

การประยุกต์ใช้โครงข่ายใยประสาทเทียม กับการพยากรณ์ระดับน้ำที่หาดใหญ่

ชัยยุทธ ชินณะราศรี¹ ทรงพล โนนสว่าง²

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี บางมด กรุงเทพฯ 10140

และ เสรี สุภราทิพย์³

มหาวิทยาลัยรังสิต เมืองเอก ถนนพหลโยธิน ปทุมธานี 12000

บทคัดย่อ

อำเภอหาดใหญ่ตั้งอยู่ในลุ่มน้ำคลองอู่ตะเภาจังหวัดสงขลา ตัวเมืองถูกล้อมรอบไปด้วยเทือกเขาสูง ที่ผ่านมาได้ประสบปัญหาน้ำท่วมอย่างฉับพลันหลายครั้งจากสาเหตุฝนตกหนักในพื้นที่ เพื่อเป็นการบรรเทาความสูญเสียทั้งชีวิตและทรัพย์สินของประชาชน จึงมีความจำเป็นต้องสร้างระบบพยากรณ์และเตือนภัยน้ำท่วมล่วงหน้าซึ่งสามารถทำนายระดับน้ำได้ทันทั่วทั้งที่

โครงข่ายใยประสาทเทียมเป็นแบบจำลองคณิตศาสตร์ชนิดหนึ่งซึ่งมีระบบการทำงานที่เลียนแบบสมองของมนุษย์ สามารถที่จะพยากรณ์เหตุการณ์ที่จะเกิดขึ้นได้อย่างรวดเร็วจากประสบการณ์เก่าที่เคยเกิดขึ้น เมื่อนำโครงข่ายใยประสาทเทียมแบบแพร่กลับมาประยุกต์กับการพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานีวัดน้ำท่าที่คลองอู่ตะเภา (X.44) ของกรมชลประทาน ในเขตอำเภอหาดใหญ่ จากการประเมินความแม่นยำของผลการคำนวณการพยากรณ์ระดับน้ำด้วยดัชนีทางสถิติพบว่าค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์อยู่ในเกณฑ์พึงพอใจ

¹ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ห้องปฏิบัติการวิจัยวิศวกรรมแหล่งน้ำ ภาควิชาวิศวกรรมโยธา

² นักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษา ห้องปฏิบัติการวิจัยวิศวกรรมแหล่งน้ำ ภาควิชาวิศวกรรมโยธา

³ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศูนย์วิจัยภัยธรรมชาติ ภาควิชาวิศวกรรมโยธา

Application of Artificial Neural Networks for River Stage Forecasting in Hatyai

Chaiyuth Chinnarasri¹ Songphon Nonsawang²

King Mongkut's University of Technology Thonburi, Bangmod, Toongkru, Bangkok 10140

and Seree Supharatid³

Rungsit University, Muang Ake, Phahonyothin Rd., Prathumthani, 12000

Abstract

Hatyai is located in Klong U-taphao catchment area, Songkhla Province. The city is surrounded by high mountains. Previously it faced with flash floods due to very heavy rainfall in the area. In order to relief loss of life and properties, it is necessary to install a flood forecasting and warning system, which can predict the flood water level in advance.

Artificial Neural Networks (ANNs) are sort of mathematical models, which are used to carry out cognitive tasks performed naturally by the brain. ANNs can be trained from historical data to forecast the incoming events. In this study, a neural network with back-propagation algorithm is applied for river stage forecasting at Klong U-tapao station (X.44) of RID in Hatyai City. The accuracy of the result of river stage forecasting is evaluated by using statistical performance indices. It is found that the model yields satisfactory results.

¹ Assistant Professor, Water Resources Engineering Research Lab. (WAREE), Department of Civil Engineering.

² Graduate Student, Water Resources Engineering Research Lab. (WAREE), Department of Civil Engineering.

³ Natural Disaster Research Center, Department of Civil Engineering.

