

ระบบพยากรณ์การรุกคืบของน้ำเค็มบริเวณลุ่มแม่น้ำท่าจีนด้วย โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น Saltwater Intrusion Forecast System for Thachin River using Multilayer Perceptron Neural Network

ภรณ์ยา ปาลวิสุทธิ (Paranya Palwisut)* อภินันท์ จุ่นกรณ์ (Apinan Junkorn)*
และ มงคล รอดจันทร์ (Mongkol Rodjan)**

Received : July 19, 2018
Revised : August 21, 2018
Accepted : September 7, 2018

บทคัดย่อ

การรุกคืบของน้ำเค็มเป็นการเคลื่อนที่ของน้ำเค็มเข้าสู่ น้ำจืด ซึ่งอาจนำไปสู่การปนเปื้อนของแหล่งน้ำดื่มและผลกระทบต่างๆ ที่ตามมา ปัจจุบันการรุกคืบของน้ำเค็มเข้าไปตามแม่น้ำท่าจีนยังคงมีอยู่อย่างต่อเนื่อง ก่อให้เกิดความเสียหายแก่พื้นที่การเกษตรรวมถึงการเพาะเลี้ยงสัตว์น้ำบริเวณสองฝั่งของลำน้ำ งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบพยากรณ์การรุกคืบของน้ำเค็มบริเวณลุ่มแม่น้ำท่าจีนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น พัฒนาขึ้นเพื่อพยากรณ์การรุกคืบของน้ำเค็มล่วงหน้า 7 วัน ที่จุดตรวจวัดนครชัยศรีและสามพราน การวิจัยในครั้งนี้ได้ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบโดยใช้ค่าเฉลี่ยของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (MSE) และการวัดรากของความเคลื่อนที่ที่ กำลังสอง (RMSE) ผลการวิจัยพบว่าจุดตรวจวัดนครชัยศรีและสามพราน มีค่า MSE เท่ากับ 0.0020 และ 0.0049 ค่า RMSE เท่ากับ 0.0048 และ 0.0317 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นเป็นแบบที่เหมาะสมสำหรับชุดข้อมูลนี้

คำสำคัญ: การรุกคืบของน้ำเค็ม แม่น้ำท่าจีน โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น

Abstract

Saltwater intrusion is the movement of saline water into freshwater, which can lead to contamination of drinking water sources and other consequences. Currently, saltwater intrusion into the Thachin River is still ongoing, severely affecting in agricultural area and aquaculture. This research aims to develop a model to forecast of saltwater intrusion for Thachin River using Multilayer Perceptron Neural Network, developed to forecast saltwater intrusion 7 days in advance at Nakhon Chaisri and Sam Phran Station. The model to forecast saltwater intrusion was assessed using Mean Square Error (MSE) and Root Mean Square Error (RMSE). The results showed that MSE for Nakhon Chaisri and Sam Phran Station were 0.0020 and 0.0049, RMSE were 0.0048 and 0.0317. This indicated that the Multilayer Perceptron Neural Network was the suitable model for this data set.

Keywords: Saltwater Intrusion, Thachin River, Multilayer Perceptron Neural Network.

* สาขาวิชาวิทยาการข้อมูล คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏนครปฐม

* Data Science, Faculty of Science and Technology, Nakhon Pathom Rajabhat University.

** สาขาวิชาเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏนครปฐม

** Computer Technology, Faculty of Science and Technology, Nakhon Pathom Rajabhat University.

1. บทนำ

จากการเปลี่ยนแปลงสภาวะภูมิอากาศส่งผลกระทบต่อสภาวะแวดล้อมของไทยในหลายด้าน เช่น สภาวะภัยแล้งและสภาวะฝนทิ้งช่วง ซึ่งสภาวะเหล่านี้ได้ส่งผลกระทบต่อพื้นที่ปลายน้ำในลุ่มน้ำ เพราะน้ำในแม่น้ำที่มีปริมาณน้อยทำให้น้ำเค็มรุกขึ้นสูง และจากสถานการณ์ปัญหาน้ำเค็มระลอกใหม่ในแม่น้ำท่าจีน ที่หนุนขึ้นมาจากทางจังหวัดสมุทรสาครและเลยไปจนถึงคลองจินดา อ.สามพราน จ.นครปฐมนั้น ทำให้ระดับค่าความเค็มในแม่น้ำท่าจีนอยู่ในเกณฑ์ที่สูงมาก ดังภาพที่ 1 ซึ่งส่งผลกระทบต่อชาวสวนเกษตร โดยเฉพาะสวนกล้วยไม้ที่ไม่สามารถนำน้ำไปใช้รดพืชผลทางการเกษตรได้ [1] การรุกรานของน้ำเค็มเข้าสู่ระบบน้ำจืดตามแม่น้ำท่าจีนนอกจากส่งผลกระทบต่อเนื่องมาจากการทำเกษตรกรรม ยังรวมถึงการผลิตต่างๆ ที่จำเป็นต้องใช้น้ำจืดเป็นวัตถุดิบ เช่น การผลิตน้ำประปาสำหรับอุปโภคและบริโภค เป็นต้น ในปัจจุบันการรุกรานของน้ำเค็มเข้าไปตามแม่น้ำท่าจีน มีระยะทางยาวขึ้น ซึ่งก่อให้เกิดความเสียหายแก่พื้นที่การเกษตรบริเวณสองฝั่งของลำน้ำ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงฤดูแล้งระหว่างเดือนมกราคมถึงพฤษภาคมจะเกิดการรุกรานของน้ำเค็มเพิ่มมากขึ้นเนื่องจาก การขาดแคลนน้ำจืดในการผลักดันน้ำเค็ม



ภาพที่ 1 ค่าความเค็มลุ่มน้ำท่าจีน [2]

ปัญหาน้ำเค็มรุกเข้าเขตน้ำจืด เกิดจากน้ำทะเลที่หนุนจากทะเลเข้ามาสู่แม่น้ำ เนื่องจากปริมาณน้ำจืดที่ปล่อยจากเขื่อนหรือน้ำต้นทุนมีน้อย ทำให้น้ำทะเลหนุนเข้ามาสูงกว่าปกติ ส่งผลให้เขตพื้นที่การเกษตรได้รับผลกระทบ การรุกรานของน้ำเค็มเข้าสู่ระบบน้ำจืดตามแม่น้ำท่าจีนนอกจากส่งผลกระทบต่อเนื่องมาจากการทำเกษตรกรรม ยังรวมถึงการผลิตต่างๆ ที่จำเป็นต้องใช้น้ำจืดเป็นวัตถุดิบ เช่น การผลิต

น้ำประปาสำหรับอุปโภคและบริโภค เป็นต้น ในปัจจุบันการรุกรานของน้ำเค็มเข้าไปตามแม่น้ำท่าจีน มีระยะทางยาวขึ้น ซึ่งก่อให้เกิดความเสียหายแก่พื้นที่การเกษตรบริเวณสองฝั่งของลำน้ำ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงฤดูแล้งระหว่างเดือนมกราคมถึงพฤษภาคมจะเกิดการรุกรานของน้ำเค็มเพิ่มมากขึ้นเนื่องจากการขาดแคลนน้ำจืดในการผลักดันน้ำเค็มดังตัวอย่างจากข่าวที่ปรากฏอย่างต่อเนื่อง เช่น มติชน [3] เมื่อวันที่ 28 กุมภาพันธ์ 2561 ได้กล่าวถึง “การรุกรานของน้ำเค็มเข้าสู่พื้นที่น้ำจืด เกิดจากน้ำทะเลหนุนเข้ามาในพื้นที่น้ำจืดเป็นระยะทางไกลขึ้น เนื่องจากปริมาณน้ำจืดที่ปล่อยจากเขื่อนหรือน้ำต้นทุนมีน้อย ทำให้น้ำทะเลหนุนเข้ามาสูงกว่าปกติโดยเฉพาะในลำน้ำสายหลัก ได้แก่ แม่น้ำเจ้าพระยา แม่น้ำท่าจีน แม่น้ำบางปะกง แม่น้ำลพบุรี” หนังสือพิมพ์เดลินิวส์ [4] เมื่อวันที่ 25 กุมภาพันธ์ 2560 “นายทองเปลว กองจันทร์ รองอธิบดีกรมชลประทาน กล่าวว่า จากการติดตามสถานการณ์น้ำทะเลหนุนสูงในแม่น้ำท่าจีนพบว่าในช่วงวันที่ 25 - 27 ก.พ. จะเป็นช่วงที่เกิดน้ำทะเลหนุนสูงอีกรอบ ทำให้ความเค็มรุกรานเข้าไปในแม่น้ำท่าจีน ส่งผลให้มีค่าความเค็มสูงขึ้นอาจจะส่งผลกระทบต่อพืชเศรษฐกิจ เช่น กล้วยไม้ ซึ่งเป็นพืชเศรษฐกิจและปลูกกันมากในบริเวณคลองจินดา อ.สามพราน จ.นครปฐม” และหนังสือพิมพ์ไทยรัฐ [5] เมื่อวันที่ 23 พฤษภาคม 2559 “นายทองเปลว กองจันทร์ รองอธิบดีกรมชลประทาน เปิดเผยว่า เกษตรกรชาวสวนผู้ปลูกกล้วยไม้ ต.นราภิรมย์ อ.บางเลน จ.นครปฐม กว่า 300 ราย กำลังประสบกับปัญหาขาดสวนกล้วยไม้ ทำให้กล้วยไม้ที่ปลูกไว้ได้รับความเสียหาย พร้อมกับร้องขอให้กรมชลประทานปล่อยน้ำจืดลงมาช่วยไล่ความเค็ม”

