gmail.com

are rainfall grid data 10x10 Km from IDW and Kriging and water level data from Dam) and C (input variables are rainfall grid data 20x20 Km and water level data from Dam). The result found that experiment A with IDW rainfall grid 10x10 Km, 1 hidden layer with number of hidden nodes same with number of input variables (100%) has the most effect with artificial neural model with 0 - (-0.6) meters error.

Keyword: Interpolation, Artificial Neural Network, Flood Forecast, WRF-ECHAM5, Chiang Mai

บทนำ

การคาดการณ์ภูมิอากาศ (climate projection) โดยการสร้างภาพจำลองการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ (climate change scenario) และการพยากรณ์โดยใช้แบบจำลองภูมิอากาศเป็นแนวทางเพื่อรับมือกับผลกระทบต่าง ๆ จากอิทธิพลของการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศที่เป็นที่ยอมรับในระดับนานาชาติ ซึ่งหากการพยากรณ์ภายใต้การคาดการณ์ภูมิอากาศที่มีความเป็นไปได้สูงด้วยเทคโนโลยีแบบจำลองมีความละเอียดมากขึ้น และเหมาะสำหรับการนำไปใช้ในพื้นที่ระดับเล็กลง เช่น ประเทศหรือเมือง อาจนับเป็นความเป็นไปได้ในการระบุภัย และเตรียมพร้อมรับมือได้ในอนาคต แบบจำลอง WRF-ECHAM 5 เป็นแบบจำลองหนึ่งที่ถูกพัฒนามาจากแบบจำลองภูมิอากาศโลก เพื่อใช้ในการศึกษาสภาพภูมิอากาศในระดับภูมิภาค ที่มีความละเอียดกริด 20x20 กิโลเมตร โดยข้อมูลที่มีขนาดกริด 20x20 กิโลเมตร อาจมีผลต่อการพยากรณ์ในพื้นที่ขนาดเล็ก¹ ดังนั้นการลดขนาดกริดอาจเป็นทางเลือกที่นำมาใช้เพื่อเปรียบเทียบหาผลที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น ซึ่งผลที่ได้จากแบบจำลองสามารถนำมาประเมินภัยที่เกิดจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ ไม่ว่าจะเป็นโรคระบาด ความมั่นคงทางอาหาร ภัยแล้ง และน้ำท่วม โดยเฉพาะภัยที่เกิดจากน้ำท่วมเป็นภัยที่ต้องมีการเตรียมความพร้อมรับมือเนื่องจากมีระยะเวลาในการเกิดที่รวดเร็ว แตกต่างจากภัยแล้งที่ต้องใช้เวลานาน มีสัญญาณเตือนก่อนเกิดเป็นเวลานาน หากพิจารณาในระดับประเทศน้ำท่วมที่เกิดขึ้นในประเทศไทยสร้างความเสียหายในทางสังคม และเศรษฐกิจของประเทศเป็นจำนวนมาก โดยเฉพาะน้ำท่วมที่เกิดขึ้นในปี พ.ศ. 2554 มีผู้เสียชีวิตจำนวน 657 ราย บ้านเรือนเสียหาย 2,329 หลัง² จังหวัดเชียงใหม่เป็นหนึ่งในจังหวัดที่ได้รับผลกระทบจากน้ำท่วมในครั้งนี้ ความเสียหายที่เกิดขึ้นส่งผลกระทบต่อเศรษฐกิจ โดยเฉพาะเศรษฐกิจการท่องเที่ยว เนื่องจากจังหวัดเชียงใหม่เป็นเมืองที่มีจำนวนนักท่องเที่ยว และธุรกิจที่ให้บริการในเรื่องของการท่องเที่ยวสูงเป็นอันดับต้น ๆ ของประเทศ จากผลกระทบที่เกิดขึ้นทำให้หลายหน่วยงานเริ่มหันมาให้ความสนใจในการศึกษา วิจัยเหตุการณ์น้ำท่วมที่เกิดจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศมากขึ้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นทางเลือกหนึ่งที่ถูกนำมาใช้ในการศึกษา

เพื่อพยากรณ์ และคาดการณ์ผลกระทบที่เกิดขึ้นในอนาคต ซึ่งการพยากรณ์เหตุการณ์น้ำท่วมที่เกิดขึ้นในแต่ละพื้นที่การคัดเลือกข้อมูลนำเข้า และการกำหนดกระบวนการเรียนรู้ จำนวนชั้นซ่อนเร้น และโหนดในชั้นซ่อนเร้นเป็นสิ่งสำคัญที่มีผลต่อประสิทธิภาพ และความแม่นยำของแบบจำลอง โดยในส่วนของข้อมูลนำเข้าที่มีผลต่อการเกิดน้ำท่วมนอกจากปริมาณน้ำฝน ปริมาณน้ำที่ไหลออกจากเขื่อนมีผลต่อการเกิดน้ำท่วมในหลายพื้นที่ ดังเช่นน้ำท่วมในปี 2554 สรุปลสาเหตุการเกิดน้ำท่วมนอกจากปัจจัยทางกายภาพ ฝน และพื้นที่รับน้ำแล้ว เขื่อนถูกจัดเป็นหนึ่งในปัจจัยที่เพิ่มปริมาณน้ำในพื้นที่ท้ายน้ำให้สูงขึ้น และปริมาณการไหลของน้ำจากเขื่อนเป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความแม่นยำของแบบจำลอง³ ดังนั้นวัตถุประสงค์ของงานวิจัยต้องการศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียมในการคาดการณ์ระดับน้ำ สถานี P.1