1. บทนำ

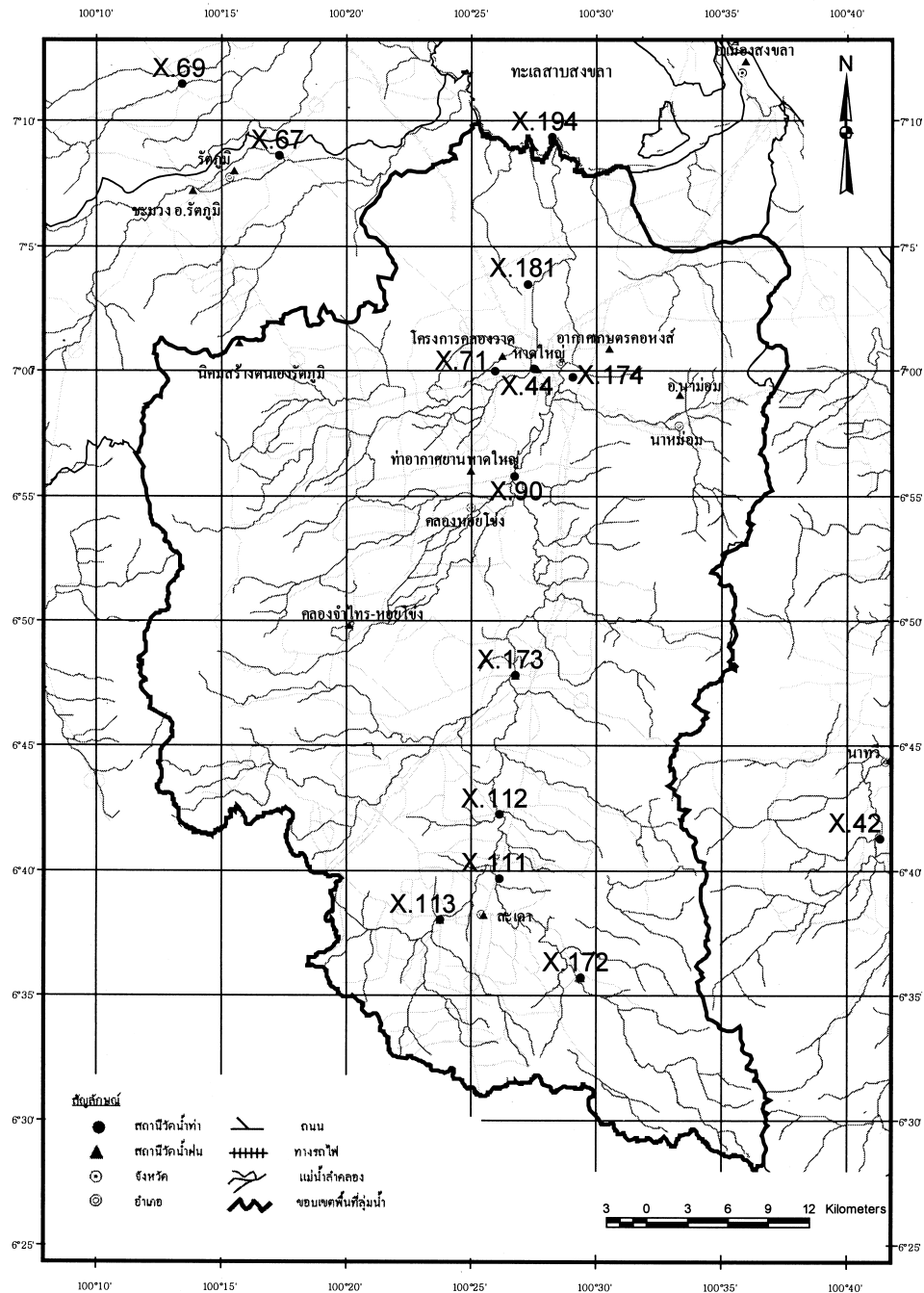
เมื่อวันที่ 20-25 พฤศจิกายน พ.ศ. 2543 ได้เกิดภาวะน้ำท่วมใหญ่ที่บริเวณอำเภอหาดใหญ่ จังหวัดสงขลาและพื้นที่ใกล้เคียง ซึ่งพบว่ามีความรุนแรงมากกว่าเหตุการณ์น้ำท่วมใหญ่ครั้งที่เคยผ่านมา สาเหตุที่ภาวะน้ำท่วมในครั้งนี้มีมีความรุนแรงมากก็เนื่องมาจากลมมรสุมตะวันออกเฉียงเหนือได้พัดปกคลุมบริเวณอ่าวไทยก่อให้เกิดฝนตกหนักในบริเวณอำเภอหาดใหญ่และพื้นที่ใกล้เคียง ประกอบกับอำเภอหาดใหญ่ตั้งอยู่บนพื้นที่ที่มีลักษณะเป็นแอ่งกระทะมีเนินเขาล้อม ทำให้ปริมาณน้ำจากลำน้ำสาขาต่างๆ ไหลเข้าสู่เมืองอย่างรวดเร็ว ก่อให้เกิดภาวะน้ำท่วมอย่างฉับพลัน ทำให้สูญเสียชีวิตและทรัพย์สินของประชาชนที่อาศัยอยู่ในบริเวณนั้นที่ไม่สามารถหนีออกจากพื้นที่ได้ทันทั่วทั้ง เนื่องจากขาดระบบการพยากรณ์และการเตือนภัยที่ดีที่สามารถบอกเวลาที่เกิดน้ำท่วมได้ใกล้เคียงกับเหตุการณ์จริง

ที่ผ่านมาระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) ได้ถูกนำมาประยุกต์กับงานพยากรณ์ในหลายลักษณะด้วยกัน ไม่ว่าจะเป็นด้านชีววิทยา ด้านการเงิน ด้านการแพทย์ ด้านอุตสาหกรรม ด้านการทหาร ด้านสิ่งแวดล้อม เป็นต้น โดยเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ โดยในปี ค.ศ. 1980 ได้เริ่มมีการนำเอาโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์กับงานพยากรณ์ทางด้านวิศวกรรมทรัพยากรน้ำ และมีการพัฒนาและประยุกต์ใช้เรื่อยมาอย่างต่อเนื่อง [1]-[5] สำหรับในประเทศไทยได้เริ่มมีการนำเอาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการพยากรณ์ทางด้านวิศวกรรมแหล่งน้ำเมื่อไม่กี่ปีมานี้ [6]-[9]

สำหรับวัตถุประสงค์ของการศึกษาวิจัยในครั้งนี้ก็เพื่อที่จะใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back-Propagation Algorithm) มาประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ค่าระดับน้ำที่สถานีวัดน้ำท่าในคลองอู่ตะเภา (X.44) ซึ่งเป็นสถานีวัดน้ำท่าของกรมชลประทาน ตั้งอยู่ในบริเวณตัวเมืองของอำเภอหาดใหญ่ เพื่อนำผลการพยากรณ์ระดับน้ำล่วงหน้า 3 ชั่วโมง ไปใช้ในการเตือนภัยแจ้งข่าวสารให้กับประชาชนที่อาศัยอยู่ในเขตเสี่ยงภัยต่อการเกิดภาวะน้ำท่วมต่อไป

2. สภาพของพื้นที่ลุ่มน้ำคลองอู่ตะเภา

พื้นที่ลุ่มน้ำคลองอู่ตะเภามีแนวเขาล้อมรอบมีพื้นที่รับน้ำประมาณ 2,100 ตร.กม. ด้านต้นน้ำมีลักษณะเป็นเนินเขาที่มีความลาดชันค่อนข้างสูงอยู่ในเขตอำเภอสะเดา รวบรวมน้ำจากลำน้ำสาขารวม 13 สาขาย่อยไหลลงสู่ทิศใต้ผ่านอำเภอหาดใหญ่ซึ่งมีลักษณะพื้นที่เป็นแอ่งกระทะ ไปออกสู่ทะเลสาบสงขลาที่บ้านแหลมโพธิ์ (รูปที่ 1) แม้ว่าพื้นที่ลุ่มน้ำจะมีขนาดไม่ใหญ่มาก แต่จากการที่สภาพพื้นที่มีความลาดชันค่อนข้างสูงจึงทำให้น้ำป่าไหลลงสู่พื้นที่รับน้ำข้างล่างได้อย่างรวดเร็ว

