การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดยใช้โครงข่ายใยประสาทเทียม

Forecasting of Reservoir Inflow using Artificial Neural Networks

ธิษณ์ปัณฑา คนโทฉิมพลี[1] รศ.ดร.กอบเกียรติ ผ่องพุฒิ[2] ผศ.ดร.ณัฐ มาแจ้ง[3]

[1,2,3]ภาควิชาวิศวกรรมทรัพยากรน้ำ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ จ.กรุงเทพมหานคร 10900

บทคัดย่อ

ปัญหาสำคัญของการบริหารจัดการอ่างเก็บน้ำ คือการคาดการณ์ปริมาณน้ำที่จะไหลเข้าอ่างเก็บน้ำทั้งช่วงเวลาปกติซึ่งจะอาศัยข้อมูลรายเดือนและรายสัปดาห์ในการจัดสรรน้ำเพื่อกิจกรรมต่างๆ รวมถึงการพร่องน้ำจากอ่างเก็บน้ำเพื่อรองรับปริมาณน้ำในช่วงฤดูฝน และในช่วงเวลาน้ำหลากซึ่งจะต้องติดตามและเฝ้าระวังสถานการณ์เป็นรายวัน วัตถุประสงค์ของการวิจัยครั้งนี้ เพื่อศึกษาการประยุกต์ใช้โครงข่ายใยประสาทเทียมในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำที่สำคัญในจังหวัดระยอง จำนวน 4 อ่างเก็บน้ำ ประกอบไปด้วย อ่างเก็บน้ำดอกกราย อ่างเก็บน้ำหนองปลาไหล อ่างเก็บน้ำคลองใหญ่ และอ่างเก็บน้ำประแสร์ โดยทำการพยากรณ์ปริมาณน้ำเป็นรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน โดยทำการศึกษาความสัมพันธ์ของข้อมูลปริมาณน้ำฝนที่ใช้ในการพยากรณ์จำนวนทั้งหมด 4 สถานี และโครงสร้างแบบจำลอง ANNs ที่เหมาะสมในแต่ละอ่างเก็บน้ำ โดยทดสอบจำนวนเซลล์ของชั้นที่ซ่อนตั้งแต่ 2-10, 0.5n, n, 2n และ 5n เซลล์เมื่อ n คือจำนวนของตัวแปรนำเข้า สำหรับการการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำรายวันได้เพิ่มค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) 3 วัน เพื่อศึกษาหาจำนวนวันที่สามารถพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำล่วงหน้าในแต่ละอ่างเก็บน้ำ โดยจะใช้ช่วงเวลาของข้อมูลนำเข้าที่แตกต่างกันทั้ง 3 ช่วงเวลาพยากรณ์ กล่าวคือ ใช้ข้อมูลรายวันสำหรับการพยากรณ์รายวัน ข้อมูลสะสมรายสัปดาห์สำหรับการพยากรณ์รายสัปดาห์ และข้อมูลสะสมรายเดือนสำหรับการพยากรณ์รายเดือน นอกจากนี้ยังอาศัยข้อมูลการพยากรณ์ฝนรายวันล่วงหน้า 1-3 วัน จากกรมอุตุนิยมวิทยาและแนวโน้มปริมาณฝนสะสมเป็นรายสัปดาห์และรายเดือนจากสถิติข้อมูลในอดีตนำมาเป็นข้อมูลด้านเข้าเพื่อช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการพยากรณ์

ผลการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation) โดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง 12ถึง 16 ปี ในการฝึกและทดสอบแบบจำลอง พบว่า ทั้ง 4 อ่างเก็บน้ำสามารถพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำและให้ผลเป็นที่ยอมรับได้ล่วงหน้า 3 วัน 1 สัปดาห์ และ 1 เดือน โดยมีค่าประสิทธิภาพ (Efficiency Index, EI) ในช่วงการทดสอบแบบจำลอง (Testing) ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 วัน ของทั้ง 4 อ่างเก็บน้ำ อยู่ระหว่างร้อยละ 79 ถึง 90 และลดลงตามเวลาการพยากรณ์ที่นานขึ้น สำหรับการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 สัปดาห์ โดยใช้ข้อมูลปริมาณฝนสะสมรายสัปดาห์ มีค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองอยู่ระหว่างร้อยละ 71 ถึง 81 และการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน โดยใช้ข้อมูลปริมาณฝนสะสมรายเดือน ให้ค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองอยู่ระหว่างร้อยละ 68 ถึง 79 ซึ่งจากผลการศึกษาดังกล่าว แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียมซึ่งเป็นแบบจำลองที่อาศัยความสัมพันธ์ของสถิติข้อมูลในอดีต สามารถให้ผลการพยากรณ์ที่มีความน่าเชื่อถือและนำไปใช้ในการพยากรณ์เพื่อช่วยในการปฏิบัติงานจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ, โครงข่ายใยประสาทเทียม, การบริหารจัดการน้ำ, อ่างเก็บน้ำในจังหวัดระยอง

Abstract

The key problem of reservoir management is forecasting of reservoir inflow in normal time which using monthly and weekly information of water management for activities, also using release water from reservoir during rainy season and in flooding time it needs daily data to monitoring. Objective of this research is to study an applying of artificial neural networks for inflow forecasting of four important reservoirs in Rayong Province, which are Dok Krai reservoir, Nong Pla Lai reservoir, Khlong Yai reservoir and Prasae reservoir by using daily, weekly and monthly data. There were fourstations and suitable ANNs model structure of each reservoirs for studying a relationship of rainfall data by testing the number of cells of hidden layers range from 2-10, 0.5n, n, and 5n cells when n is a quantity of input parameters. Three days of moving average were added for forecasting daily reservoir inflow to find the forcasting time that can be used for ahead-forecasting inflow of each reservoir. Three different durations of imported data are used for inflow forecasting which thedaily data used for daily forecasting, weekly data used for weekly forecasting, and monthly data used for monthly forecasting. Apart from this, daily rainfall data from the Thai Meteorological Department are used for forecasting of1-3 days ahead, and also the tendency of weekly and monthly accumulated rainfall from statistics in the past were used.

The result of Artificial Neural Networks development with Back Propagation method by using 12 to 16 years of historical data for model training and testing the shows that four reservoirs were able to forecast the reservoir inflow and release agreeable result for three days, one week, and one month ahead. An Efficiency Index (EI) during the testing of one day ahead-forecasting of each off our reservoirs were between 79 percent and90 percent and decreasing along with longer forecasting duration. While theone week ahead-forecasting by using weekly accumulated rainfall got Efficiency Index of the model between 71 percent and 81 percent.Lastly the one month ahead-forecasting by using monthly accumulated rainfall got Efficiency Index of the model between 68 percent and79 percent. All the results of study show that the model of Artificial Neural Networks which using relationship of past statistics can be provided a trusting forecasting result, and can be used for forecasting to help the real and efficient implementation.

Keyword: Reservoir Inflow Forecasting, Artificial Neural Networks, Reservoir Water Management, Reservoir in Rayong Province, Thailand

1. ความสำคัญและที่มาของปัญหา

การบริหารจัดการน้ำในอ่างเก็บน้ำขนาดใหญ่ ปัญหาหนึ่งคือการพยากรณ์ปริมาณน้ำเพื่อให้ทราบว่าในช่วงเวลาต่อไปจะมีปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำเป็นจำนวนเท่าใด เป็นสิ่งจำเป็นที่ผู้มีหน้าที่ในการบริหารจัดการอ่างเก็บน้ำต้องทราบเพื่อวางแผนในการจัดการน้ำได้อย่างถูกต้องและเหมาะสมสามารถจัดสรรน้ำให้กับผู้ใช้น้ำและควบคุมปริมาณน้ำส่วนเกินความจุของอ่างเก็บน้ำ โดยระบายน้ำออกบางส่วนเพื่อให้มีความจุเหลือพอที่จะรองรับปริมาณน้ำไหลเข้ามาเพิ่มเติม

ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำมีต้นกำเนิดที่สำคัญมาจากฝน หากสามารถหาความสัมพันธ์ของปริมาณฝนและปริมาณน้ำท่าได้ ก็จะสามารถพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำในล่วงหน้าได้ การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เป็นวิธีหนึ่งที่ถูกสร้างขึ้นมาเพื่อเป็นตัวแทนกระบวนการทางอุทกวิทยาที่สามารถอธิบายกระบวนการดังกล่าวในเชิงตัวเลขได้ใกล้เคียงกับความเป็นจริงจนสามารถนำไปใช้พยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำได้ใกล้เคียงกับความเป็นจริงเพื่อประโยชน์ในการวางแผนการส่งน้ำ รวมทั้งการนำไปใช้เป็นข้อมูลสำหรับการป้องกันความเสียหายที่อาจจะเกิดขึ้นเนื่องจากอุทกภัย ซึ่งในปัจจุบันความสามารถและประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายใยประได้เป็นที่ยอมรับและถูกใช้งานในสาขาต่างๆ อย่างแพร่หลาย โดยเฉพาะการจำลองเหตุการณ์ที่มีความสลับซับซ้อนและมีความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้น หรือมีลักษณะที่เปลี่ยนไปตามเวลา โครงข่ายใยประสาทเทียมจะลดความยุ่งยากในการใช้แบบจำลอง โดยสามารถให้ผลลัพธ์ที่กำลังค้นหาได้อย่างถูกต้องรวดเร็ว และมีประสิทธิภาพสูง

สำหรับการศึกษาในครั้งนี้ จะนำเสนอการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียมแบบ Back Propagation network กับงานด้านวิศกรรมแหล่งน้ำเพื่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำเป็นรายสัปดาห์และรายเดือนสำหรับการวางแผนในการบริหารจัดการน้ำ และพยากรณ์ปริมาณน้ำเป็นรายวันสำหรับการระบายน้ำเพื่อเตรียมรับกับสถานการณ์อุทกภัยที่จะเกิดขึ้น ซึ่งสามารถนำไปใช้ในการวางแผนการบริหารจัดการอ่างเก็บน้ำได้อย่างมีประสิทธิภาพต่อไป

2. วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาการประยุกต์ใช้โครงข่ายใยประสาทเทียมในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำในจังหวัดระยองจำนวน 4 อ่างเก็บน้ำ เป็นรายเดือน รายสัปดาห์ และรายวัน
2. เพื่อศึกษารูปแบบโครงสร้างของความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลฝนที่ตกและปริมาณน้ำที่ไหลลงอ่างเก็บน้ำและความสัมพันธ์ของข้อมูลปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำย้อนหลังในแต่ละวัน รวมถึงพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ใช้ในการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ANNsที่เหมาะสมในแต่ละอ่างเก็บน้ำ
3. เพื่อศึกษาหาจำนวนวันล่วงหน้าสูงสุดที่จะสามารถพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าในแต่ละอ่างเก็บน้ำได้