พื้นที่ศึกษาและข้อมูล

เทศบาลนครเชียงใหม่ ตั้งอยู่ในพื้นที่ราบลุ่มน้ำท่วมถึงตอนกลางเชิงดอยสุเทพ ลุ่มน้ำปิงตอนบน โดยมีแม่น้ำปิงไหลผ่านใจกลางเมืองในแนวเหนือ-ใต้ เทศบาลนครเชียงใหม่มีขอบเขตครอบคลุมพื้นที่ 40.216 ตารางกิโลเมตร ทั้งหมด 14 ตำบล⁴ จากลักษณะภูมิประเทศ และการใช้ประโยชน์ที่ดินที่ส่วนใหญ่เป็นการใช้ประโยชน์ที่ดินแบบเมืองมากกว่าด้านอื่น ๆ เมื่อเข้าฤดูน้ำหลากในพื้นที่จะได้รับผลกระทบมากที่สุดโดยเฉพาะทางด้านเศรษฐกิจ ทำให้ในเขตเทศบาลสร้างกำแพงเพิ่มขึ้นจากเดิม 3.4 เมตร เป็น 3.7 เมตรหลังจากเกิดน้ำท่วมในปี 2004⁵ นอกจากนี้ในพื้นที่มีสถานีวัดระดับน้ำ คือ สถานี P.1 ณ สะพานนวรัฐ ซึ่งมีการตรวจวัดระดับน้ำรายชั่วโมง และรายวัน พร้อมทั้งรายงานสถานการณ์น้ำท่วมให้กับประชาชนในพื้นที่

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลกริดน้ำฝนรายวันจากแบบจำลอง WRF-ECHAM 5 (ความละเอียดกริด 10x10 และ 20x20 กิโลเมตร) ข้อมูลระดับน้ำรายวัน และข้อมูลระดับน้ำจากเขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล ที่คาดว่าข้อมูลทั้ง 3 ชุดนี้มีอิทธิพลต่อการเกิดน้ำท่วมในเขตเทศบาลนครเชียงใหม่

Figure1 แสดงให้เห็นลักษณะโดยรวมของพื้นที่

ศึกษา ที่ประกอบด้วยตำแหน่งสถานีวัดระดับน้ำ P.1 สะพาน นวรัฐ (จุดสีแดง) และตำแหน่งของเขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล ที่ คาดว่ามีอิทธิพลต่อน้ำท่วมในเขตเทศบาลนครเชียงใหม่ โดย ช้อนทับกับกริดน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM 5

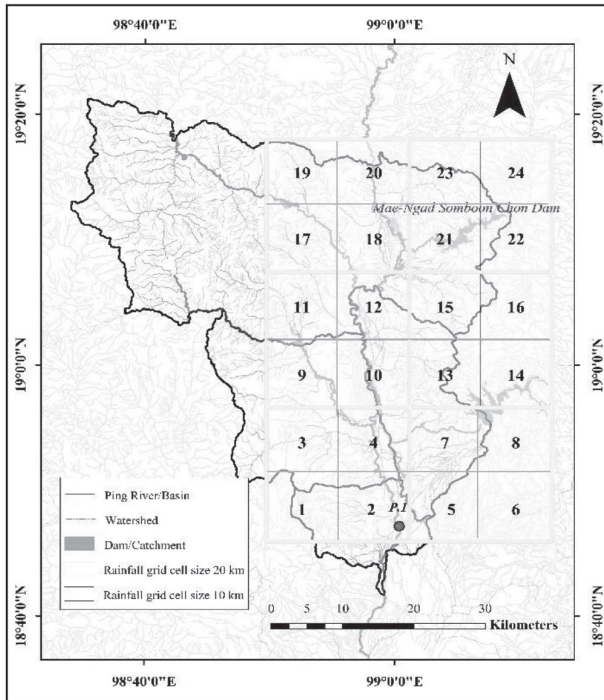


Figure 1 Study area and Rainfall grid data

กริดขนาด 20x20 กิโลเมตร (6 กริดใหญ่ เส้นสี เหลือง) และขนาดกริด 10x10 กิโลเมตร (24 กริดย่อย เส้นสี ดำ) ซึ่งเป็นข้อมูลน้ำฝนที่ลดขนาดโดยวิธีการ ประมาณค่าใน ช่วง แบบ IDW และ Kriging) ช่วงเวลาดังแต่ปี ค.ศ. 1994-2008 มีเหตุการณ์น้ำท่วมทั้งหมด 17 เหตุการณ์ ในระยะเวลา 8 ปี (ค.ศ. 1994: 4 เหตุการณ์ , 1995: 3 เหตุการณ์, 2001: 1 เหตุการณ์, 2002: 1 เหตุการณ์, 2003: 1 เหตุการณ์, 2004: 2 เหตุการณ์, 2005: 3 เหตุการณ์ และ 2006: 2 เหตุการณ์) (Figure 2)