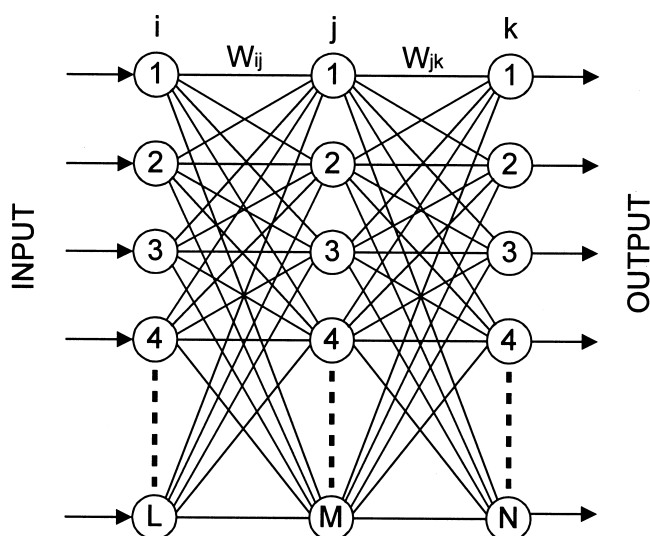


รูปที่ 1 แสดงลำน้ำสาขาในลุ่มน้ำคลองอุตตะเกา

3. แบบจำลอง

ลักษณะโครงสร้างของแบบจำลอง

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back-Propagation Algorithm) ได้ถูกพัฒนาขึ้นมาโดย Rumelhart et al. [10] สามารถเข้าใจง่ายและมีการประยุกต์ใช้โดยทั่วไป การปรับสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับประกอบไปด้วย 3 ขั้นตอนคือ 1) ขั้นตอนการคำนวณไปข้างหน้า (feed forward) จากชั้นข้อมูลเข้า (input layer) ไปยังชั้นแอบแฝง (hidden layer) และไปสู่ชั้นข้อมูลออก (output layer) 2) ขั้นตอนการคำนวณและการแทนค่ากลับของผลรวมของความผิดพลาดของสัญญาณออกกับค่าเป้าหมาย 3) ขั้นตอนการปรับค่าน้ำหนัก (weight) และไบแอส (bias) ซึ่งค่าน้ำหนักนี้หลังจากที่ได้จากสถานะของการเรียนรู้จะเก็บไว้ใช้อีกครั้งสถานะของการทดสอบ ซึ่งในสถานะของการทดสอบจะไม่มีปรับแต่งค่าของน้ำหนัก ส่วนค่าไบแอสนี้คือในกรณีที่โครงข่ายมีจำนวน node ที่ไม่เหมาะสมคือจำนวน node น้อยเกินไป การเพิ่ม node ไบแอสเข้าไปจะทำให้โครงข่ายสามารถมีประสิทธิภาพของการเรียนรู้ดีขึ้น หลังจากที่ได้ผ่านกระบวนการเรียนรู้แล้ว จะเป็นการนำโครงข่ายไปประยุกต์ใช้งาน ขั้นตอนนี้จะขึ้นอยู่กับขั้นตอนการคำนวณไปข้างหน้าเพียงขั้นตอนเดียว โดยจะนำค่าน้ำหนักที่ได้จากการเรียนรู้ไปใช้ในการพยากรณ์ต่อไป



รูปที่ 2 แสดงโครงข่ายภายในของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

ขั้นตอนในการคำนวณ

กระบวนการในการคำนวณของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับสามารถสรุปได้ดังต่อไปนี้

1. กำหนดค่าเริ่มแรกของน้ำหนักและค่าไบแอสที่ใช้ในโครงข่ายตาม node ต่างๆของชั้นข้อมูลเข้าและชั้นแอบแฝงด้วยวิธีการสุ่ม ซึ่งจะอยู่ในช่วงระหว่าง 0-1

2. แบ่งข้อมูลทั้งหมดสำหรับนำเข้าในแบบจำลองคือ ข้อมูลระดับน้ำและข้อมูลปริมาณน้ำฝน ออกเป็นสองส่วน ส่วนแรกเอาไว้ใช้ในการปรับสอน (training) ส่วนที่สองเอาไว้ใช้ในการทดสอบ (testing) ใส่ค่าข้อมูล input ที่ input node ทุก node และใส่ค่าข้อมูลออกที่เป้าหมาย (target output) เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบกับข้อมูลออกของการคำนวณ

3. คำนวณโครงข่ายไปข้างหน้าซึ่งแต่ละหน่วยของชั้นแอบแฝงจะมีการรวมค่าน้ำหนักของข้อมูลนี้เข้ากับข้อมูลนำเข้า ตัวอย่างการคำนวณหาผลรวมของน้ำหนักสำหรับชั้น M (hidden layer รูปที่ 2) จะหาได้จาก

$$X_j = \sum_{i=1}^L (W_{ij} \cdot O_i) + \theta_j \quad (1)$$

เมื่อ X_j คือ ผลรวมของน้ำหนัก, W_{ij} คือ ค่าน้ำหนักระหว่าง node i กับ node j, O_i = ข้อมูลออกจาก node i, θ_j = ไบแอสสำหรับ node j, และ L คือจำนวนของ node ในชั้น i สำหรับขั้นตอนนี้เรียกว่าการ activation หลังจากนั้นผลการคำนวณจาก (1) จะถูกแปลงรูปไปเป็น output ด้วยเทคนิคของ Sigmoid Function แสดงได้ดังนี้

$$O_j = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2)$$

เมื่อ O_j คือ transformed output ของ node j

4. หลังจากการคำนวณในชั้นข้อมูลออก จะทำการเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการคำนวณกับค่าข้อมูลจริงคำตอบเป้าหมาย ถ้าความแตกต่างของสองค่าเกินกว่าค่าเกณฑ์ที่กำหนดซึ่งในงานวิจัยนี้เลือกใช้เท่ากับ 0.0001 ก็จะทำการคำนวณในขั้นตอนต่อไปเพื่อทำการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักใหม่จนกว่าผลความแตกต่างจะน้อยกว่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้