3. ขอบเขตการวิจัย

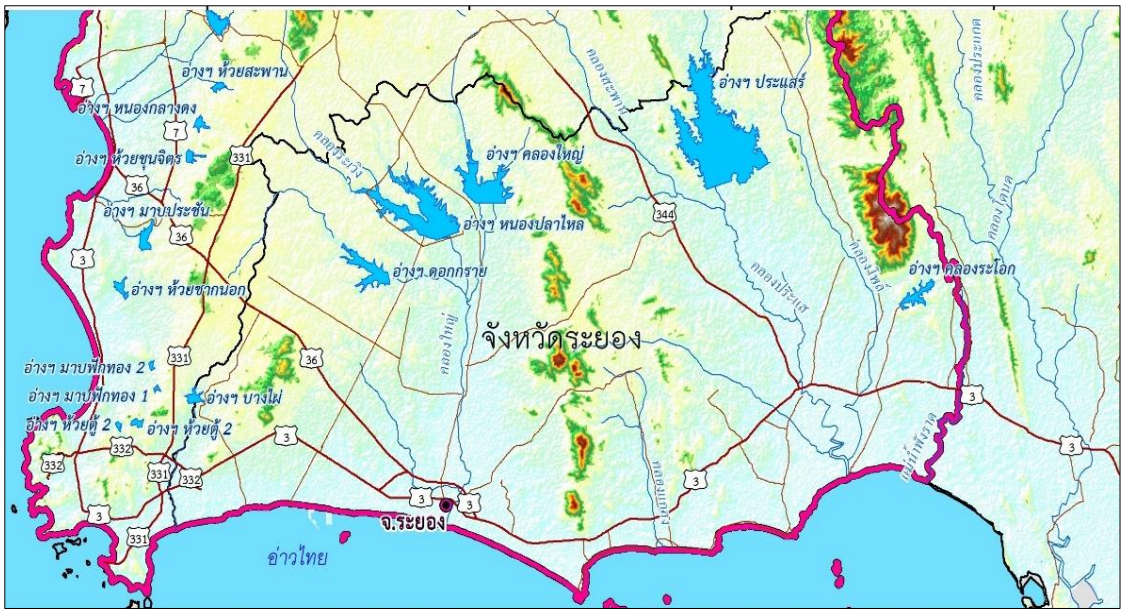
1. พื้นที่ที่ศึกษา ได้แก่ อ่างเก็บน้ำในจังหวัดระยอง จำนวน 4 อ่างเก็บน้ำ ประกอบด้วย อ่างเก็บน้ำดอกกราย อ่างเก็บน้ำหนองปลาไหล อ่างเก็บน้ำคลองใหญ่ และอ่างเก็บน้ำประแสร์

2. ศึกษาการประยุกต์ใช้โครงข่ายใยประสาทเทียมที่มีกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation Technique) ด้วยแบบจำลอง ANNs

3. ศึกษารูปแบบโครงสร้างและพารามิเตอร์ของแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียมเพื่อใช้ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำเป็นรายเดือน รายสัปดาห์ และรายวัน

4. ข้อมูลปริมาณฝนและอัตราการระเหยได้จากการตรวจวัดจากหัวงานในแต่ละอ่างเก็บน้ำ

5. ศึกษาหาจำนวนวันสูงสุดที่สามารถพยากรณ์น้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำล่วงหน้าได้ และจะทำการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 สัปดาห์และล่วงหน้า 1 เดือน สำหรับการพยากรณ์เป็นรายสัปดาห์และรายเดือน



ภาพที่ 1 แผนที่จังหวัดระยองและอ่างเก็บน้ำ 4 อ่างฯ

4. รายละเอียดข้อมูลของอ่างเก็บน้ำในจังหวัดระยอง

4.1 อ่างเก็บน้ำดอกกกราย

ตั้งอยู่ที่ ต.แม่น้ำคู้ อ.ปลวกแดง จ.ระยอง เริ่มก่อสร้างเมื่อปี พ.ศ.2518 ปัจจุบันเพิ่มความจุสูงสุดเป็น 79.411 ล้าน ลบ.ม. มีพื้นที่รับน้ำ 291 ตารางกิโลเมตร ความจุที่ระดับเก็บกักปกติ (+53.33 ม.รทก.) 71.40 ล้าน ลบ.ม. ปริมาณน้ำไหลลงอ่างฯ เฉลี่ย 156.63 ล้าน ลบ.ม.ต่อปี ส่งน้ำให้พื้นที่ชลประทาน 1,200 ไร่ และเพื่ออุปโภคบริโภคเพื่อการอุตสาหกรรมและรักษาระบบนิเวศน์

4.2 อ่างเก็บน้ำหนองปลาไหล

ตั้งอยู่ที่ ต.ละหาร อ.ปลวกแดง จ.ระยอง ก่อสร้างแล้วเสร็จในปี พ.ศ.2536 มีพื้นที่รับน้ำ 408 ตารางกิโลเมตร ความจุที่ระดับเก็บกักปกติ (+45.00 ม.รทก.) 163.75 ล้าน ลบ.ม. ปริมาณน้ำไหลลงอ่างฯ เฉลี่ย 127.70 ล้าน ลบ.ม.ต่อปี ส่งน้ำสนับสนุนให้พื้นที่ชลประทานในเขตอำเภอบ้านค่าย 30,000 ไร่ รวมทั้งส่งน้ำเพื่ออุปโภคบริโภคเพื่อเป็นอุตสาหกรรมและเพื่อรักษาระบบนิเวศน์

4.3 อ่างเก็บน้ำคลองใหญ่

ตั้งอยู่ที่ ต.ละหาร อ.ปลวกแดง จ.ระยอง ก่อสร้างแล้วเสร็จในปี พ.ศ.2548 มีพื้นที่รับน้ำ 218 ตารางกิโลเมตร ความจุที่ระดับเก็บกักปกติ (+46.00 ม.รทก.) 40.10 ล้าน ลบ.ม. ปริมาณน้ำไหลลงอ่างฯ เฉลี่ย 91.00 ล้าน ลบ.ม.ต่อปี สามารถส่งน้ำให้พื้นที่เกษตรกรบ้านค่ายขยายจำนวน 200 ไร่ และส่งน้ำเพื่ออุปโภคบริโภคเพื่อการเกษตรกรรม และรักษาระบบนิเวศน์

4.4 อ่างเก็บน้ำประแสร์

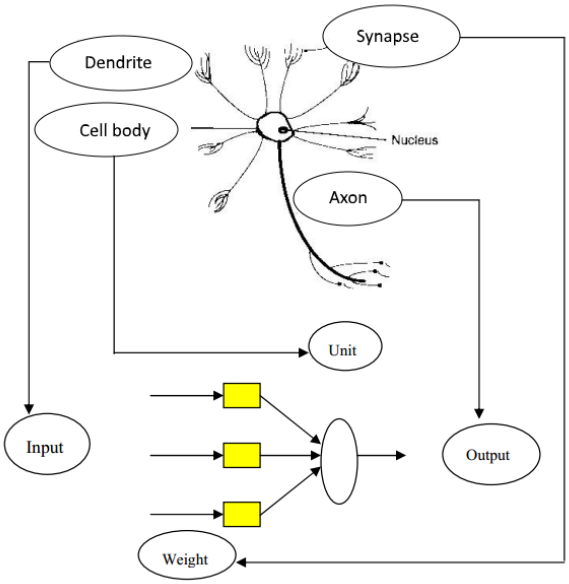
ตั้งอยู่ที่ ต.ชุมแสง อ.วังจันทร์ จ.ระยอง ก่อสร้างแล้วเสร็จในปี พ.ศ.2547 มีพื้นที่รับน้ำ 603 ตารางกิโลเมตร ความจุที่ระดับเก็บกักปกติ (+35.00 ม.รทก.) 248.00 ล้าน ลบ.ม. ปริมาณน้ำไหลลงอ่างฯ เฉลี่ย 294.50 ล้าน ลบ.ม.ต่อปี สามารถส่งน้ำให้พื้นที่ชลประทาน 137,000 ไร่ โดยส่งน้ำเพื่อเกษตรกรรม 170 ล้าน ลบ.ม. ต่อปี เพื่ออุปโภคบริโภค 10 ล้าน ลบ.ม. ต่อปี เพื่อการอุตสาหกรรม 8 ล้าน ลบ.ม. ต่อปี และเพื่อรักษาระบบนิเวศน์ 42 ล้าน ลบ.ม. ต่อปี

ภาพที่ 2 ลักษณะอ่างเก็บน้ำทั้ง 4 อ่างฯ

5. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

5.1 แบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียม(Artificial Neural Networks, ANNs)

โครงข่ายประสาทเทียม เป็นแนวคิดที่ถูกออกแบบให้ทำงานเช่นเดียวกับสมองมนุษย์ ซึ่งประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผล (Processing Elements) ซึ่งมีเซลล์หลายๆ ตัวที่ทำหน้าที่คล้ายกับเซลล์สมองของมนุษย์ โดยที่แต่ละเซลล์จะโยงใยติดต่อกันโดยส่งสัญญาณออกเป็นเอาท์พุต (Output) ของส่วนที่เรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrites) และเมื่อผ่านกระบวนการประมวลผลจะได้เอาท์พุตออกมาในส่วนที่เรียกว่า แอ็กซอน (Axon) ในแต่ละเซลล์จะรับรู้ข้อมูลจากหลายทาง แล้วส่งต่อไปยังเซลล์อื่นๆ โดยใช้หลักการ Synaptic Strength ของการเชื่อมโยงเซลล์สมอง (เสรี, 2544) ดัง**ภาพที่ 3**