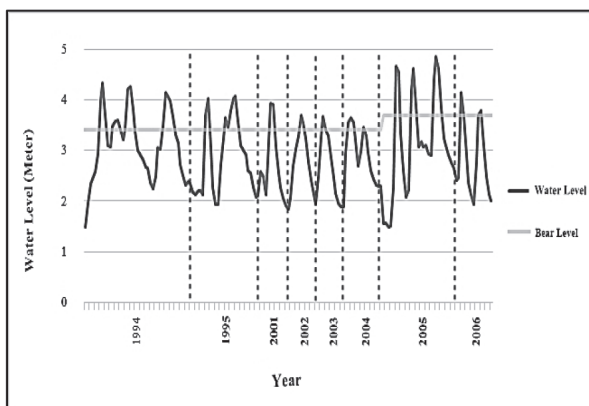


Figure 2 Flood event graph 8 Year (1994-2006)

วิธีการวิจัย

การทดสอบเพื่อหาปัจจัยที่มีประสิทธิภาพต่อความ แม่นยำของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในการคาด การณ์น้ำท่วมในเขตเทศบาลนครเชียงใหม่ ผู้วิจัยออกแบบการ ทดลอง 3 การทดลอง (Table 1) คือ

- A ชุดข้อมูลนำเข้าเป็นน้ำฝนขนาดกริด 10x10 กิโลเมตร จำนวน 16 กริด (ข้อมูลกลุ่ม IDW และกลุ่ม Kriging) จำนวนข้อมูลนำเข้า 112 ข้อมูล กำหนดชั้นชอนเร้นเป็น 1 และ 2 ชั้นชอนเร้น จำนวนโหนดในชั้นชอนเร้น 1 50% และ 100% โหนด
- B ชุดข้อมูลนำเข้าเป็นน้ำฝนขนาดกริด 10x10 กิโลเมตร จำนวน 16 กริด (ข้อมูลกลุ่ม IDW และกลุ่ม Kriging) และข้อมูลระดับน้ำในเขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล จำนวนข้อมูลนำ เข้า 113 ข้อมูล ชั้นชอนเร้นเป็น 1 และ 2 ชั้นชอนเร้น จำนวน โหนดในชั้นชอนเร้น 1 50% และ 100% โหนด
- C ชุดข้อมูลนำเข้าเป็นน้ำฝนขนาดกริด 20x20 กิโลเมตร จำนวน 6 กริด และระดับน้ำในเขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ ชล จำนวนข้อมูลนำเข้า 43 ข้อมูล ชั้นชอนเร้นเป็น 1 และ 2 ชั้นชอนเร้น จำนวนโหนดในชั้นชอนเร้น 1 50% และ 100% โหนด

โดยคัดเลือกข้อมูลนำเข้าจากจำนวนเหตุการณ์น้ำ ท่วมทั้งหมด 17 เหตุการณ์ แบ่งเป็นเหตุการณ์เรียนรู้ 70% (12 เหตุการณ์ ปี 1994 (4 เหตุการณ์) 2001 2002 2003 (3 เหตุการณ์) 2004 (2 เหตุการณ์) และ 2005 (3 เหตุการณ์)) และเหตุการณ์ทดสอบ 30% (5 เหตุการณ์ ปี 1995 (3 เหตุการณ์) และ 2006 (2 เหตุการณ์)) ซึ่งทั้ง 3 การทดลองใช้ เหตุการณ์รูปแบบเดียวกันในการเรียนรู้และทดสอบ เนื่องจาก ผู้วิจัยต้องการเปรียบเทียบว่าชุดข้อมูลนำเข้าแบบใดมี ประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่า เมื่ออยู่ในสถานการณ์ เรียนรู้และทดสอบรูปแบบเดียวกัน

ในส่วนของข้อมูลน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF- ECHAM 5 ผู้วิจัยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนคือ ข้อมูลที่มีขนาด กริด 10x10 กิโลเมตร และข้อมูลที่มีขนาดกริด 20x20 กิโลเมตร ณ ระยะเวลาที่ต่างกัน (6 ช่วงเวลา) ประกอบด้วย ระยะเวลา t, t-1, t-2,.....และ t-5 (ระยะเวลาในการเคลื่อนตัว ของน้ำ) โดยข้อมูลน้ำฝนขนาดกริด 10x10 กิโลเมตรมีจำนวน ข้อมูลนำเข้าทั้งหมด 112 ข้อมูล จากทั้งหมด 168 ข้อมูล และ ข้อมูลน้ำฝนขนาดกริด 20x20 กิโลเมตรมีข้อมูลนำเข้าทั้งหมด 42 ข้อมูล การคัดเลือกข้อมูลน้ำฝนนำเข้าของกริดขนาด 10x10 กิโลเมตร จะคัดเลือกเฉพาะกริดน้ำฝนที่มีอิทธิพลต่อ น้ำท่วมในพื้นที่เท่านั้นโดยเลือกใช้เฉพาะ 16 กริดจากทั้งหมด 24 กริด เนื่องจากข้อมูลน้ำฝนขนาดกริด 10x10 กิโลเมตรเป็น ข้อมูลที่ทำการลดขนาดโดยวิธีการ Interpolation 2 แบบคือ