5. การคำนวณพจน์ของความผิดพลาดของข้อมูลที่เกิดขึ้น

$$\text{สำหรับ node ที่ชั้น output layer : } \delta_k = (1-O_k)O_k(T_k-O_k) \quad (3)$$

$$\text{สำหรับ node ที่ชั้น hidden layer : } \delta_j = (1-O_j)O_j \sum_{k=1}^N (\delta_k - W_{jk}) \quad (4)$$

ตัวอย่างการคำนวณค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลงที่ชั้น j (hidden layer) หาได้จาก

$$\Delta W_{ij(n+1)} = \eta \delta_j O_i + \alpha \Delta W_{ij(n)} \quad (5)$$

เมื่อ $\Delta W_{(n+1)}$ คือ ค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนที่รอบการคำนวณ n+1, η คือ อัตราการเรียนรู้ เป็นค่าคงที่, δ คือ พจน์ของความผิดพลาดของข้อมูล, O_i คือ output ของ node i ที่ชั้น i, α คือ momentum constant, และ $\Delta W_{(n)}$ คือ ค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนที่รอบการคำนวณ n

6. ปรับค่าน้ำหนักใหม่เพื่อใช้ในการคำนวณในรอบถัดไป (n+1) ดังนั้นค่าน้ำหนักใหม่จะได้

$$W_{ij(n+1)} = W_{ij(n)} + \Delta W_{ij(n+1)} \quad (6)$$

7. ทำซ้ำจากข้อ 2 ถึงข้อ 6 จนได้ค่าระดับความผิดพลาดที่ต่ำกว่าที่กำหนดแล้วเป็นการจบกระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลอง หากทำการคำนวณซ้ำตามขั้นตอนดังกล่าวนี้แล้ว ค่าระดับความคลาดเคลื่อนยังมากอยู่จะต้องทำการปรับเปลี่ยนโครงสร้างของโครงข่าย

4. ผลการคำนวณและวิจารณ์ผล

ในการศึกษาได้เลือกใช้ข้อมูลระดับน้ำในคลองอยู่ตะเภาน้ำที่สถานีวัดน้ำท่า X.44 ซึ่งตั้งอยู่ในเขตเทศบาลหาดใหญ่ กับที่สถานีวัดน้ำท่า X.90 ซึ่งตั้งอยู่ด้านต้นน้ำห่างจากหาดใหญ่ 14 กิโลเมตร ข้อมูลระดับน้ำที่สถานี X.44 จะเป็นข้อมูลนำออกของแบบจำลอง ในขณะที่ข้อมูลนำเข้าของแบบจำลองคือ ข้อมูลระดับน้ำที่สถานี X.90 ซึ่งมีการเก็บวัดอย่างต่อเนื่องตลอดช่วงเวลาที่ทำการศึกษา รวมถึงข้อมูลของน้ำฝนที่ตกในพื้นที่

เนื่องจากสาเหตุที่ทำให้น้ำท่วมเมืองหาดใหญ่เกิดจากการเคลื่อนตัวของปริมาณน้ำจากต้นน้ำไหลลงสู่ตัวเมือง ประกอบกับปริมาณฝนที่ตกหนักติดต่อกันในพื้นที่ ดังนั้นในการศึกษาจะแบ่งเงื่อนไขของการป้อนข้อมูลออกเป็น 2 กรณี คือ กรณีที่ไม่ใช้ข้อมูลของน้ำฝนในพื้นที่และกรณีที่ใช้ข้อมูลของน้ำฝนในพื้นที่ รายละเอียดของตัวแปรต่างๆ ที่ใช้แบบจำลองแสดงไว้ในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ตัวแปรต่างๆ ที่ใช้ในแบบจำลอง

กรณี	ข้อมูลนำเข้า	ข้อมูลนำออก
1. ไม่มีข้อมูลของน้ำฝนในพื้นที่	$H_{90}(t)$, $H_{90}(t-3)$, $H_{44}(t)$, $H_{44}(t-3)$	$H_{44}(t+3)$
2. ใช้ข้อมูลของน้ำฝนในพื้นที่	$H_{90}(t)$, $H_{90}(t-3)$, $H_{44}(t)$, $H_{44}(t-3)$, $P_{airport}(t-2)$	$H_{44}(t+3)$

คำอธิบาย

$H_{90}(t)$	=	ค่าระดับน้ำที่สถานีวัดน้ำท่า X.90 ที่เวลาปัจจุบัน
$H_{90}(t-3)$	=	ค่าระดับน้ำที่สถานีวัดน้ำท่า X.90 ที่เวลาย้อนหลัง 3 ชั่วโมง
$H_{44}(t)$	=	ค่าระดับน้ำที่สถานีวัดน้ำท่า X.44 ที่เวลาปัจจุบัน
$H_{44}(t-3)$	=	ค่าระดับน้ำที่สถานีวัดน้ำท่า X.44 ที่เวลาย้อนหลัง 3 ชั่วโมง
$P_{airport}(t-2)$	=	ค่าปริมาณน้ำฝนที่ตกในบริเวณอำเภอหาดใหญ่ วัดที่สนามบินหาดใหญ่ ย้อนหลังไป 2 ชั่วโมง
$H_{44}(t+3)$	=	ค่าระดับน้ำที่สถานีวัดน้ำท่า X.44 ที่เวลาล่วงหน้าไป 3 ชั่วโมง