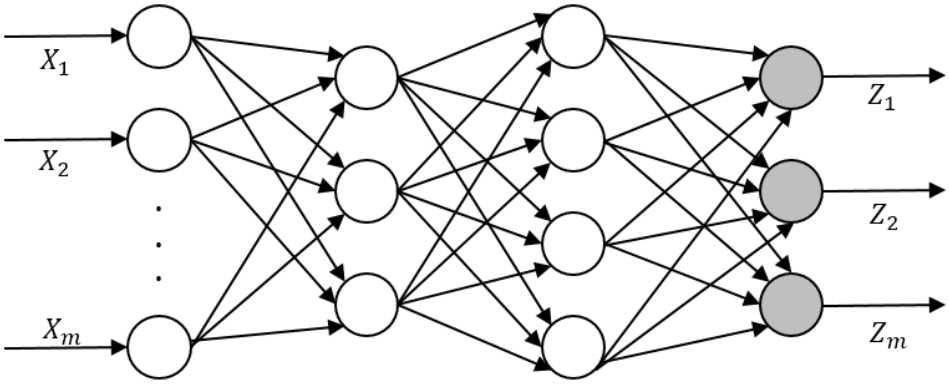


ภาพที่ 3 การจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ที่มา: เสรี (2544)

5.2 หลักการทำงานและการประมวลผลระบบโครงข่ายใยประสาทเทียม

การจำลองระบบโครงสร้างประสาทเทียม มีการจำลองเป็นชั้น ๆ โดยมีโครงสร้างที่ประกอบด้วยชั้นรับข้อมูล (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นแสดงผล (Output Layer) ในแต่ละชั้นประกอบด้วยหน่วย (Node) ในชั้นแฝงประกอบด้วยหน่วยที่ทำหน้าที่ส่งผ่านข้อมูลไปสู่ชั้นแสดงผล และในชั้นแต่ละชั้นแสดงผล และในชั้นแสดงผลประกอบด้วยหน่วยที่ทำหน้าที่ส่งตัวแปรด้านออก (Output) ในระหว่างชั้น แต่ละชั้นจะมีการเชื่อมต่อ (Link) แต่ละการเชื่อมต่อจะมีค่าน้ำหนัก (Weights) เฉพาะสำหรับทำหน้าที่แทนค่าความแข็งแรง (Strength) ของการเชื่อมต่อของเซลล์สมองมนุษย์ โครงสร้างของระบบโครงข่ายใยประสาทเทียม (สถาบันพัฒนาการชลประทาน, 2551) แสดงได้ดัง**ภาพที่ 4**

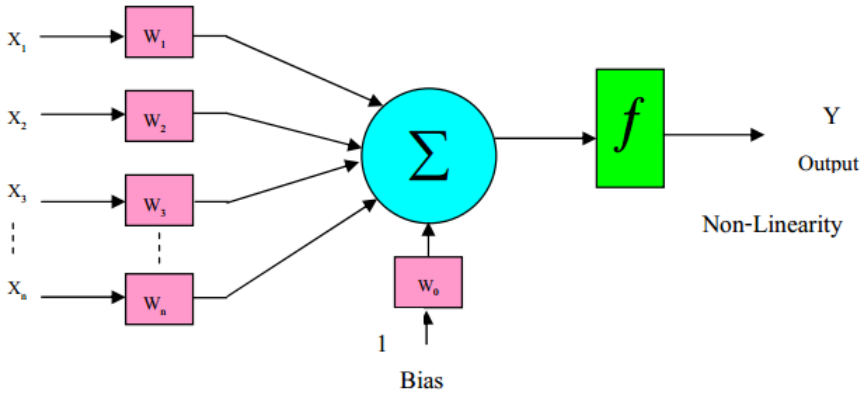


ชั้นรับข้อมูล ชั้นซ่อน ชั้นแสดงผล
(Input Layer) (Hidden Layers) (Output Layer)

ภาพที่ 4 แสดงชั้นโครงสร้างโครงข่ายใยประสาทเทียม

ที่มา: สถาบันพัฒนาการชลประทาน (2551)

สำหรับหลักการทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายใยประสาทเทียม (ANNs) สามารถอธิบายได้ว่าในการทำงานของโครงข่ายอาจจะมี Input หลายตัวที่เป็นตัวกระตุ้นให้เกิด Output โดยที่แต่ละ Input จะมีอิทธิพลต่อ Output ซึ่งวัดได้จากค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) นั่นเองดังใน**ภาพที่ 5**



ภาพที่ 5 หลักการประมวลผลเบื้องต้นของ ANNs

ที่มา: เสรี (2544)

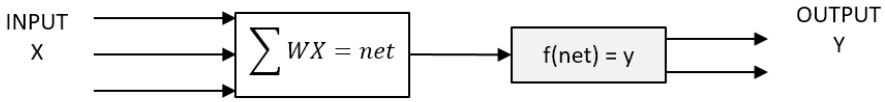
จากรูป X(X_1 ,X_2 ,X_3) จะเป็น Input ที่มีความสัมพันธ์กับ Y ที่เป็น Output แบบไม่เชิงเส้น ดังนั้นจะได้ฟังก์ชั่น f (net) ที่เป็นแบบไม่เชิงเส้น (Nonlinear function) ดังสมการที่ 1 ดัง**ภาพที่ 6**

$$\text{Net} = X_1W1+X_2W2+X_3W3 = \sum XW \quad (1)$$

เมื่อค่า Net = ผลบวกของข้อมูลทั้งหมด (Total summation)

W_i = น้ำหนักถ่วงของหน่วยนิวรอน ของชั้นที่อยู่ติดกัน (Weight)

X_i = ข้อมูลป้อนเข้า (Input data)



ภาพที่ 6 ฟังก์ชั่นการกระตุ้น

ที่มา: เสรี (2544)

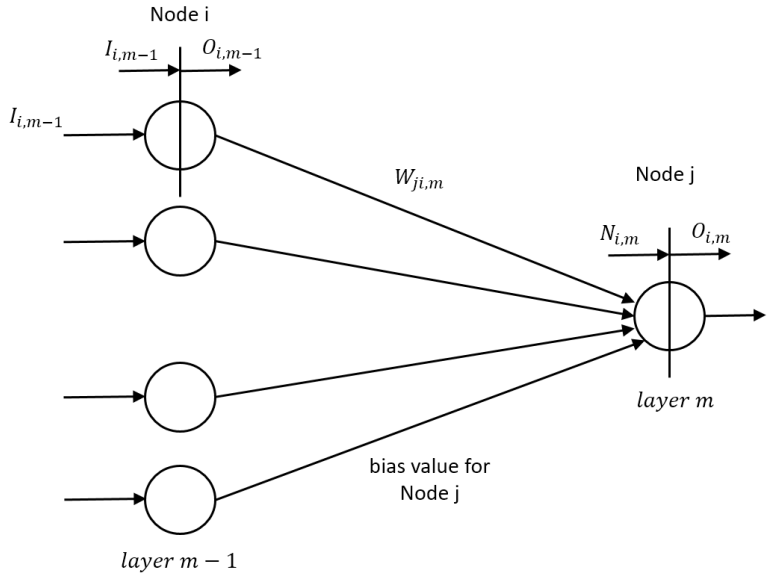
$$Y = f(net) \quad (2)$$

เมื่อ f(net) = ฟังก์ชั่นการแปลงค่า (Transfer function)

ในกระบวนการทำงานของโครงข่ายใยประสาทเทียม จะมีกระบวนการเรียนรู้หลายรูปแบบ การเรียนรู้มีวัตถุประสงค์ในการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ให้เหมาะสม นำมาซึ่งค่า Output ที่ใกล้เคียงกับเป้าหมายมากขึ้น ดังนั้นจากหลักการทำงานดังกล่าวข้างต้น เราจึงสามารถนำโครงข่ายใยประสาทเทียมมาประยุกต์เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาต่างๆ ได้อย่างกว้างขวาง (สถาบันพัฒนาการชลประทาน, 2551)

5.3 กระบวนเรียนรู้สำหรับระบบโครงข่ายใยประสาทเทียม

วิธีการเรียนรู้แบบมีผู้สอนและมีระบบการเชื่อมโยงแบบเคลื่อนไปข้างหน้าหลายชั้น (Multilayer feed forward, MLFF) ที่นิยมและมีประสิทธิภาพคือการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back propagation, BP) โดยใช้ฟังก์ชั่นการกระตุ้น (Activation function) ที่สามารถหาอนุพันธ์ได้ง่าย ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อที่จะลดความผิดพลาดของการคำนวณในแต่ละรอบในระหว่างการเรียนรู้ รูปแบบของข้อมูลป้อนเข้า (Input) จะถูกส่งผ่านไปข้างหน้า ตามลำดับชั้นจนได้ผลการคำนวณของรูปแบบผลลัพธ์ (Output) จากนั้นผลการคำนวณจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงหรือข้อมูลเป้าหมาย (Target) เพื่อนหาความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น ค่าความคลาดเคลื่อนดังกล่าว จะนำมาใช้เป็นข้อมูลป้อนเข้า (Input) ย้อนกลับ ซึ่งจะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในทิศทางย้อนกลับด้วย (ทองเปลว, 2546) และมีการคำนวณดังสมการที่ (3) และ**ภาพที่ 7**



ภาพที่ 7 ขั้นตอนการแปลงค่าจากข้อมูลนำเข้าในชั้น m-1 จนเป็นผลลัพธ์ในชั้น m

ที่มา: ธวัชชัย (2544)

6. วิธีการวิจัย

6.1 การกำหนดโครงสร้างของแบบจำลอง

การกำหนดโครงสร้างแบบจำลองระบบโครงข่ายใยประสาทเทียมเบื้องต้น โดยทั่วไปกำหนดแบบ 3 ชั้น (Layer) คือ ชั้นรับข้อมูล (Input Layer) ชั้นที่ซ่อน (Hidden Layer) และชั้นแสดงผล (Output Layer) ซึ่งในการดำเนินงานวิจัยในครั้งนี้ ข้อมูลนำเข้าสู่แบบจำลองเพื่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำด้วยแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียม ได้แก่ ข้อมูลสถิติปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำรายวัน ข้อมูลสถิติปริมาณน้ำฝนที่ตำแหน่งหัวงานอ่างเก็บน้ำรายวัน และอัตราการระเหยสำหรับการพยากรณ์รายเดือน สรุปผลการกำหนดโครงสร้างของแบบจำลองในแต่ละช่วงเวลาพยากรณ์ได้ดังนี้

1) การพยากรณ์รายวัน จะทำการทดสอบแบบจำลองโดยมีสมมุติฐานหรือเงื่อนไขเพื่อให้ผลการพยากรณ์ที่ดีที่สุด ดังนี้

(1) จำนวนวันย้อนหลังของปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ

(2) จำนวนเซลล์(node)ในชั้นที่ซ่อน(Hidden Layer)ให้มีค่าตั้งแต่ 2-10, 0.5n, n, 2n และ 5n โดยที่ n เท่ากับจำนวนตัวแปรนำเข้า