IDW และ Kriging ทำให้ข้อมูลนำเข้าในการทดลองที่ A และ B มีข้อมูลนำเข้า 2 ชุด ส่วนข้อมูลระดับน้ำจากเขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชลคัดเลือกตามข้อมูลระดับน้ำรายวัน และข้อมูลน้ำฝน

การออกแบบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม กำหนดให้ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ LM (Levenberge-Marquardt) เป็นกระบวนการเรียนรู้ที่รวดเร็วใช้เวลาในการประมวลผลที่น้อย กำหนดชั้นซ่อนเร้น 1 และ 2 ชั้นซ่อนเร้น ส่วนจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นกำหนดเป็น 1 โหนด, 50% และ 100% (100% ของข้อมูลนำเข้า) ใน Table 1 แสดงราย

ละเอียดของโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่ใช้ในการทดลอง

การประเมินความถูกต้องของแบบจำลองผู้วิจัยเลือกใช้ค่า PDIFF (Peake Difference)⁶ เป็นค่าความแตกต่างของระดับน้ำสูงสุดที่ได้จากการพยากรณ์ และค่าเหตุการณ์จริงในแต่ละเหตุการณ์ หากค่า PDIFF เป็นค่าติดลบแสดงว่าแบบจำลองพยากรณ์ได้ต่ำกว่าความเป็นจริง ดังสมการที่ 1

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

ค่า $\max(\hat{Q}_i)$ แทนค่าสูงสุดจากแบบจำลอง
 ค่า $\max(Q_i)$ แทนค่าสูงสุดจากเหตุการณ์จริง

Table 1 Structure of artificial neural network architecture: experiments A B and C

Structure of Architecture	Experiments A	Experiments B	Experiments C
1 Layer	112:1:1, 112:56:1, 112:112:1	113:1:1, 113:57:1, 113:113:1	43:1:1, 43:21:1, 43:43:1
2 Layer	112:1:1:1, 112:1:56:1, 112:1:112:1, 112:56:1:1, 112:56:56:1, 112:56:112:1, 112:112:1:1, 112:112:56:1, 112:112:112:1	113:1:1:1, 113:1:57:1, 113:1:113:1, 113:57:1:1, 113:57:57:1, 113:57:113:1, 113:113:1:1, 113:113:57:1, 113:113:113:1	43:1:1:1, 43:1:21:1, 43:1:43:1, 43:21:1:1, 43:21:21:1, 43:21:43:1, 43:43:1:1, 43:43:21:1, 43:43:43:1

ผลการศึกษา

จากการเปรียบเทียบผลการทดลอง A B และ C ที่กำหนดจำนวนชั้นซ่อนเร้น 1 และ 2 ชั้น พบว่า จำนวนชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้นใช้เวลาในการประมวลผลที่รวดเร็ว และให้ผลการเรียนรู้ที่ใกล้เคียงกับค่าเหตุการณ์น้ำท่วมจริงมากกว่า จำนวนชั้นซ่อนเร้น 2 ชั้น ที่ใช้เวลาในการประมวลผลนาน มากกว่า 24 ชั่วโมง และเมื่อจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นมีจำนวนเพิ่ม

มากขึ้นแบบจำลองไม่สามารถประมวลผลได้ ทำให้ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองแบบ 2 ชั้นซ่อนเร้นมีจำนวนผลลัพธ์ไม่ครบตามที่กำหนดไว้ ส่วนจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นเมื่อเปรียบเทียบทั้ง 3 การทดลองสรุปได้ว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น n โหนด ให้ผลการพยากรณ์ที่มีค่าใกล้เคียงกับค่าน้ำท่วมจริงมากกว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้น 1 และ 50% โดยเปรียบเทียบจากกราฟ PDIFF (Figure 3)