ในการศึกษาครั้งนี้ ได้เลือกใช้ข้อมูลค่าระดับน้ำและปริมาณน้ำฝน ที่ทำการเก็บต่อเนื่องตั้งแต่ พ.ศ. 2532 - พ.ศ. 2543 ยกเว้นปี พ.ศ. 2535 และ พ.ศ. 2539 เนื่องจากเป็นปีที่เกิดภาวะแห้งแล้ง จากการที่ข้อมูลน้ำท่าที่ใช้ในการศึกษาได้มาจากการเก็บวัดตามปกติทุกๆ 3 ชั่วโมง ดังนั้นค่าข้อมูลในแบบจำลอง 1 ค่าจะห่างกันเท่ากับ 3 ชั่วโมง สำหรับกรณีที่ต้องเลือกช่วง $t-3$ เป็นข้อมูลสำหรับ input เพิ่มเข้าไปในแบบจำลองเพราะว่าถ้าใช้เฉพาะข้อมูล ณ เวลาเดียวกันกับของสถานีต้นน้ำ จะทำให้ค่า output ที่ได้ออกมาไม่สอดคล้องกับประสิทธิภาพการตัดสินใจ (R^2) ในการนำไปใช้ต่ำมาก ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้มีการเพิ่มค่า input ที่เวลาย้อนหลังไปอีก 1 ค่า ซึ่งปรากฏว่า ได้ผลการคำนวณที่ดีกว่ามาก

เมื่อลองเพิ่มค่าระดับน้ำสำหรับ input เข้าไปอีกหนึ่งค่าที่เวลา $t-6$ ผลปรากฏว่าได้สัมประสิทธิ์การตัดสินใจในการนำไปใช้ที่ไม่ค่อยจะแตกต่างจากการเพิ่มค่าระดับน้ำที่เวลา $t-3$ เพียงค่าเดียว นอกจากนี้การเพิ่มจำนวนตัวแปร input ยังใช้เวลาในการคำนวณที่ยาวนานกว่า ดังนั้นจึงเลือกใช้ค่า input เพียงแค่ $t-3$ ก็เพียงพอ

เพื่อให้แบบจำลองมีการเรียนรู้เหตุการณ์เก่าในอดีตได้มากพอสมควร ดังนั้นค่าระดับน้ำและปริมาณน้ำฝน จำนวนสองในสามส่วนที่มีอยู่จะถูกแบ่งเพื่อใช้สำหรับการปรับสอนแบบจำลอง (พ.ศ. 2532 - พ.ศ. 2540) ในขณะที่ข้อมูลส่วนที่เหลือจะใช้สำหรับการทดสอบแบบจำลอง (พ.ศ. 2540 - พ.ศ. 2543)

สำหรับโครงข่ายในกรณีที่ 1 (ไม่ใช้ข้อมูลน้ำฝน) มีจำนวน node ที่ชั้นข้อมูลเข้ารวม 4 node ประกอบไปด้วย $H_{90}(t)$, $H_{90}(t-3)$, $H_{44}(t)$, และ $H_{44}(t-3)$ และมีจำนวน node ที่ชั้นข้อมูลออกเพียง 1 ค่า คือ $H_{44}(t+3)$ จากการสมมติและตรวจสอบกลับ (trial and error) จะได้ค่าจำนวน node ที่เหมาะสมที่สุดของชั้นแอบแฝงเท่ากับ 6 node โดยให้ค่า R^2 สูงทั้งสถานะปรับสอนและสถานะทดสอบ

สำหรับโครงข่ายในกรณีที่ 2 (ใช้ข้อมูลน้ำฝน) มีจำนวน node ที่ชั้นข้อมูลเข้ารวม 5 node ประกอบไปด้วย $H_{90}(t)$, $H_{90}(t-3)$, $H_{44}(t)$, $H_{44}(t-3)$, และ $P_{airport}(t-2)$ และมีจำนวน node ที่ชั้นข้อมูลออกเพียง 1 ค่า คือ $H_{44}(t+3)$ จากการสมมติและตรวจสอบกลับจะได้ค่าจำนวน node ที่เหมาะสมที่สุดของชั้นแอบแฝงเท่ากับ 2 node โดยให้ค่า R^2 สูงทั้งสถานะปรับสอนและสถานะทดสอบ ดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 โครงสร้างของโครงข่ายในการศึกษา

กรณี	จำนวน node ในชั้นแอมแปง	สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2)	
		สถานะการปรับสอน	สถานะการทดสอบ
1	1	0.971	0.922
	3	0.974	0.936
	6*	0.981	0.968
	10	0.982	0.970
2	1	0.989	0.989
	2*	0.990	0.996
	5	0.994	0.992

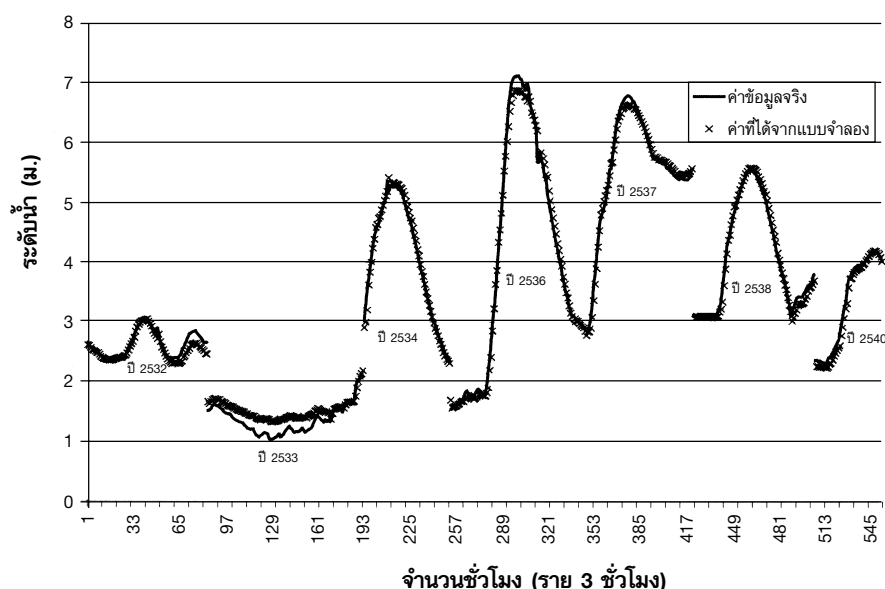
* หมายถึงโครงข่ายที่ถูกเลือกกว่าเป็นโครงข่ายที่ดีที่สุด