(3) จำนวนวันที่สามารถพยากรณ์ล่วงหน้า

(4) ความแตกต่างของผลการพยากรณ์ระหว่างมีและไม่มีข้อมูลฝนร่วมในโครงสร้างของแบบจำลอง

ตารางที่ 1 รูปแบบโครงสร้างของแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์น้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำรายวันและรายสัปดาห์

รูปแบบที่	รูปแบบโครงสร้าง	ตัวแปรนำเข้า	จำนวนเซลล์ในชั้นที่ซ่อน
1	5-X-1	I(t), I(t-1), I(t-2), I(t-3), I(t-4), I(t-5)	2-10, 0.5n, n, 2n, 5n
2	6-X-1	I(t), I(t-1), I(t-2), I(t-3), I(t-4), I(t-5), I(t-6)	2-10, 0.5n, n, 2n, 5n
3	7-X-1	I(t), I(t-1), I(t-2), I(t-3), I(t-4), I(t-5), I(t-6), I(t-7)	2-10, 0.5n, n, 2n, 5n
4	8-X-1	I(t), I(t-1), ..., I(t$_{\text{ที่คัดเลือก}}$), R(t)	จำนวนที่เลือก
5	9-X-1	I(t), I(t-1), ..., I(t$_{\text{ที่คัดเลือก}}$), R(t), R(t+1)	จำนวนที่เลือก
6	10-X-1	I(t), I(t-1), ..., I(t$_{\text{ที่คัดเลือก}}$), R(t), R(t+1), I(t-mva3)	จำนวนที่เลือก

2) การพยากรณ์รายเดือนเนื่องจากในการพยากรณ์รายเดือน ในบางอ่างเก็บน้ำที่ใช้งานมาไม่นานนักจะมีจำนวนเดือนที่ใช้ในการฝึกและทดสอบแบบจำลองค่อนข้างน้อย จึงมีเพิ่มข้อมูลอัตราการระเหยรายเดือนและปรับจำนวนโหนดในชั้นที่ซ่อนให้มีจำนวนมากขึ้น โดยมีสมมุติฐานและเงื่อนไขของการกำหนดโครงสร้าง ดังนี้

(1) จำนวนตัวแปรนำเข้า (Input Parameter)

(2) จำนวนเดือนย้อนหลังของปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ

(3) ข้อมูลในช่วงเวลาเดียวกันของปีที่ผ่านมา

(4) จำนวนเซลล์(node)ในชั้นที่ซ่อน(Hidden Layer) เท่ากับ2-10, 0.5n, n, 2n, 5n

(5) เพิ่มข้อมูลอัตราการระเหยรายเดือนสำหรับช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์

ตารางที่ 2 รูปแบบโครงสร้างของแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์น้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำรายเดือน

รูปแบบที่	รูปแบบโครงสร้าง	ตัวแปรนำเข้า	จำนวนเซลล์ในชั้นที่ซ่อน
1	3-X-1	I(t-1), I(t-2), I(t-3)	2-10, 0.5n, n, 2n, 5n
2	5-X-1	I(t-1), I(t-2), I(t-3), I(t-11), I(t-12)	2-10, 0.5n, n, 2n, 5n
3	6-X-1	I(t-1), I(t-2), I(t-3), I(t-11), I(t-12), R(t), R(t+1)	2-10, 0.5n, n, 2n, 5n
4	7-X-1	I(t), I(t-1), I(t-2), I(t-3), I(t-11), I(t-12), R(t),R(t+1), E(t)	2-10, 0.5n, n, 2n, 5n

อธิบายโครงสร้างของแบบจำลอง ANNs ยกตัวอย่าง โครงสร้างรูปแบบที่ 1 ของการพยากรณ์รายเดือน ดังนี้

- โครงสร้าง 3-X-1 หมายถึง มีชั้นนำเข้า 3 ข้อมูล ชั้นซ่อน 1 ชั้น จำนวน X เซลล์ และชั้นผลลัพธ์ 1 ชั้น

- ตัวแปรนำเข้าI(t-1), I(t-2), I(t-3) ข้อมูลปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำของเดือนที่มาย้อนหลัง 1, 2 และ 3 เดือนตามลำดับ

- ชั้นซ่อน (Hidden Layer) มี 1 ชั้นข้อมูล แต่เปลี่ยนจำนวนนิวรอน ให้เท่ากับ 0.5n, n, 2n, 5n ซึ่งค่า n คือจำนวนของตัวแปรนำเข้า ในโครงสร้างที่ 1 มี 3 ตัวแปร ดังนั้น จำนวนชั้นที่ซ่อนที่ทำการฝึกและทดสอบจึงเท่ากับ 2, 3, 6 และ 15 เซลล์ (node) ตามลำดับ

- ชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) มี 1 ชั้น หมายถึง ผลการคาดการณ์ปริมาณน้ำไหลลงอ่างล่วงหน้าจำนวน 1เดือนล่วงหน้า

6.2 การแบ่งกลุ่มข้อมูล

การแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็น 2 ชุด สำหรับการฝึก (Training) และทดสอบ (Testing) แบบจำลอง โดยข้อมูลสำหรับการฝึกแบบจำลอง เพื่อให้มีฐานข้อมูลรูปแบบต่างๆ มากพอ จะใช้ข้อมูล 2 ใน 3 ของข้อมูลทั้งหมด ในส่วนของข้อมูลรายวัน ช่วงการฝึกแบบจำลองให้มีจำนวนรูปแบบของข้อมูลได้ไม่เกิน 3800 รูปแบบ (Pattern) เนื่องจากข้อจำกัดของแบบจำลอง WinNN32 ที่เลือกใช้และข้อมูลสำหรับการทดสอบแบบจำลองควรเป็นข้อมูลที่ใกล้เคียงปีปัจจุบันให้มากที่สุด เพื่อประสิทธิภาพในการปฏิบัติงานพยากรณ์จริงต่อไปของอ่างเก็บน้ำ

6.3 การทำ Normalization

เนื่องจากข้อมูลที่ใช้เป็นตัวแปรนำเข้ามีชนิดของข้อมูลที่แตกต่างกัน ได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำ หน่วยลูกบาศก์เมตรต่อวินาที ข้อมูลปริมาณฝนหน่วยมิลลิเมตร และข้อมูลอัตราการระเหย หน่วยมิลลิเมตร การทำ Normalization สำหรับข้อมูลนำเข้าและผลลัพธ์ที่ได้ จะเป็นการปรับฐานของข้อมูลที่แตกต่างกันดังกล่าวให้มีค่าอยู่ในช่วงเดียวกัน ในการดำเนินงานวิจัยครั้งนี้กำหนดให้ช่วงข้อมูลมีค่าอยู่ระหว่าง 0.05-0.95 จากสมการดังนี้

1) Data Pre-Processingเป็นการแปลงข้อมูลก่อนการฝึกและทดสอบแบบจำลองให้อยู่ในช่วง 0.05 – 0.95 ดัง**สมการที่ 3**

$$y_t = \frac{\left[(b-a)\left(y_t^{'}-a\right)\right]}{0.9} \qquad (3)$$

เมื่อ y_t = ค่าตรวจวัดจริง

a = ค่าต่ำสุดที่ได้

b = ค่าสูงสุดที่ได้

y'_t = ค่าที่ใช้ปรับ (ได้จากขั้นตอน Data Pre-processing)

2) Data Post-Processing หลังจากที่ได้โครงสร้างแบบจำลองระบบโครงข่ายใยประสาทเทียมที่ดีที่สุดแล้ว ผลพยากรณ์จะถูกแปลค่ากลับจากช่วง 0.05-0.95 มาเป็นค่าเดิม โดย**สมการที่ 4**

$$y_t = \frac{\left[0.9\left(y_t - a\right)\right]}{b-a} + 0.5 \qquad (4)$$

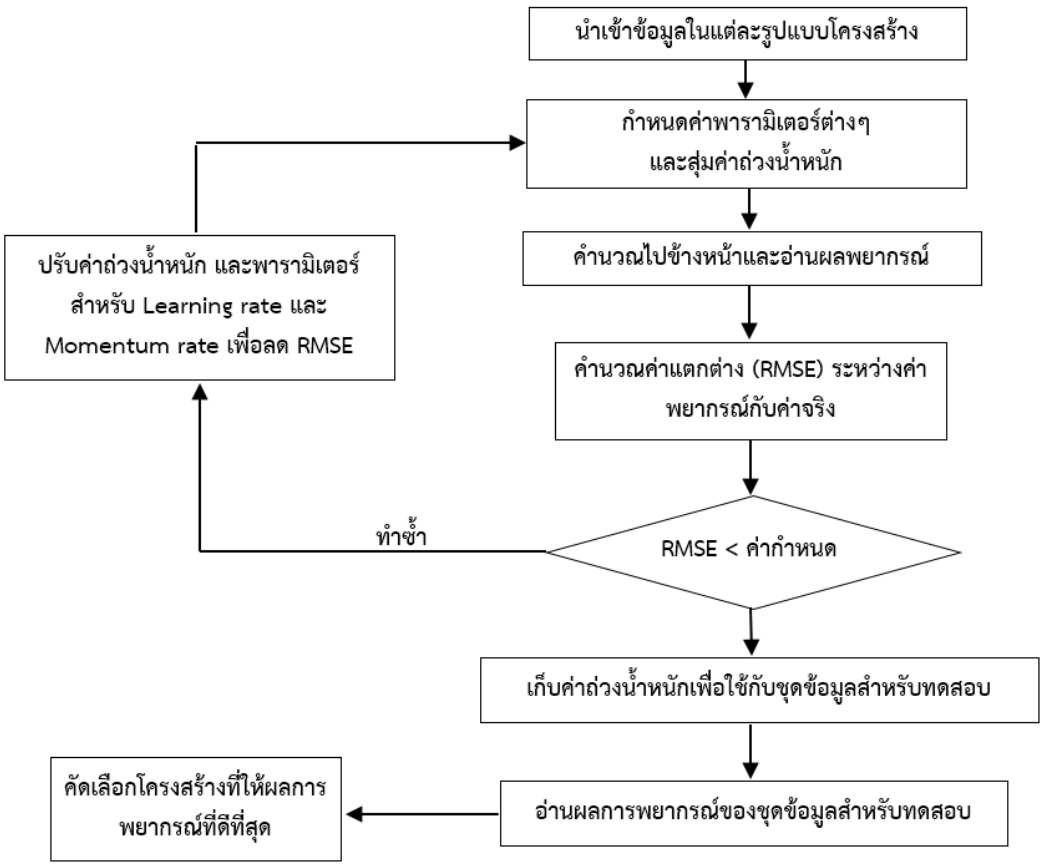
6.4 การฝึกและทดสอบแบบจำลอง ANNs

การฝึกและทดสอบแบบจำลอง ANNs ทั้งรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือนในแต่ละอ่างเก็บน้ำ เป็นการฝึกและทดสอบแบบจำลองตามรูปแบบโครงสร้างที่ได้กำหนดไว้เพื่อหาโครงสร้างและค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละอ่างเก็บน้ำ สำหรับการพยากรณ์รายวัน ในช่วงแรกจะใช้ข้อมูลปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำเพียงอย่างเดียวในการฝึกและทดสอบแบบจำลอง เพื่อหาความสัมพันธ์ที่เหมาะสมที่สุดระหว่างช่วงเวลาย้อนหลังและการพยากรณ์ล่วงหน้า รวมถึงจำนวนเซลล์ในชั้นที่ซ่อน จากนั้นจะใช้ช่วงเวลาย้อนหลังและจำนวนเซลล์ดังกล่าว เป็นตัวแปรนำเข้าร่วมกับข้อมูลปริมาณฝนและค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 วันต่อไปดังแสดงแผนภูมิการทำงานของแบบจำลอง ANNs ใน**ภาพที่ 8**สำหรับตัวแปรนำเข้าอื่นๆ เบื้องต้น มีแนวทางในการกำหนดค่าดังนี้