จากข่าวที่ผ่านมาในแต่ละปีจะเห็นได้ว่า ปัญหาการรุกรานของน้ำเค็มยังมีอยู่อย่างต่อเนื่องและในปัจจุบันสภาพแวดล้อมได้เปลี่ยนแปลงไปอย่างมาก เกษตรกรและผู้ที่ได้รับผลกระทบจำเป็นต้องรู้จักสภาพแวดล้อมและเรียนรู้ที่จะปรับตัวอยู่เสมอกับเหตุผลดังกล่าว ผู้วิจัยได้เล็งเห็นถึงความสำคัญของการพยากรณ์เหตุการณ์การรุกรานของน้ำเค็มจากผลกระทบข้างต้น จึงมีแนวคิดในการนำเสนอระบบพยากรณ์การรุกรานของน้ำเค็มบริเวณลุ่มแม่น้ำท่าจีนด้วยโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากในงานวิจัยที่ผ่านมาโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ได้ถูกนำไปใช้ในการพยากรณ์ด้านน้ำเป็นจำนวนมาก

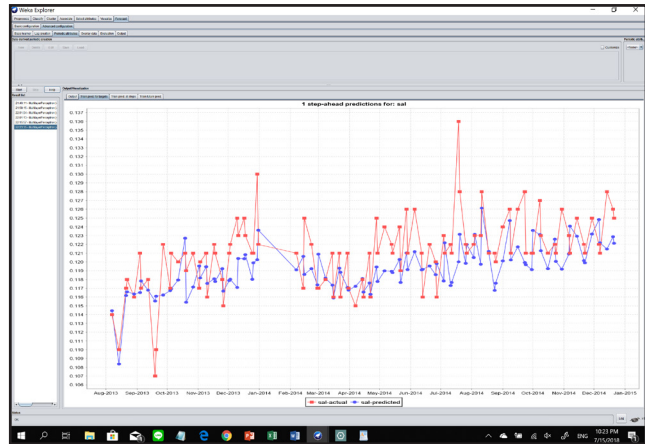
เช่น ทวี [6] ได้นำโครงข่ายประสาทเทียมพยากรณ์น้ำท่วม
ในลุ่มน้ำปิงตอนบน ทวีศักดิ์ [7] ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียม
ในพยากรณ์ระดับน้ำหลากที่สถานีวัดระดับน้ำ เป็นต้น

ดังนั้น ผู้วิจัยจึงมีแนวคิดนำโครงข่ายประสาทเทียม
มาใช้ในการสร้างระบบพยากรณ์โดยเลือกใช้โครงข่าย
ประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ซึ่งระบบที่
พัฒนาประกอบไปด้วย (1) ส่วนการพัฒนาพยากรณ์
การรุกรานของน้ำเค็มบริเวณลุ่มแม่น้ำท่าจีน และ (2) ส่วน
การพัฒนาอุปกรณ์ตรวจวัดข้อมูลน้ำเค็มแบบเรียลไทม์
(Real Time) โดยจะมีการพัฒนาการผสานข้อมูลจากอุปกรณ์
ตรวจวัดข้อมูลน้ำเค็มเข้ากับระบบพยากรณ์ ซึ่งในบทความนี้
จะนำเสนอในส่วนของการพัฒนาระบบพยากรณ์ที่ได้นำ
เทคนิคของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอน
หลายชั้น (Multilayer Perceptron Neural Network) มาใช้
ในการพัฒนาระบบพยากรณ์