เมื่อพิจารณาจากตารางจะเห็นว่าโครงข่ายที่ถูกเลือกกว่าเป็นโครงข่ายที่ดีที่สุด จะไม่ได้เป็นโครงข่ายที่มีจำนวนหน่วยในชั้นแอมแปงมากที่สุด ทั้งนี้ก็เพราะว่าจำนวน node ที่เพิ่มมากขึ้นในชั้นแอมแปง ไม่ได้ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการคำนวณมากนัก แต่กลับเป็นการเพิ่มเวลาของการคำนวณให้มากเกินไปจนเกิดความจำเป็น

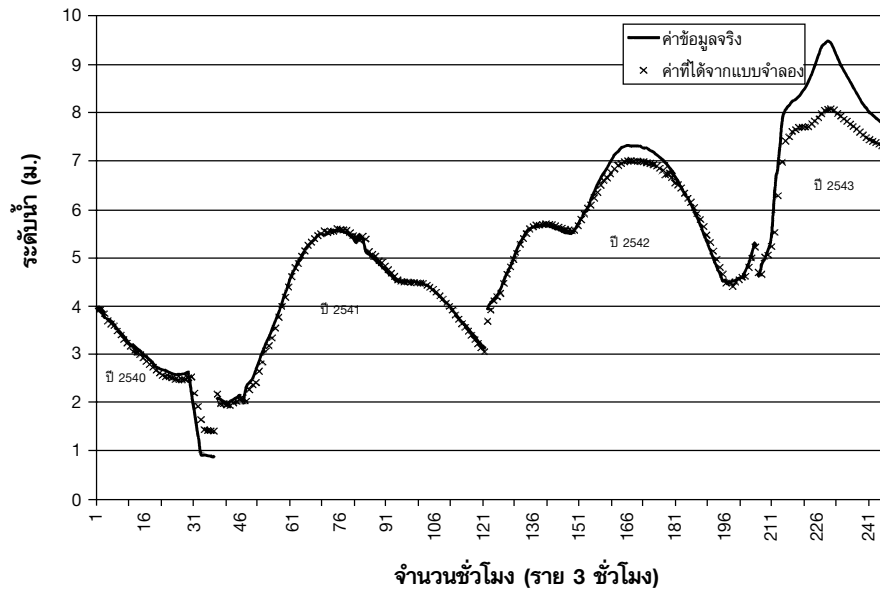
ผลการศึกษากรณีที่ไม่ใช้ข้อมูลปริมาณน้ำฝนจะเห็นได้ว่า ในช่วงกลางปี พ.ศ.2533 การปรับตัวเรียนรู้ของแบบจำลองยังมีการปรับตัวที่ไม่ค่อยจะดี เนื่องจากในปีนี้มีปริมาณน้ำในคลองอยู่ต่ำเกินไป ปริมาณฝนที่ตกในพื้นที่ต่ำ การไหลของน้ำใต้ดินลงสู่คลองอยู่ต่ำเกินไปไม่สม่ำเสมอ รวมถึงมีการดึงน้ำจากคลองอยู่ต่ำไปใช้ในการอุปโภค-บริโภคกันมาก แต่สำหรับในปีอื่นๆ เป็นปีที่มีปริมาณน้ำในระดับปกติหรือบางปีมีระดับน้ำที่สูงจนท่วม การปรับตัวเรียนรู้ของแบบจำลองอยู่ในระดับที่ดี รูปที่ 3 แสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างระดับน้ำที่คำนวณได้กับระดับน้ำที่วัดได้ที่สถานี X.44

สำหรับในสถานะของการทดสอบปรากฏว่า ค่าเปรียบเทียบของระดับน้ำที่ได้ในปี พ.ศ. 2540 และปี พ.ศ. 2541 อยู่ในระดับที่ดีมาก แต่พอเข้าในช่วงปี พ.ศ. 2542 ค่าระดับน้ำสูงสุดที่คำนวณได้ต่ำกว่าค่าที่เกิดขึ้นจริงแต่ก็ยังไม่มากเท่าที่ควรยังพอที่จะนำไปใช้ในการพยากรณ์ได้ในระดับหนึ่ง แต่สำหรับในปี พ.ศ. 2543 ค่าระดับน้ำที่ได้จากการคำนวณมีความผิดพลาดสูงพอสมควรคิดเป็นร้อยละ 13 ทั้งนี้มีสาเหตุจากการที่ในปี พ.ศ. 2543 เป็นปีที่เกิดภาวะน้ำท่วมสูงสุด ซึ่งในสถานะของการเรียนรู้ของแบบจำลองไม่เคยที่เหตุการณ์ในลักษณะเช่นนี้มาก่อน ทำให้เมื่อนำแบบจำลองนี้มาใช้ในการพยากรณ์ ค่าระดับน้ำที่ได้จึงมีความผิดพลาดเกิดขึ้นมาก ดังนั้นจึงต้องมีการเพิ่มตัวแปรจากปริมาณน้ำฝนในพื้นที่เพื่อให้แบบจำลองสามารถพยากรณ์ได้ดีขึ้นในกรณีที่เกิดฝนตกหนักในบริเวณตัวอำเภอหาดใหญ่ รูปที่ 4 แสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างระดับน้ำที่คำนวณได้กับระดับน้ำที่วัดได้ที่สถานี X.44