1) ค่าถ่วงน้ำหนักและค่า Bias เริ่มต้น (Initial weights and Bias)แบบจำลองจะสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักโดยเริ่มต้นจากค่าน้อยทั้งค่า + และค่า – และจะสุ่มปรับค่าอยู่ระหว่าง -3 ถึง +3 โดยผลรวมของค่าถ่วงน้ำหนักจะมีค่าเข้าใกล้ 0 เพื่อการเรียนรู้ของ ANNs เร็วขึ้น

2) Learning Rate (LR) และ Momentum Rate (MR)ค่า Learning Rate (LR) จะมีผลต่อการเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างเซลล์ (Node) ถ้าค่า Learning Rate สูงจะทำให้การคำนวณของแบบจำลองจบเร็วขึ้น แต่ถ้ามีค่าสูงมากเกินไปจะเกิดการแกว่งของผลแตกต่างระหว่างค่าทำนายจริงที่ได้ คือค่าแตกต่างจะไม่ลดน้อยลงเรื่อยๆ แบบที่ควรจะเป็น ซึ่ง Rumellhart และคณะ (1986) ได้แก้ปัญหาการแกว่งขึ้นลงนี้โดยกำหนดค่า Momentum Rate ขึ้นมา ปัญหาของการใช้แบบจำลอง ANNs คือการหาค่า LR และ MR ที่เหมาะสมซึ่งจำเป็นต้องใช้วิธี ลองผิดลองถูก (Trial and Error) โดยทั่วไปค่า LR จะอยู่ระหว่าง 0.01 – 1.0 และค่า MR จะอยู่ระหว่าง 0-1

3) การกำหนดในการให้แบบจำลอง ANNs หยุดทำงาน โดยแบบจำลองจะหยุดทำงานเมื่อข้อแตกต่างระหว่างผลรวมของค่าพยากรณ์และค่าจริงมีค่าน้อยกว่าค่าที่กำหนด (Target Error) ปกติจะกำหนดค่าแตกต่างไม่เกิน 5% (0.05)



ภาพที่ 8 ขั้นตอนการดำเนินงานแบบจำลอง ANNs

6.5 การทดสอบประสิทธิภาพความแม่นยำและความน่าเชื่อถือการพยากรณ์

การทดสอบประสิทธิภาพความแม่นยำและความน่าเชื่อถือการพยากรณ์สามารถวัดโดยใช้ตัววัดทางสถิติหลายตัวพิจารณาร่วมกัน ดังนี้

1) สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient, r)โดยปกติแล้วค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) มีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 ถ้า r มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าข้อมูลที่คำนวณได้และที่ตรวจวัดได้จากภาคสนามมีความสัมพันธ์แบบปฏิภาคโดยตรงที่ดี แต่เมื่อไรก็ตามที่ r มีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่าข้อมูลทั้งสองมีความสัมพันธ์กันน้อยหรือแทบไม่มีเลย โดยทั่วไปแล้วในการศึกษาด้านอุทกวิทยาและชลศาสตร์ ค่า r ควรมีค่ามากกว่า 0.7 จึงจะถือว่าข้อมูลทั้งสองมีความสัมพันธ์กันอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(Q_{mi} - \overline{Q}_m\right)\times\left(Q_{ci} - \overline{Q}_c\right)}{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^{N}\left(Q_{mi} - \overline{Q}_m\right)^2 \times \sum_{i=1}^{N}\left(Q_{ci} - \overline{Q}_c\right)^2\right]}} \quad (5)$$

เมื่อ Q_{mi} = อัตราการไหลที่ได้จากการตรวจวัดที่เวลา i

$\overline{Q}_m$ = ค่าเฉลี่ยของอัตราการไหลที่ได้จากการตรวจวัด

Q_{ci} = อัตราการไหลที่ได้จากแบบจำลองที่เวลา i

$\overline{Q}_c$ = ค่าเฉลี่ยของอัตราการไหลที่ได้จากแบบจำลอง

N = จำนวนของข้อมูล

2) ประสิทธิภาพของแบบจำลอง Efficiency Index (EI)เป็นตัวแปรทางสถิติที่แสดงระดับความสัมพันธ์ (degree of association) ระหว่างข้อมูลที่ได้จากการคำนวณด้วยแบบจำลองและข้อมูลที่ได้จากการตรวจวัด ถ้ามีค่าเท่ากับ 100% แสดงว่าผลการวิเคราะห์ที่ได้จากแบบจำลองมีค่าเท่ากับปริมาณน้ำท่าที่ได้จากการตรวจวัดทุกข้อมูล โดยทั่วไปแล้วในการศึกษาด้านอุทกวิทยาและชลศาสตร์ ค่า EI ควรมีค่ามากกว่า 70% จึงจะถือว่าข้อมูลทั้งสองมีความสัมพันธ์กันอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้

$$EI = \frac{\sum_{i=1}^{N}(Q_{mi} - \overline{Q}_m)^2 - \sum_{i=1}^{N}(Q_{mi} - Q_{ci})^2}{\sum_{i=1}^{N}(Q_{mi} - \overline{Q}_m)^2} \times 100\% \qquad (6)$$

เมื่อ Q_{mi} = อัตราการไหลที่ได้จากการตรวจวัดที่เวลา i

$\overline{Q}_m$ = ค่าเฉลี่ยของอัตราการไหลที่ได้จากการตรวจวัด

Q_{ci} = อัตราการไหลที่ได้จากแบบจำลองที่เวลา i

$\overline{Q}_c$ = ค่าเฉลี่ยของอัตราการไหลที่ได้จากแบบจำลอง

N = จำนวนของข้อมูล

3) ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error, RMSE) เป็นตัวแปรทางสถิติที่แสดงความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (absolute error) ระหว่างข้อมูลที่ได้จากการคำนวณด้วยแบบจำลองและข้อมูลที่ได้จากการตรวจวัด ในกรณีที่มีค่าเข้าใกล้ศูนย์แสดงว่ามีความสัมพันธ์ที่ดีมาก

$$RMSE = \left(\frac{\sum_{i=1}^{N}(Q_{mi} - Q_{ci})^2}{N} \right)^{0.5} \qquad (7)$$

เมื่อ Q_{mi} =อัตราการไหลที่ได้จากการตรวจวัดที่เวลา i

$\overline{Q}_m$ = ค่าเฉลี่ยของอัตราการไหลที่ได้จากการตรวจวัด

Q_{ci} = อัตราการไหลที่ได้จากแบบจำลองที่เวลา i

$\overline{Q}_c$ = ค่าเฉลี่ยของอัตราการไหลที่ได้จากแบบจำลอง

N = จำนวนของข้อมูล

7. ผลการศึกษาวิจัย

ผลการรวบรวมข้อมูลในแต่ละอ่างเก็บน้ำและการแบ่งกลุ่มสำหรับการฝึกและทดสอบแบบจำลอง แสดงได้ดัง**ตารางที่ 3**รูปแบบโครงสร้างของแบบจำลองที่ให้ผลการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือนที่เหมาะสมที่สุดในแต่ละอ่างเก็บน้ำ รวมถึงค่าทางสถิติของผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าตรวจวัดจริงและผลจากการพยากรณ์ด้วยแบบลอง ANNs แสดงไว้ใน**ตารางที่4 และตารางที่ 5**และกราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าตรวจวัดจริงและผลการพยากรณ์ในแต่ละอ่างเก็บน้ำรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน ไว้ใน**ภาพที่ 9ถึง ภาพที่ 12**

ตารางที่ 3 การแบ่งกลุ่มสำหรับการฝึกและทดสอบแบบจำลอง

อ่างเก็บน้ำ	จำนวน	ช่วงเวลาคำนวณ (พ.ศ.)	
	ข้อมูล	ฝึกแบบจำลอง	ทดสอบแบบจำลอง
ดอกกราย	16 ปี	2545 - 2555	2556 - 2560
หนองปลาไหล	16 ปี	2545 - 2555	2556 - 2560
คลองใหญ่	12 ปี	2549 - 2555	2556 - 2560
ประแสร์	12 ปี	2549 - 2555	2556 - 2560

ตารางที่ 4 โครงสร้างและตัวแปรนำเข้าที่เหมาะสมในแต่ละช่วงเวลาพยากรณ์ของแต่ละอ่างเก็บน้ำ