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Data)

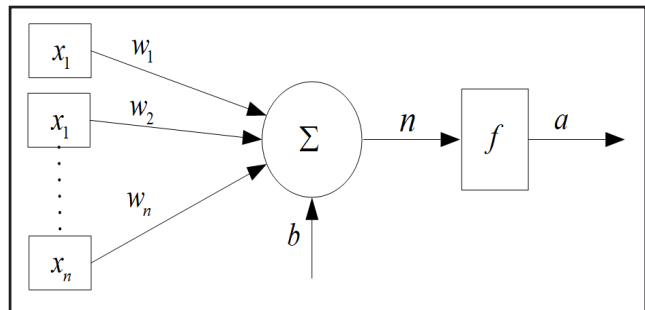
ข้อมูลอนุกรมเวลา [8] เป็นชุดข้อมูลที่เก็บรวบรวมและ
จัดเก็บลำดับ ให้มีความต่อเนื่องกันภายใต้การเพิ่มขึ้นของ
เวลา โดยจะต้องเก็บข้อมูลอย่างละเอียดและมีความต่อเนื่อง
กันเป็นระยะเวลาหนึ่งตามความต้องการ เช่น ข้อมูลบันทึก
รายวันของปริมาณน้ำในเขื่อน ข้อมูลหุ้นในตลาดหลักทรัพย์
 เป็นต้น ซึ่งจะกำหนดเวลาในการจัดเก็บ เริ่มต้น และกำหนด
เวลาในการจัดเก็บสิ้นสุดเท่าๆ กัน การจัดเก็บข้อมูลอนุกรม
เวลามีวัตถุประสงค์สำคัญเพื่อการสร้างแบบจำลองใน
การทำนายปริมาณที่จะเกิดขึ้นในอนาคต (Time Series Model)
ในปัจจุบันข้อมูลอนุกรมเวลาได้เข้ามามีบทบาทที่สำคัญ
กับงานวิจัยในศาสตร์แขนงต่างๆ เช่น วิทยาการหุ่นยนต์
การแพทย์ การเงิน และ อุตสาหกรรม เป็นต้น ข้อมูลอนุกรม
เวลาจะมีลักษณะขึ้นลง บางครั้งราบเรียบ การขึ้นลงของ
ข้อมูลเรียกว่าข้อมูลมีความผันแปร ความผันแปรของข้อมูล
เกิดจากสาเหตุหลายประการ เช่น การผันแปรตามฤดูกาล
การผันแปรตามวัฏจักร การผันแปรแบบผิดปกติ การนำเสนอ
ข้อมูลอนุกรมเวลาทำได้ทั้งในรูปตารางและรูปภาพ การนำเสนอ
ในรูปกราฟจะช่วยให้มองเห็นลักษณะการเปลี่ยนแปลงของ
ข้อมูลอนุกรมเวลาได้ชัดเจน ตัวอย่างดังภาพที่ 2



ภาพที่ 2 การนำเสนอข้อมูลอนุกรมเวลาแบบกราฟ

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม [9] เป็นการคำนวณที่เลียนแบบ
การทำงานของระบบสมองมนุษย์ เพื่อใช้ประโยชน์ใน
การคาดคะเนเหตุการณ์จากข้อมูลที่มีอยู่ การเรียนรู้ของ
โครงข่ายประสาทเทียม ทำได้โดยการส่งข้อมูลเข้ามายังส่วน
ที่เรียกว่าเพอร์เซ็ปตรอน (Perceptron) สามารถเทียบได้กับ
เซลล์สมองของมนุษย์ โดยที่เพอร์เซ็ปตรอนทำการรับข้อมูล
ที่อยู่ในรูปของเมทริกซ์ซึ่งเป็นตัวเลข เข้ามาคำนวณ ดังภาพ
ที่ 3