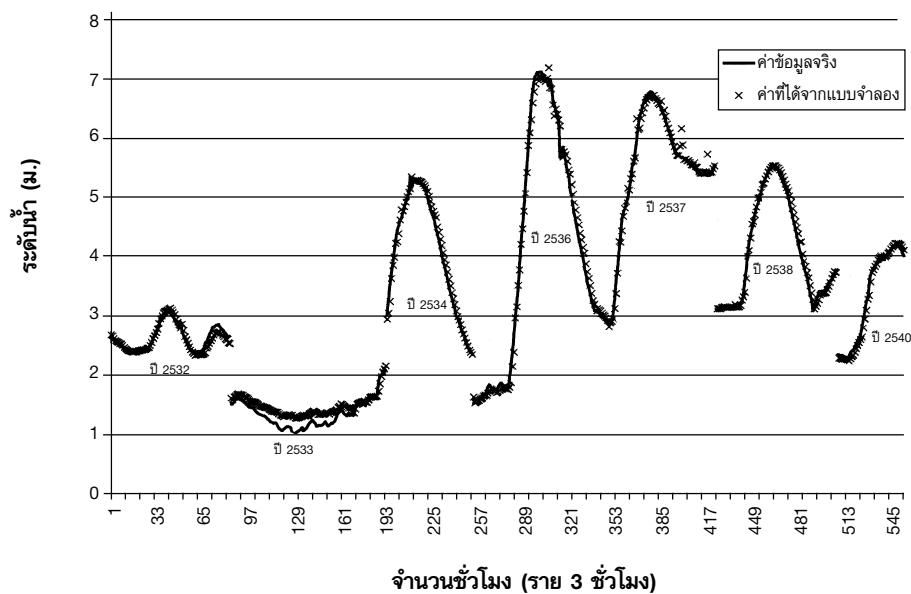
เมื่อใช้ข้อมูลปริมาณน้ำฝนที่ตกในพื้นที่ ที่สนามบินหาดใหญ่ โดยใช้ข้อมูลฝนย้อนหลัง 2 ชั่วโมงก่อนการพายุกรณ์ เมื่อพิจารณาทั้งสถานะการเรียนรู้และการทดสอบแบบจำลอง จะเห็นได้ว่าแบบจำลองในกรณีนี้มีค่าผิดพลาดในการเรียนรู้และทดสอบอยู่ในระดับต่ำกว่าในกรณีที่ไม่มีกรบือนข้อมูลน้ำฝนให้แก่แบบจำลอง อีกทั้งยังสามารถพยากรณ์ค่าระดับน้ำได้แม่นยำขึ้นในช่วงปีที่มีระดับสูงสุดที่ไม่ได้เคยเกิดขึ้นมาก่อน (พ.ศ. 2543) อย่างไรก็ตามจะเห็นได้ว่าค่าระดับน้ำที่ใกล้ๆ จุดที่ระดับน้ำสูงสุดมีความแปรปรวนไม่ราบเรียบ มีการกระจายตัวของค่าที่ได้จากการพยากรณ์ ทั้งนี้เนื่องจากปริมาณน้ำฝนในช่วงนั้นตกหนักมากและไม่สม่ำเสมอ รูปที่ 5-6 แสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างระดับน้ำที่คำนวณได้กับระดับน้ำที่วัดได้ที่สถานี X.44 ที่สถานะการเรียนรู้และการทดสอบ ตามลำดับ



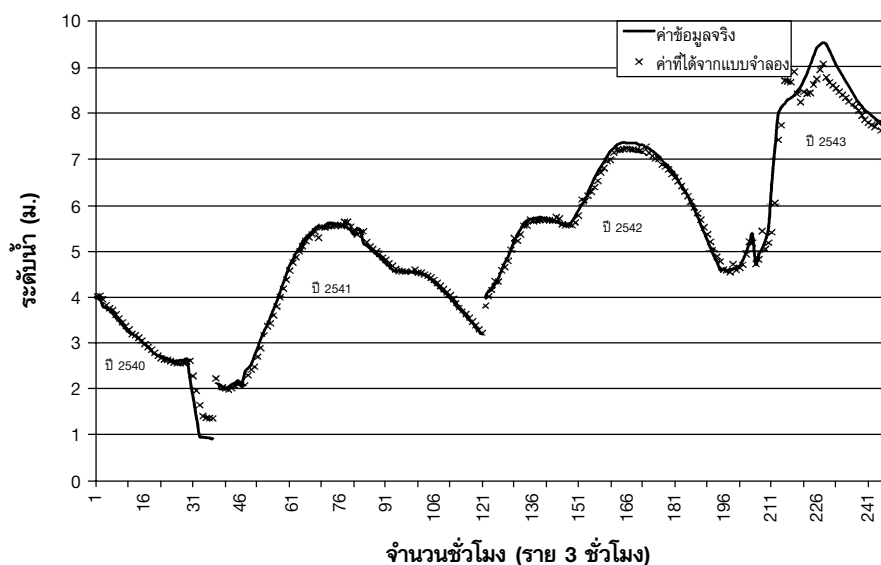
รูปที่ 3 เปรียบเทียบระหว่างค่าระดับน้ำของข้อมูลที่วัดได้กับค่าที่ได้จากแบบจำลองของสถานีวัดน้ำท่า X.44 สำหรับกรณีที่มิใช่ข้อมูลน้ำฝน ในสถานะของการเรียนรู้



รูปที่ 4 เปรียบเทียบระหว่างค่าระดับน้ำของข้อมูลที่วัดได้กับค่าที่ได้จากแบบจำลองของสถานีวัดน้ำท่า X.44 สำหรับกรณีที่มิใช่ข้อมูลน้ำฝน ในสถานะของการทดสอบ



รูปที่ 5 เปรียบเทียบระหว่างค่าระดับน้ำของข้อมูลที่วัดได้กับค่าที่ได้จากแบบจำลองของสถานีวัดน้ำท่า X.44 สำหรับกรณีที่มิใช่ข้อมูลน้ำฝน ในสถานะของการเรียนรู้