พยากรณ์ล่วงหน้า	รูปแบบโครงสร้าง	ตัวแปรนำเข้า	LR	MR
อ่างเก็บน้ำดอกกราย				
1 วัน	11-20-1	I(t), I(t-1),...,I(t-7), I(t-mva3), R(t), R(t+1)	0.015	0.5
2 วัน	11-20-1	I(t), I(t-1),...,I(t-7), I(t-mva3), R(t), R(t+2)	0.014	0.5
3 วัน	11-20-1	I(t), I(t-1),...,I(t-7), I(t-mva3), R(t), R(t+3)	0.013	0.5
1 สัปดาห์	11-40-1	I(t), I(t-1), ...,I(t-7), I(t-mva3), R(t), R(t+1)	0.033	0.5
1 เดือน	9-40-20-1	I(t), I(t-1), I(t-2), I(t-3), I(t-11), I(t-12), R(t), R(t+1), E(t)	0.063	0.5
อ่างเก็บน้ำหนองปลาไหล				
1 วัน	11-15-1	I(t), I(t-1),...,I(t-7), I(t-mva3), R(t), R(t+1)	0.017	0.5
2 วัน	11-15-1	I(t), I(t-1),...,I(t-7), I(t-mva3), R(t), R(t+2)	0.015	0.5
3 วัน	11-15-1	I(t), I(t-1),...,I(t-7), I(t-mva3), R(t), R(t+3)	0.014	0.5
1 สัปดาห์	11-30-1	I(t), I(t-1), ...,I(t-7), I(t-mva3), R(t), R(t+1)	0.018	0.5
1 เดือน	9-40-20-1	I(t), I(t-1), I(t-2), I(t-3), I(t-11), I(t-12), R(t), R(t+1), E(t)	0.086	0.5

ตารางที่ 4 โครงสร้างและตัวแปรนำเข้าที่เหมาะสมในแต่ละช่วงเวลาพยากรณ์ของแต่ละอ่างเก็บน้ำ (ต่อ)

พยากรณ์ล่วงหน้า	รูปแบบโครงสร้าง	ตัวแปรนำเข้า	LR	MR
อ่างเก็บน้ำคลองใหญ่				
1 วัน	9-6-1	I(t), I(t-1),...,I(t-7), I(t-mva3)	0.042	0.5
2 วัน	9-6-1	I(t), I(t-1),...,I(t-7), I(t-mva3)	0.055	0.5
3 วัน	9-6-1	I(t), I(t-1),...,I(t-7), I(t-mva3)	0.020	0.5
1 สัปดาห์	9-8-1	I(t), I(t-1), ...,I(t-7), I(t-mva3)	0.089	0.5
1 เดือน	7-10-6-1	I(t), I(t-1), I(t-2), I(t-3), I(t-11), I(t-12), E(t)	0.088	0.5
อ่างเก็บน้ำประแสร์				
1 วัน	11-20-1	I(t), I(t-1),...,I(t-7), I(t-mva3), R(t), R(t+1)	0.019	0.5
2 วัน	11-20-1	I(t), I(t-1),...,I(t-7), I(t-mva3), R(t), R(t+2)	0.020	0.5
3 วัน	11-20-1	I(t), I(t-1),...,I(t-7), I(t-mva3), R(t), R(t+3)	0.015	0.5
1 สัปดาห์	11-40-1	I(t), I(t-1), ...,I(t-7), I(t-mva3), R(t), R(t+1)	0.039	0.5
1 เดือน	9-20-10-1	I(t), I(t-1), I(t-2), I(t-3), I(t-11), I(t-12), R(t), R(t+1), E(t)	0.088	0.5

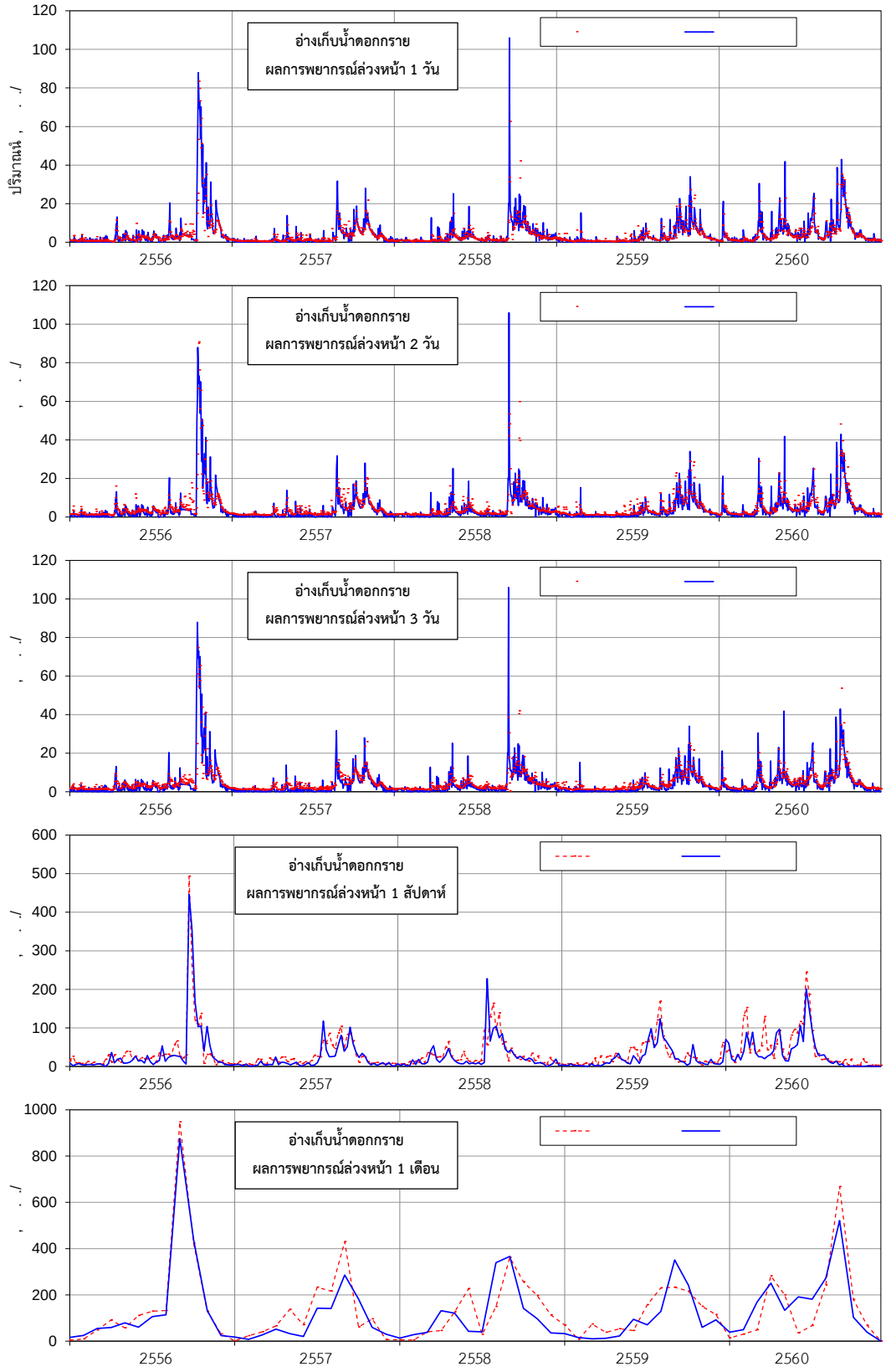
หมายเหตุ: I(t) = ปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำเวลาปัจจุบัน
I(t-1) = ปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำย้อนหลัง 1 ช่วงเวลา
I(t-mva3) = ปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำด้วยค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 วัน
R(t) = ปริมาณฝนที่หัวงานอ่างเก็บน้ำเวลาปัจจุบัน
E(t) = ปริมาณการระเหยจากอ่างเก็บน้ำเวลาปัจจุบัน

ตารางที่ 5 ประสิทธิภาพการพยากรณ์ในแต่ละช่วงเวลาสำหรับแต่ละอ่างเก็บน้ำ

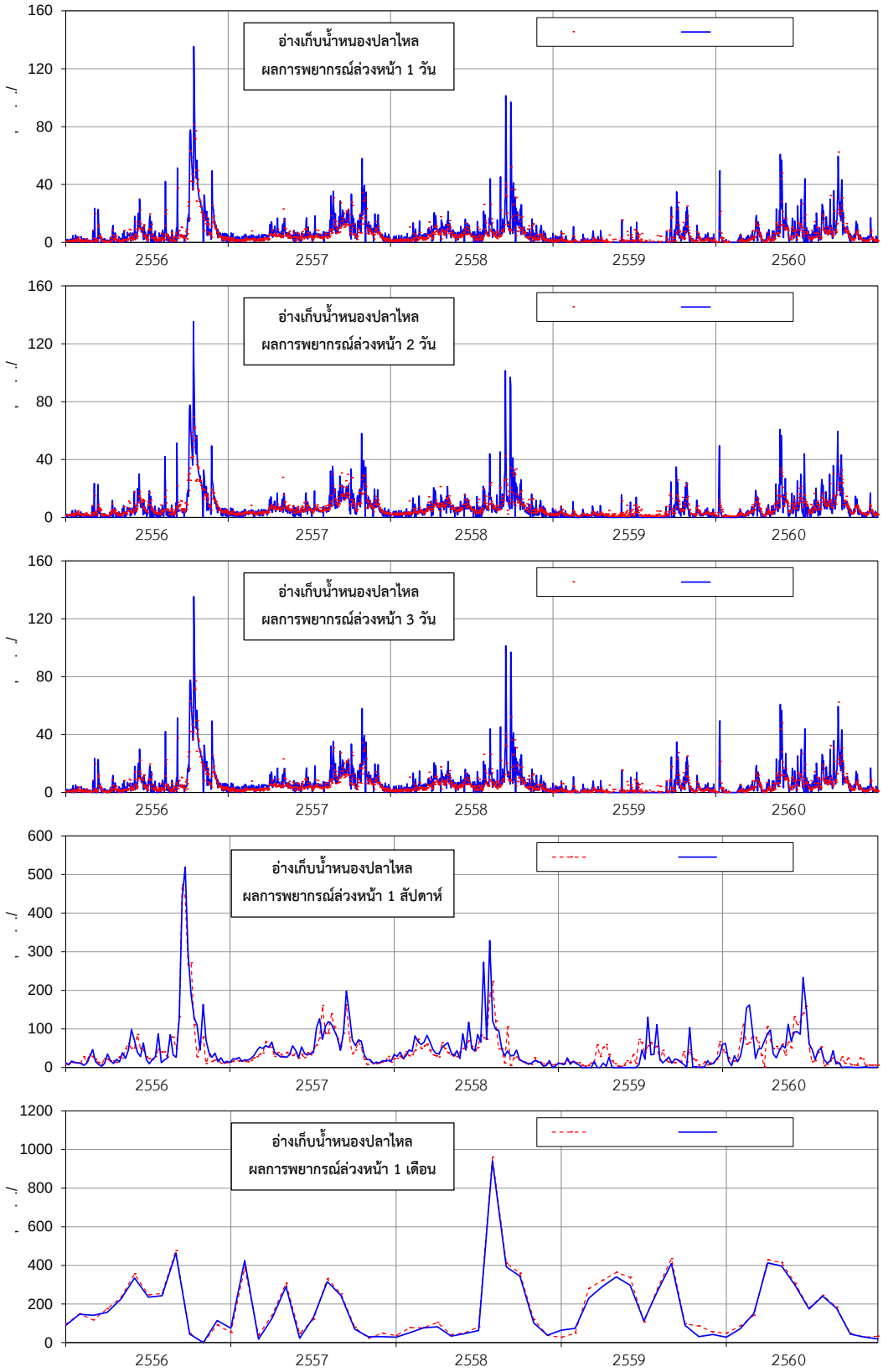
พยากรณ์	ช่วงการฝึกแบบจำลอง			ช่วงการทดสอบแบบจำลอง		
ล่วงหน้า	r	EI	RMSE	r	EI	RMSE
อ่างเก็บน้ำดอกกราย						
1 วัน	0.94	0.88	2.96	0.89	0.79	3.46
2 วัน	0.92	0.84	4.31	0.86	0.76	4.01
3 วัน	0.87	0.75	5.36	0.86	0.74	3.91
1 สัปดาห์	0.97	0.93	15.88	0.87	0.71	24.54
1 เดือน	0.99	0.98	28.61	0.90	0.76	73.21