ภาพที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซ็ปตรอน

Function ผลรวม (Summation Function)

$$n = \sum_{i=1}^z x_i w_i + b \quad (1)$$

โดย n คือ ผลรวมที่ได้จากฟังก์ชันผลรวม

x_i คือ ค่าข้อมูลเข้าตัวที่

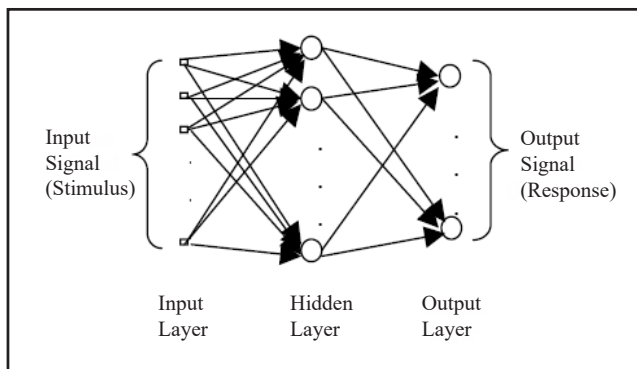
w_i คือ ค่าน้ำหนัก (Weight) ของนิวรอนตัวที่ i

z คือ จำนวนนิวรอนชั้นข้อมูลเข้า

b คือ ค่าความโน้มเอียง (Bias)

i มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง z

โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นเป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเป็นแบบชั้น ซึ่งแต่ละชั้นจะมีการรับค่าและคำนวณค่าผลรวมของข้อมูลนำเข้าและค่าน้ำหนักของแต่ละจุดที่เชื่อมโยงกันและส่งต่อค่าเหล่านั้นไปยังโหนดที่เชื่อมต่อไปในชั้นถัดไป โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น [10] มีทั้งหมด 3 Layer ได้แก่ 1) Input Layer เป็นชั้นของการรับข้อมูลเข้าเพื่อทำการเรียนรู้ 2) Hidden Layer เป็นชั้นของการเรียนรู้ข้อมูล ผู้ออกแบบสามารถกำหนดจำนวน Hidden Layer ในการเรียนรู้ได้ตามความเหมาะสม และ 3) Output Layer เป็นชั้นของข้อมูลผลลัพธ์จากการเรียนรู้ของโมเดล สามารถแสดงได้ดังภาพที่ 4



ภาพที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น

ทั้งนี้การที่จะรู้จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนเท่าใดที่เหมาะสมที่สุด ต้องทำการทดลองสำหรับแต่ละกรณีศึกษา ซึ่งสามารถจัดกลุ่มได้ 3 กรณี ดังนี้

- 1) จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนจะต้องมีจำนวนครึ่งหนึ่งของจำนวนหน่วยในชั้นนำข้อมูลเข้าหรือ $0.5n$ [11]
- 2) จำนวนหน่วยในชั้นซ่อนจะต้องมีจำนวน $3/4$ (75%) ของจำนวนหน่วยในชั้นนำข้อมูลเข้าหรือ $0.75n$ [12]
- 3) จำนวนหน่วยในชั้นซ่อน จะต้องมีความมากกว่า 2 เท่า บวก 1 ของจำนวน หน่วยในชั้นนำข้อมูลเข้า หรือ $2n+1$ [13]

เมื่อ n คือจำนวนหน่วยในชั้นนำข้อมูลเข้า

การวัดความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์

การวัดความคลาดเคลื่อนของค่าจริงและค่าที่พยากรณ์ได้โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์ต่างๆ หรือจำนวนข้อมูลต่างๆ จะพิจารณาจากการที่ค่าจริงใกล้เคียงค่าพยากรณ์ที่สุดหรือทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ย่อมเป็นค่าที่เหมาะสม

กับการใช้พยากรณ์ให้ได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำ

การหาค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ 2 ค่า ดังนี้ ค่าเฉลี่ยของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Mean Square Error, MSE)

$$MSE = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t [e_i(1)]^2 \quad (2)$$