รูปที่ 6 เปรียบเทียบระหว่างค่าระดับน้ำของข้อมูลที่ได้กับค่าที่ได้จากแบบจำลองของสถานีวัดน้ำท่า X.44 สำหรับกรณีที่ใช้ข้อมูลน้ำฝน ในสถานะของการทดสอบ

5. บทสรุป

ในการศึกษาการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับกับการพยากรณ์ระดับน้ำที่หาดใหญ่ ได้เลือกใช้ข้อมูลของระดับน้ำที่วัดได้ที่สถานีวัดน้ำท่า X.90 ซึ่งตั้งอยู่ด้านต้นน้ำห่างจากเขตเมืองหาดใหญ่ 14 กิโลเมตร เพื่อการพยากรณ์ระดับน้ำที่สถานี X.44 ซึ่งตั้งอยู่ในเขตเมืองหาดใหญ่ เงื่อนไขของการศึกษาจะแบ่งออกเป็นสองกรณีคือ กรณีที่ 1 ใช้แต่ข้อมูลน้ำท่าที่สถานี X.90 เพียงอย่างเดียวกับกรณีที่ 2 ใช้ข้อมูลน้ำท่าร่วมกับข้อมูลน้ำฝนที่ตกในพื้นที่ด้วย จากการศึกษาพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับสามารถนำมาใช้ในการพยากรณ์ระดับน้ำที่หาดใหญ่ได้เป็นอย่างดี อย่างไรก็ตาม แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีข้อเสียอยู่ที่การคำนวณยังขึ้นอยู่กับการลองผิดลองถูกของการเลือกจำนวน node ในโครงข่ายเป็นอย่างมาก

ในการศึกษารั้งนี้ได้เลือกข้อมูลค่าระดับน้ำและปริมาณน้ำฝนในปี พ.ศ. 2532 - พ.ศ. 2540 ในการปรับสอนแบบจำลอง และข้อมูลในปี พ.ศ. 2540 - พ.ศ. 2543 สำหรับการทดสอบ และพบว่าโครงข่ายที่ดีที่สุดของกรณีที่ 1 คือ 4-6-1 ซึ่งความหมายว่าจำนวนข้อมูลนำเข้า 4 ค่า จำนวน node แอบแฝง 6 ค่า และจำนวนข้อมูลออก 1 ค่า สำหรับในกรณีที่ใช้ข้อมูลน้ำฝนประกอบจะได้โครงข่ายที่ดีที่สุดคือ 5-2-1 ซึ่งการเพิ่มข้อมูลน้ำเข้าจากปริมาณฝนที่ตกในพื้นที่จะช่วยให้ผลของการพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น

6. กิตติกรรมประกาศ

ผู้เขียนขอขอบคุณมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี (มจธ.) สำหรับการให้ทุนสนับสนุนการวิจัยนี้ ขอขอบคุณกรมชลประทานที่เอื้อให้ข้อมูลเกี่ยวกับค่าระดับน้ำและข้อมูลหน้าตัดลำน้ำ และกรมอุตุนิยมวิทยาที่เอื้อให้ข้อมูลปริมาณน้ำฝนในบริเวณพื้นที่ศึกษาและใกล้เคียง

7. เอกสารอ้างอิง

1. Compolo, M., Andreussi, P., and Soldati, A., 1999, "River Flood Forecasting with a Neural Network Model", *Water Resources Research*, Vol. 35 No. 4, pp. 1191-1197.
2. Daniel T., Philippe T., and Patrick M., 2002, "Water Level Observations and Short-Term Prediction Including Meteorological Events for Entrance of Galveston Bay, Texas." *Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering*, Vol. 128, No. 1, pp. 21-29.
3. Kojiri, T. and Nishimura, S., 1994, "Prediction of Rainfall and Landslide with Neural Network," *Ninth Congress of the Asian and Pacific Division of the International Association for Hydraulic Research*, Singapore, pp. 318-325.
4. Liong, S. Y. and Lim, W., 2000, "River Stage Forecasting in Bangladesh: Neural Network Approach," *Journal of Computing in Civil Engineering, ASCE*, Vol. 14 No. 1, pp. 1-7.
5. Thirumalai, K. and Deo, M. C., 1998, "River Stage Forecasting Using Artificial Neural Networks," *Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 3, No. 1, pp. 26-32.
6. Sureerattanan, S. and Phien, H. N., 1997, "Back-Propagation Networks for Daily Stream-flow Forecasting," *Water Resources Journal, ESCAP*, Vol. 195, pp. 1-7.
7. ธวัชชัย ดิงสัญชลี, 2543, "การใช้แบบจำลอง Neural Network สำหรับการพยากรณ์น้ำท่า," *เอกสารการประชุมเรื่องการพยากรณ์และเตือนภัยน้ำท่วม*, ชมรมนักอุทกวิทยา, กรมชลประทาน.
8. เสรี ศุภราทิตย์, 2543, "การทำนายอัตราการใช้ประโยชน์ที่ดิน แม่น้ำมูล จังหวัดอุบลราชธานี โดยโครงข่ายประสาทเทียม," *เอกสารประกอบการประชุมวิชาการ วิศวกรรมโยธาแห่งชาติ ครั้งที่ 6 เล่มที่ 2*, วิศวกรรมสถานแห่งประเทศไทย หน้า WRE91-96.
9. เสรี ศุภราทิตย์, 2544, "การทำนายน้ำท่วมฉับพลันลุ่มน้ำยม โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม," *เอกสารประกอบการประชุมวิชาการ วิศวกรรมโยธาแห่งชาติ ครั้งที่ 7*, วิศวกรรมสถานแห่งประเทศไทย, หน้า WRE35-40.
10. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J., 1986, "Learning Internal Representation by Error Propagation," *Parallel Distribution Processing*, Vol. 1, MIT Press, Cambridge, Mass.