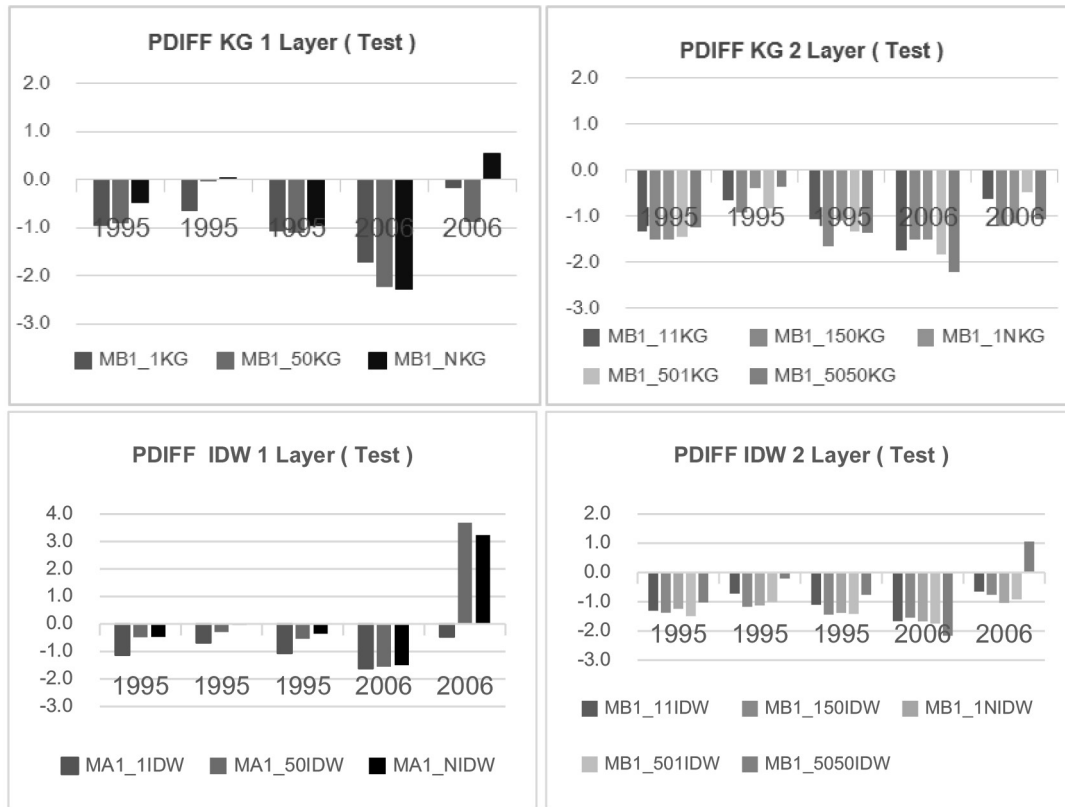


Figure 3 PDIFF value of IDW data and Kriging data (1 and 2 hidden layer)

นอกจากการเปรียบเทียบจำนวนชั้นซ่อนเร้น และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นแล้ว Figure 3 แสดงให้เห็นผลลัพธ์ที่ต่างกันของแต่ละชุดข้อมูลน้ำฝน 10x10 กิโลเมตรที่เป็นข้อมูลนำเข้า ซึ่งพบว่าชุดข้อมูลนำเข้าแบบ IDW แบบ 1 ชั้นซ่อนเร้นมีค่า PDIFF เข้าใกล้ค่า 0 มากกว่าชุดข้อมูลนำเข้าแบบ Kriging โดยเฉพาะอย่างยิ่งในเหตุการณ์น้ำท่วมที่เป็นผลพยากรณ์จากจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่ n (s1, s2, s3) แม้ว่าในบางเหตุการณ์ชุดข้อมูลนำเข้าแบบ IDW จะมีการพยากรณ์ที่เกินกว่าค่าเหตุการณ์จริง แต่เมื่อมองในภาพรวมแล้วชุดข้อมูลนำเข้าแบบ IDW มีค่าเข้าใกล้ค่า 0 มากที่สุดในช่วง (-0.353) – (-0.472) ค่าการพยากรณ์ส่วนใหญ่ที่ติดลบเนื่องจากผู้วิจัยกำหนดค่า PDIFF โดยใช้ค่าที่ได้จากการพยากรณ์ลบกับค่าน้ำท่วมจริงเพื่อแสดงให้เห็นถึงผลที่พยากรณ์ได้ชัดเจนมากที่สุด ส่วนข้อมูลน้ำฝนนำเข้าขนาดกริด 20x20 กิโลเมตรเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับชุดข้อมูลน้ำฝนนำเข้าขนาดกริด 10x10 กิโลเมตร ชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้น (Figure 4) พบว่าค่า PDIFF จากกริดขนาด 10x10 กิโลเมตรมีค่าเข้าใกล้ 0 มากกว่าค่าจากกริดขนาด 20x20 กิโลเมตร ถึง 4 เหตุการณ์ (เหตุการณ์ปี 1995 3 เหตุการณ์ และ 2006 อีก 1 เหตุการณ์)

สามารถสรุปได้ว่าขนาดกริดที่ลดลงส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ของแบบจำลอง เนื่องจากขนาดพื้นที่ในการศึกษาที่มีขนาดที่เล็กลงมีรายละเอียดของข้อมูลเชิงพื้นที่เพิ่มขึ้น ดังเช่นการคาดการณ์ปริมาณฝนในอนาคตการใช้ข้อมูลจากแบบจำลองโลกในการคาดการณ์มองว่ามีความละเอียดของข้อมูลต่ำ ดังนั้นการพัฒนาเพื่อลดขนาดของข้อมูลให้สัมพันธ์กับพื้นที่ที่สามารถลดความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง นอกจากข้อสรุปที่ว่าจำนวนชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้นซ่อนเร้น โหนดในชั้นซ่อนเร้นที่ n และ ชุดข้อมูลน้ำฝนขนาดกริด 10x10 กิโลเมตร (IDW) มีผลต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว อีกหนึ่งปัจจัยที่นำมาพิจารณาคือ ปัจจัยระดับน้ำในเขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล โดยเปรียบเทียบผลการทดลอง A (ข้อมูลนำเข้าน้ำฝนขนาดกริด 10x10 กิโลเมตร) B (ข้อมูลนำเข้าน้ำฝนขนาดกริด 10x10 กิโลเมตร และข้อมูลระดับน้ำในเขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล) และ C (ข้อมูลนำเข้าน้ำฝนขนาดกริด 20x20 กิโลเมตร และข้อมูลระดับน้ำในเขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล) (Figure 5) เพื่อหาข้อสรุปที่ชัดเจนว่าเขื่อน มีอิทธิพลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์น้ำท่วมหรือไม่