ค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error, RMSE) หรือความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Standard Error, SE) คือ

$$RMSE = SE = \sqrt{MSE} \quad (3)$$

โดยที่ e_t คือ ผลต่างของค่าจริง (Z_t) กับค่าพยากรณ์ที่พยากรณ์ ณ เวลา t

$$(e_t = z_t - \hat{z}_{t-1}(1)) \quad (4)$$

จากงานวิจัยที่ผ่านมาโครงข่ายประสาทเทียม ได้ถูกนำไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นจำนวนมาก เช่น Zulifqar Ali [14] ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ในการพยากรณ์ความแห้งแล้ง Isaac Samuel [15] ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบกับวิธีอนุกรมเวลา ในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น ซึ่งผลการวิจัยพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีการพยากรณ์ที่ดีที่สุด เป็นต้น

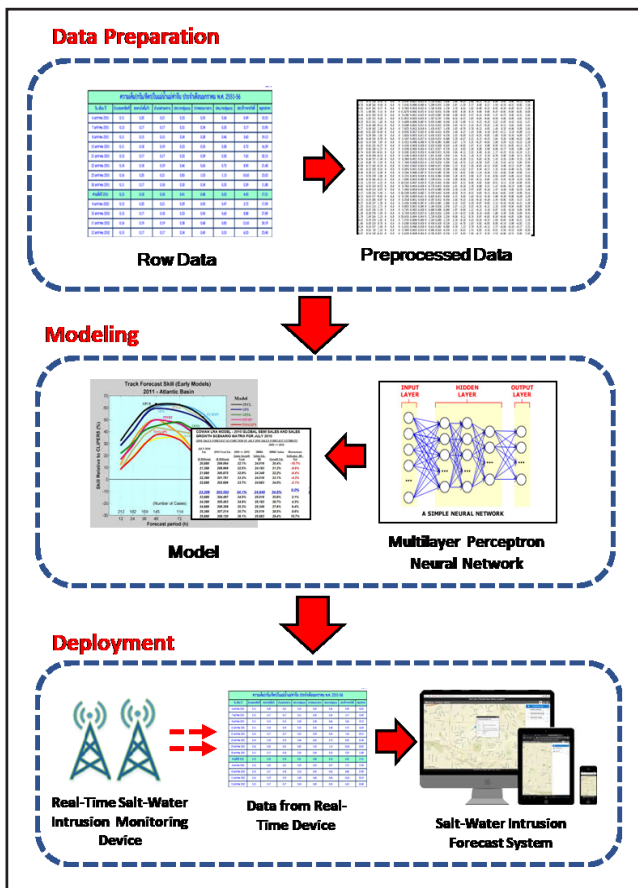
3. วิธีการดำเนินการวิจัย

ในการพัฒนาระบบพยากรณ์การรุกรานของน้ำเค็มบริเวณลุ่มแม่น้ำท่าจีนโดยโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งแบ่งขั้นตอนการดำเนินงานตามกระบวนการกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลด้วย Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) [16] โดยแบ่งออกเป็น 6 ขั้นตอนประกอบด้วย 1) การทำความเข้าใจในปัญหาที่ทำ (Business Understanding) 2) การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Understanding) 3) การเตรียมข้อมูล (Data Preparation) 4) การสร้างตัวแบบพยากรณ์ (Modeling) 5) การตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ (Evaluation) 6) การนำตัวแบบไปใช้งาน (Deployment)

3.1 การทำความเข้าใจปัญหาที่ทำ

การรุกรานของน้ำเค็มเข้าสู่ระบบน้ำจืดตามแม่น้ำท่าจีน นอกจากส่งผลกระทบต่อเนื่องมาจากการทำเกษตรกรรม

ยังรวมถึงการผลิตต่างๆ ที่จำเป็นต้องใช้น้ำจัดเป็นวัตถุดิบ เช่น การผลิตน้ำประปาสำหรับอุปโภคและบริโภค เป็นต้น ในปัจจุบันการรุกรานของน้ำเค็มเข้าไปตามแม่น้ำท่าจีน มีระยะทางยาวขึ้น ซึ่งก่อให้เกิดความเสียหายแก่พื้นที่ การเกษตรบริเวณสองฝั่งของลำน้ำ การนำเทคโนโลยีมาใช้ในการสร้างระบบในการนำเสนอข้อมูลข่าวสารสถานการณ์น้ำให้ได้อย่างรวดเร็วและทันต่อสถานการณ์ จะมีประโยชน์ในการควบคุมและลดความเสียหายที่อาจจะเกิดขึ้นได้ จากเหตุผลดังกล่าว จึงเล็งเห็นถึงความสำคัญของการพยากรณ์เหตุการณ์การรุกรานของน้ำเค็มจากผลกระทบข้างต้นผู้วิจัย จึงมีแนวคิดพัฒนาระบบพยากรณ์การรุกรานของน้ำเค็ม บริเวณลุ่มแม่น้ำท่าจีนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น กรอบแนวคิดสามารถแสดงได้ ดังภาพที่ 5 ซึ่งรายละเอียดของกรอบแนวคิดนำเสนอใน หัวข้อที่ 3.2 - 3.6