ตารางที่ 5 ประสิทธิภาพการพยากรณ์ในแต่ละช่วงเวลาสำหรับแต่ละอ่างเก็บน้ำ (ต่อ)

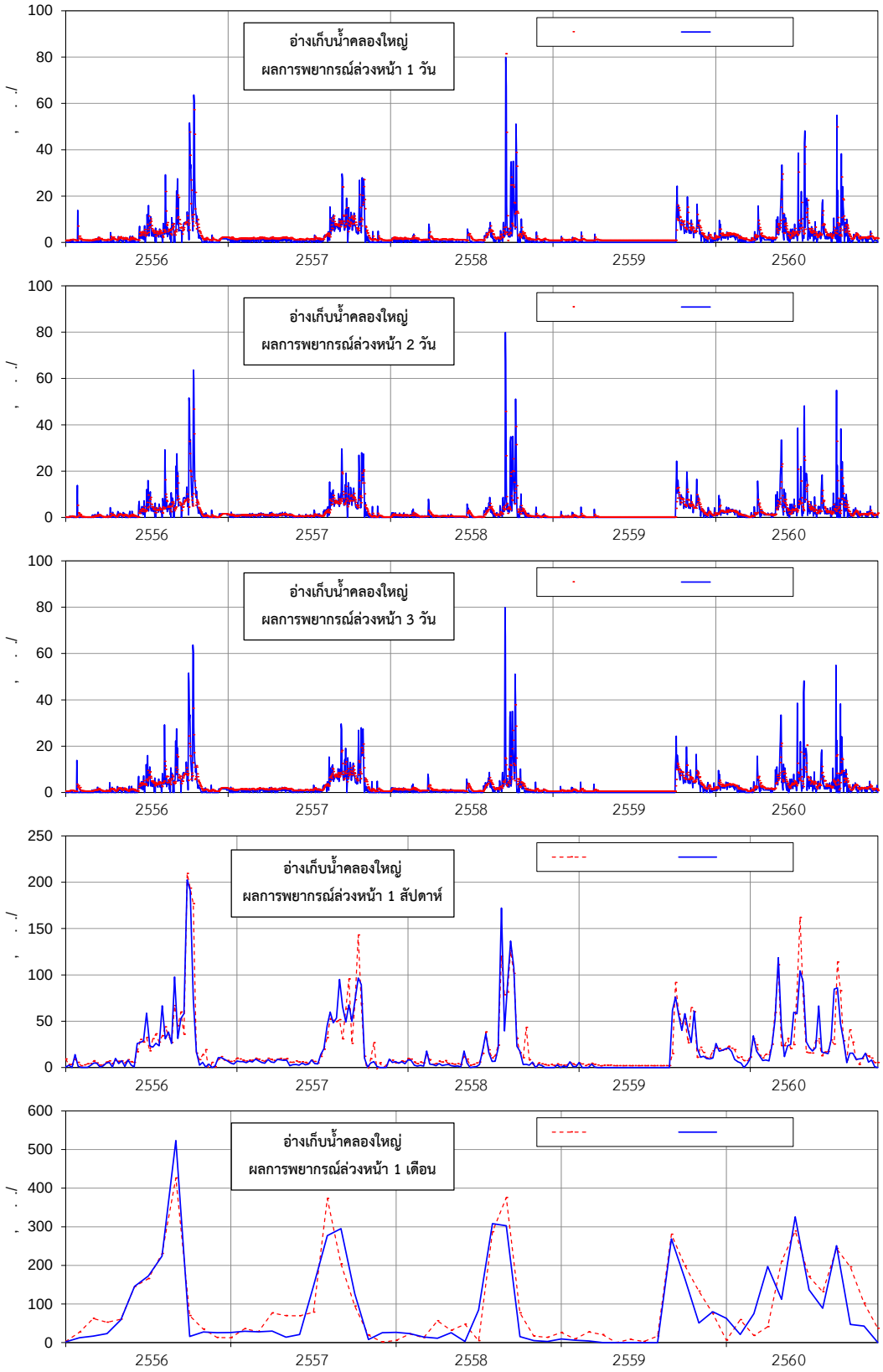
พยากรณ์	ช่วงการฝึกแบบจำลอง			ช่วงการทดสอบแบบจำลอง		
ล่วงหน้า	r	EI	RMSE	r	EI	RMSE
อ่างเก็บน้ำหนองปลาไหล						
1 วัน	0.91	0.81	4.18	0.91	0.80	4.76
2 วัน	0.84	0.71	5.17	0.84	0.68	5.95
3 วัน	0.85	0.69	5.32	0.85	0.65	6.25
1 สัปดาห์	0.93	0.86	23.02	0.87	0.75	30.20
1 เดือน	1.00	0.99	21.06	0.86	0.73	116.36
อ่างเก็บน้ำคลองใหญ่						
1 วัน	0.96	0.89	2.34	0.97	0.90	1.92
2 วัน	0.93	0.77	3.44	0.96	0.82	2.62
3 วัน	0.84	0.64	4.25	0.87	0.67	3.59
1 สัปดาห์	0.91	0.82	17.10	0.91	0.81	13.70
1 เดือน	1.00	0.99	12.92	0.90	0.79	50.24
อ่างเก็บน้ำประแสร์						
1 วัน	0.94	0.88	6.89	0.91	0.81	9.64
2 วัน	0.86	0.70	10.96	0.82	0.64	13.21
3 วัน	0.79	0.60	12.53	0.73	0.52	15.13
1 สัปดาห์	0.98	0.95	25.57	0.89	0.78	50.34
1 เดือน	1.00	0.99	35.96	0.83	0.68	213.65



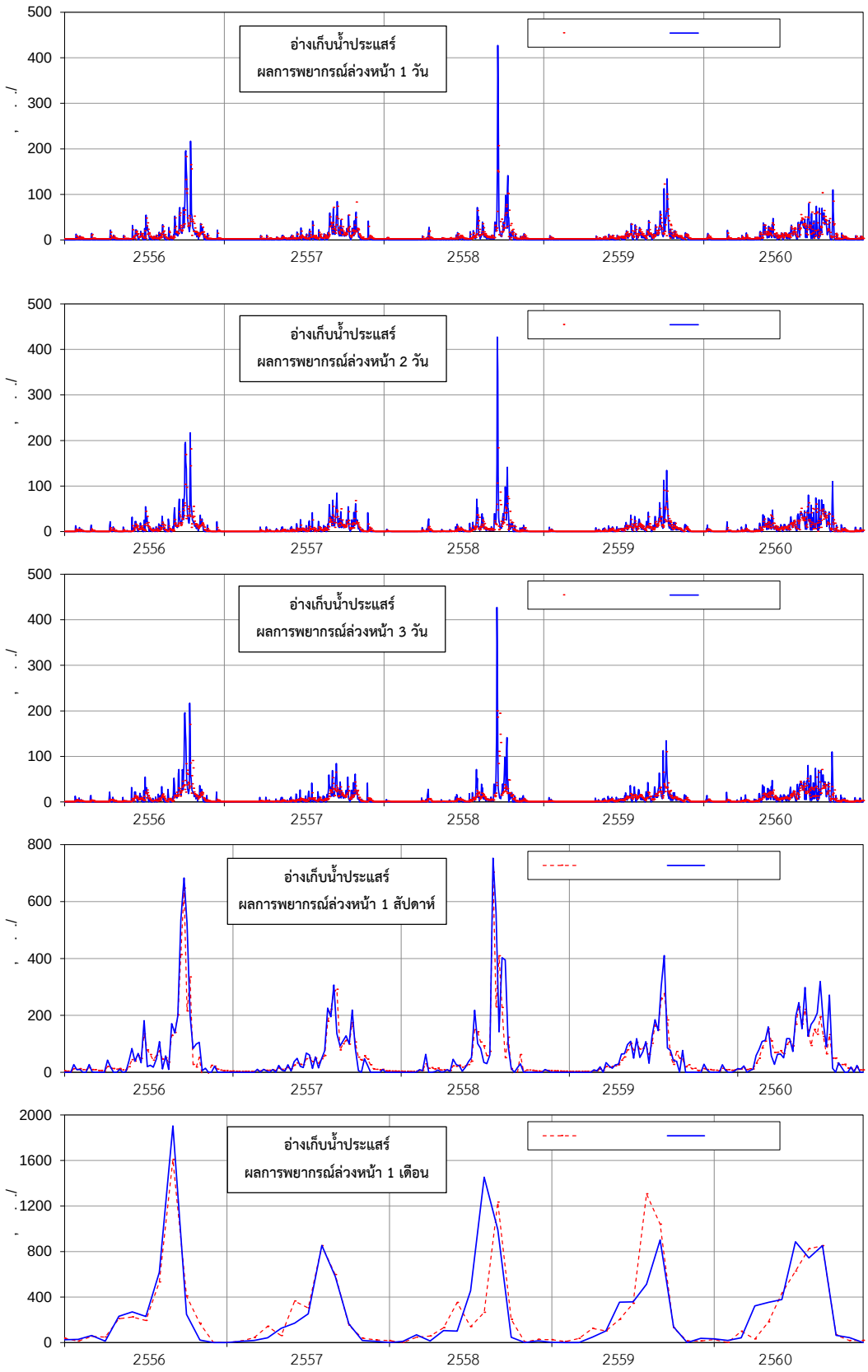
ภาพที่ 9 กราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ล่วงหน้ากับค่าที่ตรวจวัดได้จริงของอ่างเก็บน้ำดอกกราย