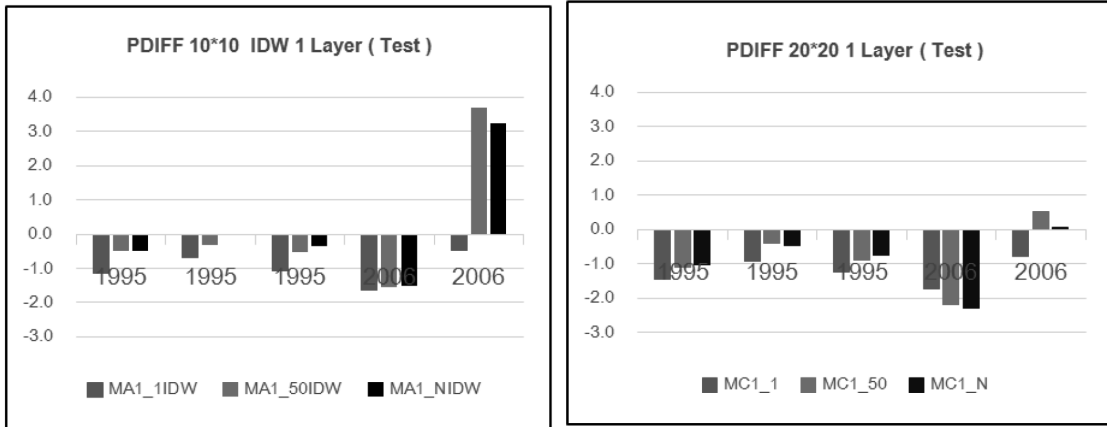


Figure 4 PDIFF value of grid cell 10x10 and 20x20 kilometer

Figure 5 แสดงการเปรียบเทียบผลการทดลอง A B และ C โดยทำการเปรียบเทียบผลการทดลองที่มีจำนวนชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้นซ่อนเร้น ที่สรุปแล้วว่ามีผลต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุด เพื่อให้ผู้อ่านเข้าใจผลการศึกษาดังกล่าวขึ้น ทั้ง 3 การทดลองมีผลการพยากรณ์ที่เข้าใกล้ ค่า 0 ในหลายเหตุการณ์ (น้ำท่วมขนาดเล็ก) แต่ผลการทดลอง A และ B มีกราฟที่เข้าใกล้ค่า 0 มากกว่าการทดลอง C อาจเนื่องจากปัจจัยน้ำฝนที่มีขนาดกริดที่ต่างกัน เมื่อเปรียบเทียบผลการทดลอง A และ B เพื่อหาข้อสรุปในเรื่องปัจจัยระดับน้ำในเขื่อน หากพิจารณาจากกราฟใน Figure 5 เห็นว่าการทดลอง B มีจำนวนเหตุการณ์ (4 เหตุการณ์) ที่กราฟเข้าใกล้ค่า 0 มากกว่า

การทดลอง A (3 เหตุการณ์) แต่หากนำค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของทั้งสองการทดลองมาเปรียบเทียบพบว่า การทดลอง A มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าการทดลอง B โดยการทดลอง A มีค่าความคลาดเคลื่อนระหว่าง 0 - (-0.6) B มีค่าความคลาดเคลื่อนระหว่าง 0 - (-0.9) สรุปผลการเปรียบเทียบในส่วนของปัจจัยน้ำเข้า ข้อมูลน้ำฝนจากแบบจำลองมีผลต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลองมากกว่า ข้อมูลระดับน้ำในเขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล แต่หากนำข้อมูลการปล่อยน้ำออกจากเขื่อนมาใช้เป็นปัจจัยน้ำเข้าจะเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ให้กับแบบจำลองมากกว่า³