ภาพที่ 5 กรอบแนวคิดงานวิจัย

3.2 การรวบรวมข้อมูล

ในการทำวิจัยครั้งนี้ได้ใช้การเก็บรวบรวมข้อมูลคุณภาพน้ำจากโครงการส่งน้ำภาษีเจริญ อ.กระทุ่มแบน จ.สมุทรสาคร ที่ได้ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลความเค็มของน้ำในบริเวณแม่น้ำท่าจีนตั้งแต่ปี พ.ศ. 2547 - 2558 ซึ่งจัดเก็บอยู่ในไฟล์ข้อมูล Excel ตัวอย่างข้อมูลที่จัดเก็บ แสดงดังภาพที่ 6

วันที่	ค่าความเค็ม	ค่าความเค็ม
0 ม.ค. 2547	0.148	0.142
7 ม.ค. 2547	0.148	0.145
8 ม.ค. 2547	0.187	0.184
15 ม.ค. 2547	0.139	0.135
21 ม.ค. 2547	0.179	0.170
22 ม.ค. 2547	0.161	0.155
23 ม.ค. 2547	0.166	0.160
29 ม.ค. 2547	0.216	0.212
5 ม.ก. 2547	0.172	0.164
6 ก.พ. 2547	0.393	0.388
7 ก.พ. 2547	0.204	0.197
13 ก.พ. 2547	0.148	0.142
19 ก.พ. 2547	0.284	0.256

ภาพที่ 6 ตัวอย่างข้อมูลที่ทำการจัดเก็บในรูปแบบของไฟล์ Excel

ข้อมูลความเค็มของน้ำในแม่น้ำท่าจีนมีลักษณะเป็นอนุกรมเวลา มีจำนวน 1,008 ระเบียบวินาที ต่อหนึ่งจุดตรวจวัด ผู้วิจัยได้กำหนดขอบเขตพื้นที่ในการทดลองระบบพยากรณ์การรุกรานของน้ำเค็ม คือ อำเภอนครชัยศรี และอำเภอสสามพราน ซึ่งทำเป็นจุดต้นแบบจำนวน 2 จุด โดยจุดที่ติดตั้งอุปกรณ์จะยึดตามจุดตรวจวัดความเค็มที่โครงการส่งน้ำและบำรุงรักษาภาษีเจริญไปทำการเก็บตัวอย่างน้ำ คือ จุดตรวจวัดที่อำเภอสสามพรานซึ่งใช้เป็นจุดเฝ้าระวังความเค็ม และจุดที่อำเภอ นครชัยศรี จากทั้งหมด 9 จุดตรวจวัด ดังนั้นจะใช้ข้อมูลจาก 2 จุดตรวจวัดนี้มาทำการสร้างตัวแบบในการพยากรณ์ ซึ่งในขั้นตอนเก็บข้อมูลนำมาจัดเก็ณฑ์เฝ้าระวัง โดยพิจารณาจากค่าความเค็ม ได้ 4 เกณฑ์ จากสำนักบริหารน้ำจัดการน้ำและอุทกวิทยา กรมชลประทาน [17] ดังต่อไปนี้

- 0.00-0.24 คือ เกณฑ์ปกติ
- 0.25-0.50 คือ เกณฑ์เฝ้าระวังสำหรับผลิตน้ำประปาไม่เกิน 0.50 g/l
- 0.51-2.00 คือ เกณฑ์เฝ้าระวังสำหรับน้ำเพื่อการเกษตรไม่เกิน 2 g/l
- > 2.00 คือ เกณฑ์ค่าความเค็มสูงกว่าเกณฑ์มาตรฐาน