ภาพที่ 10 กราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ล่วงหน้ากับค่าที่ตรวจวัดได้จริง ของอ่างเก็บน้ำหนองปลาไหล



ภาพที่ 11 กราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ล่วงหน้ากับค่าที่ตรวจวัดได้จริงของอ่างเก็บน้ำคลองใหญ่



ภาพที่ 12 กราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ล่วงหน้ากับค่าที่ตรวจวัดได้จริงของอ่างเก็บน้ำประแสร์

8. การอภิปรายและสรุปผลการวิจัย

ผลการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation) โดยใช้ข้อมูลย้อนหลังอยู่ระหว่าง 12-16 ปี ในการฝึกและทดสอบแบบจำลองสรุปการวิจัยได้ดังนี้

1) การพยากรณ์รายวันและรายสัปดาห์ จะใช้จำนวนชั้นของโครงสร้าง(Net Size)3 ชั้น และสำหรับการพยากรณ์รายเดือนซึ่งมีจำนวนข้อมูล (เดือน) ในการฝึกแบบจำลองน้อย จะใช้จำนวนชั้นของโครงสร้าง 4 ชั้น

2) จำนวนเซลล์ในชั้นที่ซ่อน (Hidden Layer) มีจำนวนตั้งแต่ 6-40 เซลล์

3) ผลการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำของอ่างเก็บน้ำทั้ง 4 อ่างฯ ล่วงหน้า 3 วัน ล่วงหน้า 1 สัปดาห์ และล่วงหน้า 1 เดือน ให้ผลเป็นที่ยอมรับได้โดยพิจารณาร่วมกันจากค่าสัมประสิทธิสหสัมพันธ์ (r) และค่าประสิทธิภาพ (EI) ของแบบจำลอง ในช่วงการทดสอบแบบจำลอง (Testing) สรุปได้ดังนี้

- การพยากรณ์ล่วงหน้า 1 วัน ค่า r มีค่าอยู่ระหว่าง 0.89 – 0.97 และ EI มีค่าอยู่ระหว่างร้อยละ 79 ถึง 90
- การพยากรณ์ล่วงหน้า 2 วัน ค่า r มีค่าอยู่ระหว่าง 0.82 – 0.96 และ EI มีค่าอยู่ระหว่างร้อยละ 68 ถึง 82
- การพยากรณ์ล่วงหน้า 3 วัน ค่า r มีค่าอยู่ระหว่าง 0.73 – 0.87 และ EI มีค่าอยู่ระหว่างร้อยละ 52 ถึง 74
- การพยากรณ์ล่วงหน้า 1 สัปดาห์ ค่า r มีค่าอยู่ระหว่าง 0.87 – 0.91 และ EI มีค่าอยู่ระหว่างร้อยละ 71 ถึง 81
- การพยากรณ์ล่วงหน้า 1 เดือน ค่า r มีค่าอยู่ระหว่าง 0.83 – 0.90 และ EI มีค่าอยู่ระหว่างร้อยละ 68 ถึง 79

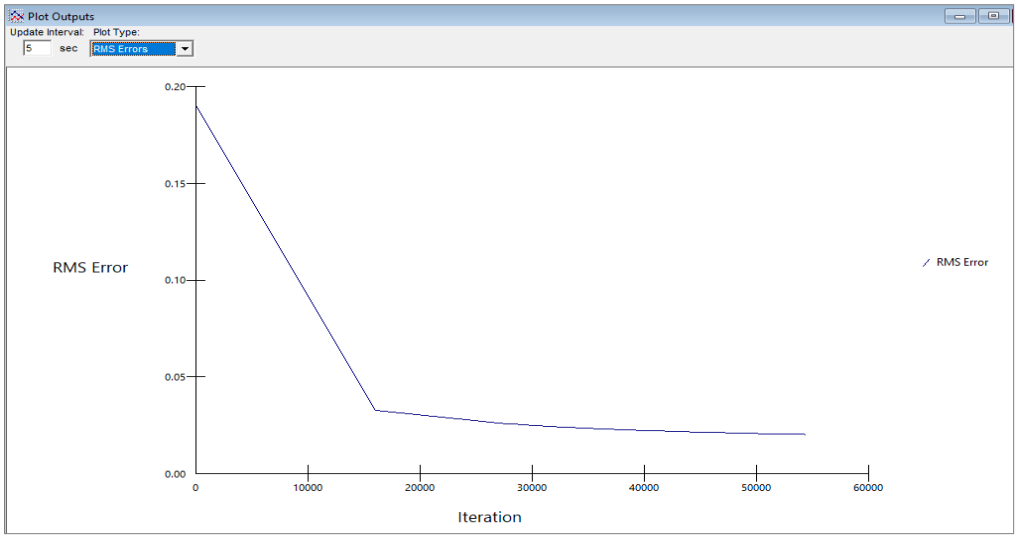
4) เพื่อลดการแกว่งของผลการพยากรณ์รายวัน ได้อาศัยค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 วันของปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำร่วมเป็นข้อมูลนำเข้า และในกรณีของอ่างเก็บน้ำคลองใหญ่ ได้ใช้เฉพาะข้อมูลปริมาณน้ำไหลลงอ่างแต่เพียงอย่างเดียว เนื่องจากปริมาณฝนที่ตรวจวัดได้ ไม่มีความสัมพันธ์กับข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลลงอ่างเก็บน้ำ

5) จำนวนเซลล์ในชั้นซ่อนไม่จำเป็นจะต้องใช้ค่าเดียวกันทุกค่าสำหรับในแต่ละช่วงเวลาการพยากรณ์

6) จำนวนรอบ (Iterations) ในการคำนวณ ในกรณีที่ค่า Good Patterns ไม่ถึง 100 (ซึ่งแบบจำลองจะสิ้นสุดการคำนวณเอง ตาม Target Error ที่กำหนดไว้) จะพิจารณาสิ้นสุดการคำนวณจากแนวโน้มการลดลงของRoot Mean Square Error (RMSE)ที่มีค่าคงที่แล้ว แม้ว่ารอบการคำนวณจะเพิ่มขึ้นดังแสดงตัวอย่างค่าการลดลงของ RMSE ไว้ใน**ภาพที่ 13**

7) จากผลการศึกษาดังกล่าว แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียมซึ่งเป็นแบบจำลองที่อาศัยความสัมพันธ์ของสถิติข้อมูลในอดีต สามารถให้ผลการพยากรณ์ที่มีความน่าเชื่อถือและนำไปใช้ในการพยากรณ์เพื่อช่วยในการปฏิบัติงานจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำรายวันด้วยแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียม การพยากรณ์ล่วงหน้า 1 วัน จะให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุด และการพยากรณ์ล่วงหน้า 2 และ 3 วัน จะให้ผลการ

พยากรณ์ที่มีความแม่นยำน้อยลงไปตามระยะเวลาการพยากรณ์ที่ยาวนานขึ้น ดังนั้น ในช่วงฤดูฝนที่มีปริมาณน้ำหลากไหลลงสู่อ่างเก็บน้ำจำนวนมากและมีระดับน้ำอยู่ในเกณฑ์สูง สมควรทำการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำทุกๆ 1 วัน โดยมีระยะเวลาในการพยากรณ์ 3 วันล่วงหน้า เพื่อให้เห็นแนวโน้มของปริมาณน้ำที่จะไหลเข้าอ่างเก็บน้ำและวางแผนการบริหารจัดการน้ำได้ทันต่อสถานการณ์ที่จะเกิดขึ้น



ภาพที่ 13 ตัวอย่างแสดงค่าการลดลงของRMSE เปรียบเทียบกับจำนวนรอบของการคำนวณ

9. ข้อเสนอแนะ

1) เนื่องจากอ่างเก็บน้ำคลองใหญ่และอ่างเก็บน้ำประแสร์ มีข้อมูลรายเดือนสำหรับการฝึกและทดสอบแบบจำลองไม่มากนัก กล่าวคือ มีช่วงเวลาฝึกแบบจำลอง 84 เดือน และช่วงเวลาทดสอบแบบจำลอง 60 เดือน เห็นควรให้ดำเนินการจัดทำแบบจำลอง ANNs เมื่อมีการเก็บข้อมูลมากเพียงพอ หรืออย่างน้อย 130 ชุดข้อมูลในช่วงของการฝึกแบบจำลอง ตามข้อเสนอแนะของแบบจำลอง WinNN32

2) ศึกษาเปรียบเทียบกระบวนการเรียนรู้จาก Transfer Function อื่นๆ เช่น วิธี Linear,Gaussian หรือSigmoid+1 เป็นต้น

3) เพื่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำล่วงหน้าที่มีประสิทธิภาพ ควรติดตั้งสถานีวัดน้ำฝนหรือสถานีวัดน้ำท่าไว้ในบริเวณพื้นที่รับน้ำเหนืออ่างเก็บน้ำ และใช้เป็นข้อมูลร่วมในการนำเข้าแบบจำลองเมื่อมีการเก็บข้อมูลที่มากพอ

บรรณานุกรม

กรมชลประทาน กระทรวงเกษตรและสหกรณ์. 2547. **การประยุกต์ใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียม Artificial Neural Networks (ANNs).** กรมชลประทาน, กรุงเทพฯ.

ธวัชชัย ติงสัญชลี. 2544. Back Propagation Network for Flood Forecasting. เอกสารการบรรยายพิเศษ, **การประยุกต์ใช้ศาสตร์ทางปัญญาประดิษฐ์ในงานวิศวกรรมแหล่งน้ำ.** วิศวกรรมสถานแห่งประเทศไทย ในพระบรมราชูปถัมภ์, กรุงเทพฯ.

สถาบันพัฒนาการชลประทาน กรมชลประทาน. 2551. เอกสารการฝึกอบรม **“การประยุกต์ใช้ Artificial Neural Networks (ANNs) ในงานชลประทาน”**. กรมชลประทาน

เสรี ศุภราทิตย์. 2544. **คู่มือการพยากรณ์น้ำโดยโครงข่ายประสาทเทียม.**สถาบันพัฒนาการชลประทาน. กรมชลประทาน

Rumelhart, D.E., G.E. Hinton and R.J. williams. 1986a**. Learning Internal Presentations by errorpropagation, in Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition,,** Vol. 1. MIT Press Cambridge. MA.