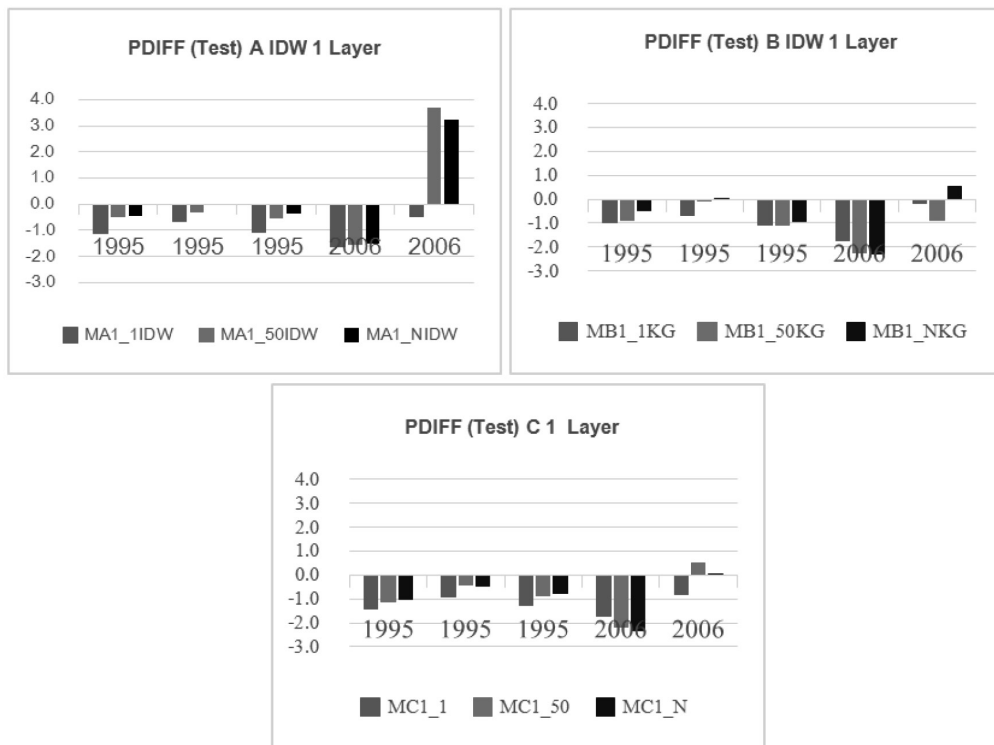


Figure 5 PDIFF value of experiments A B and C

วิจารณ์และสรุปผล

การพยากรณ์น้ำท่วมโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการเกิดน้ำท่วมเป็นข้อมูลนำเข้า (ระดับน้ำรายวัน น้ำฝนรายวันจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 และระดับน้ำจากเขื่อนแม่จันทสมบูรณ์ชล) พบว่าปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์มากที่สุดคือ ข้อมูลน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 ที่ทำการลดขนาดกริดจาก 20x20 เป็น 10x10 กิโลเมตร นอกจากข้อมูลนำเข้าแล้วพบว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นของแบบจำลองเอง เมื่อทำการพยากรณ์แล้วโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่ 50% ให้ผลการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับค่าของเหตุการณ์จริงมากกว่าโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่ 1 และ n แม้หากพิจารณาย้อนกลับไป Figure 1 และ 2 จะพบว่าผลการพยากรณ์ที่ได้จากโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่ 1 มีผลการพยากรณ์อยู่ในระดับที่ยอมรับได้ในทุกเหตุการณ์ แม้จะไม่ดีที่สุดก็ตามซึ่งในกรณีนี้ผู้วิจัยสรุปว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่ 1 มีระบบการวิเคราะห์ที่ง่ายไม่ซับซ้อนเนื่องจากจำนวนโหนดมีน้อยประกอบกับข้อจำกัดในเรื่องของเหตุการณ์ที่นำมาใช้ในการทดสอบมีน้อย ความหลากหลายในการเกิดเหตุการณ์จึงลดลง เหตุผลที่กล่าวมาทำให้จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่ 1 ไม่ใช่โหนดในชั้นซ่อนเร้นที่ดีที่สุดของการทดลองนี้

ในส่วนของจำนวนของชั้นซ่อนเร้นการเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเร้นให้กับแบบจำลอง นอกจากจะเพิ่มจำนวนของชุดข้อมูลนำเข้าให้กับแบบจำลองแล้ว ยังเป็นการเพิ่มเวลาในการประมวลผลให้กับแบบจำลองเนื่องจากความซับซ้อนที่เพิ่มขึ้นทำให้ในบางครั้งผลที่ได้จากการพยากรณ์มีค่าที่เกินกว่าค่าจริง และไม่มีค่าของเหตุการณ์ หรือโหนดใดที่เข้าใกล้ค่า 0 เลย นอกจากนี้การเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเร้นทำให้ในบางการทดลองผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ไม่ครอบคลุมตามจำนวนที่กำหนดเนื่องจากแบบจำลองใช้เวลาในการประมวลผลนาน และในท้ายที่สุดโปรแกรมไม่สามารถทำงานต่อไปได้นี้เป็นข้อสรุปที่ชัดเจนว่าในกรณีที่มีจำนวนชุดข้อมูลนำเข้าจำนวนมาก การเพิ่มจำนวนของชั้นซ่อนเร้นเป็นวิธีการที่ไม่แนะนำ และการใช้ชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้นเป็นทางเลือกที่ดีกว่า

ข้อเสนอแนะเนื่องจากในงานมีข้อจำกัดในเรื่องของเหตุการณ์ที่ใช้ในการเรียนรู้ และทดสอบ ทำให้แบบจำลองมีทางเลือกในการเรียนรู้เหตุการณ์ที่ไม่หลากหลายมากนัก ประกอบกับในการทดลองนี้กำหนดให้ทั้ง 3 การทดลองใช้เหตุการณ์รูปแบบเดียวกันในการเรียนรู้ และทดสอบ เพื่อเพิ่มความหลากหลายให้กับแบบจำลอง และผลลัพธ์ที่จะได้จากการพยากรณ์ การสลับเหตุการณ์ และการเพิ่มชนิดข้อมูลนำเข้าเป็นอีกหนึ่งทางเลือกที่ทำให้ผลการทดลองมีความหลากหลายขึ้น

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ ท่านผู้ช่วยวิจัยและผู้ช่วยสอนจากบัณฑิตวิทยาลัยมหาวิทยาลัยเชียงใหม่ที่สนับสนุนทุนในการทำวิจัย ขอขอบคุณ ดร.ชาคริต โชติอมรศักดิ์ จากศูนย์ภูมิภาคศึกษาด้านภูมิอากาศและสิ่งแวดล้อม สำหรับข้อมูลจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 และศูนย์อุทกวิทยาและบริหารน้ำภาคเหนือตอนบนกรมชลประทาน สำหรับข้อมูลระดับน้ำรายวัน ณ สถานี P1 สะพานนารัฐ

เอกสารอ้างอิง

1. ยุพิน ไชยสมภาร, ทวี ชัยพิมลผลิน. การประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับข้อมูลจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศระดับภูมิภาคเพื่อคาดการณ์น้ำท่วมในเทศบาลนครเชียงใหม่. เอกสารการประชุมวิชาการนิสิตนักศึกษาภูมิศาสตร์และภูมิสารสนเทศศาสตร์แห่งประเทศไทย ครั้งที่ 8. กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยมหาจุฬาลงกรณราชวิทยาลัย. 2558.
2. คลังข้อมูลน้ำและภูมิอากาศแห่งชาติ. ความเสียหายน้ำท่วม. สืบค้นจาก <http://www.thaiwater.net>. 10 มิถุนายน 2561.
3. ทวี ชัยพิมลผลิน. การใช้ภาพเรดาร์และข้อมูลอุทกวิทยา ร่วมกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์น้ำท่วมในลุ่มแม่น้ำปิงตอนบน. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยมหาสารคาม. 2557;33(3): 267-274.
4. เทศบาลนครเชียงใหม่. สภาพทั่วไปของเทศบาลนครเชียงใหม่. สืบค้นจาก <http://www.cmcity.go.th/cmcity/index.php/th/s-menu-detailth>. 10 มิถุนายน 2561.
5. ทวี ชัยพิมลผลิน. การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการพยากรณ์ระดับน้ำ สำหรับการเตือนภัยน้ำท่วมในลุ่มน้ำมูล. รายงานการวิจัย มหาวิทยาลัยเชียงใหม่. 2557.
6. Dawson CW, Abrahart, RJ, See LM. HydroTest: a web-based toolbox of evaluation metrics for the standardised assessment of hydrological forecasts. Environmental Modelling & Software.2007; 22(7): 1034-1052.
7. รัชเวช หาญชูวงศ์, วลัยรัตน์ บุญไทย และ ศิริลักษณ์ ชุ่มชื่น. การวิเคราะห์หาค่าปรับแก้ข้อมูลปริมาณน้ำฝนในภาคตะวันออกเฉียงเหนือที่คาดการณ์ได้จากแบบจำลอง PRECIS Scenario A2 & B2 โดยข้อมูลจากสถานีวัดน้ำฝน. ENGINEERINGTRANSECTIONS.2017; 20(42).

8. พิมพ์กานต์ บุญสวัสดิ์. การย่อส่วนแบบจำลองสภาพภูมิอากาศภูมิภาคด้วยเทคนิคการประมาณค่าเชิงพื้นที่เพื่อการพยากรณ์น้ำท่วมด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในเขตเทศบาลนครเชียงใหม่. งานวิจัยอิสระ คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่. 2560.
9. ยุพิน ไชยสมภาร, ทวี ชัยพิมลผลิน. การพยากรณ์ระดับน้ำโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ. 2560;9 (17): 83-90.
10. ยุพิน ไชยสมภาร, ทวี ชัยพิมลผลิน และชาคริต โชติอมรศักดิ์. การประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อคาดการณ์น้ำท่วมในอนาคต: กรณีศึกษาเทศบาลนครเชียงใหม่. วารสารสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ. 2560; 20(20): 169-178.
11. สุภาวดี ช้องกำ, ทวี ชัยพิมลผลิน. การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการคาดการณ์น้ำท่วม ณ สถานี Y.16 บางระกำ. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยมหาสารคาม. 2561;37(1): 119-129.
12. Apaydin H, Sonmez FK, Yildirim YE. Spatial interpolation techniques for climate data in the GAP region in Turkey. *Climate Research*. 2004; 28(1): 31-40.
13. Buytaert W, Celleri R, Willems P, Bievre DB, Wyseure G. Spatial and temporal rainfall variability in mountainous areas: A case study from the south Ecuadorian Andes. *Journal of Hydrology*. 2006;329: 413-421.
14. Chaipimonplin T, See LM, Kneale PE. Using radar data to extend the lead time of neural network forecasting on the River Ping. *Disaster Advances*. 2010;3(3): 35-43.
15. Chotamonsak C. Climate Change Simulations for Thailand Using Regional Climate Model. PhD thesis, Chiang Mai: Chiang Mai University, Thailand. 2012.
16. Keong KC, Mustafa M, Mohammad AJ, Sulaiman MH, Abdullah NRH. Artificial neural network flood prediction for sungai isap residence. In *Automatic Control and Intelligent Systems (I2CACIS), IEEE International Conference on 2016*;236-241.
17. Paul A, Das P. Flood Prediction Model using Artificial Neural Network. *International Journal of Computer Applications Technology and Research*. 2014;3(7): 473-478.
18. Tan QF, Lei XH, Wang X, Wang H, Wen X., Ji Y, Kang AQ. An adaptive middle and long-term runoff forecast model using EEMD-ANN hybrid approach. *Journal of Hydrology*.2018.