3.3 การเตรียมข้อมูล

ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูลที่จะนำไปใช้ในการวิเคราะห์ ผู้วิจัยได้นำข้อมูลที่ได้จากการเก็บรวบรวมข้อมูลจากขั้นตอนก่อนหน้า เพื่อนำมาคัดกรองเอาข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องต่อการนำไปวิเคราะห์ออกไป ซึ่งงานวิจัยนี้ได้เลือกข้อมูลในส่วนของวันที่ และค่าความเค็มที่วัดได้มาใช้ในการวิจัย และการทำความสะอาดข้อมูล เมื่อพิจารณาข้อมูลที่ได้จากแบบประเมินมาทำการศึกษา พบว่า มีข้อมูลที่มีค่าผิดปกติ (Outlier) อยู่ 3 ระเบียบจึงแก้ปัญหาด้วยวิธีการใช้ค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะเดิมแทนค่าที่ผิดปกติ หลังจากนั้นจึงนำข้อมูลมาแปลงข้อมูล (Data Transformation) ให้พร้อมต่อการนำไปสร้างตัวแบบพยากรณ์

3.4 การสร้างตัวแบบพยากรณ์

การเลือกเทคนิคในการสร้างตัวแบบ (Select Modeling Technique) เป็นขั้นตอนแรกในการสร้างตัวแบบที่จะนำมาใช้ในการวิเคราะห์ ต้องทำการเลือกเทคนิคที่สามารถนำมาใช้ได้จริง โดยในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นในการนำมาสร้างตัวแบบพยากรณ์ โดยมีขั้นตอน ดังนี้

3.4.1 ขั้นตอนการเรียนรู้ (Training หรือ Learning) โดย นำข้อมูลของข้อมูลนำเข้าและค่าเป้าหมายชุดแรกมาฝึกให้เรียนรู้ แล้วทำการออกแบบโครงข่าย เพื่อหาความสัมพันธ์ภายในของข้อมูลนำเข้าและค่าเป้าหมาย ขั้นตอนของการเรียนรู้ ประกอบด้วย

1) ขั้นตอนการ คำนวณไปข้างหน้า (Feed Forward) จากชั้นนำข้อมูลเข้า ไปเข้าชั้นซ่อน และเข้าสู่ชั้นแสดงผล

2) ขั้นตอนการ คำนวณย้อนกลับ (Backward Pass) เพื่อปรับค่าน้ำหนัก และค่าอคติแบบแฝง

3.4.2 ขั้นตอนการทดสอบ (Testing) เป็นการนำโครงข่ายที่ได้จากการเรียนรู้มาใช้งาน โดยการนำข้อมูลนำเข้าอีกชุดมาทดสอบ ซึ่งขั้นตอนของการทดสอบเป็นการคำนวณไปข้างหน้า โดยนำค่าน้ำหนัก ที่ได้จาก ขั้นตอนของการเรียนรู้มาใช้งาน การแบ่งสัดส่วนข้อมูลที่มีอยู่ เพื่อใช้ในการเรียนรู้ สำหรับการตรวจสอบการเรียนรู้ (Validation) และสำหรับการทดสอบ ถ้าข้อมูลสำหรับการเรียนรู้เป็นตัวแทนของข้อมูลทั้งหมดที่ไม่ดีก็จะส่งผลให้ โครงข่ายประสาทเทียมพยากรณ์ผิดพลาด

สำหรับค่าพารามิเตอร์ที่กำหนดให้กับโครงข่าย

ประสาทเทียมที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้ได้จากการทดลองเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับข้อมูลที่สุด ซึ่งสรุปได้ดังนี้

1) โดยกำหนดจำนวนหน่วยในชั้นซ่อนจำนวนครึ่งหนึ่ง (50%) ของจำนวนหน่วยในชั้นนำข้อมูลเข้า

2) Learning Rate อัตราการเรียนรู้ ค่าควรอยู่ระหว่าง 0-1 ได้กำหนดไว้ที่ 0.3

3) Momentum อัตราโมเมนตัม คือ การทำให้การเรียนรู้ของเครือข่ายมีความเรียบและลดการแกว่งของเส้นน้ำหนักค่า ควรอยู่ระหว่าง 0-1 ได้กำหนดไว้ที่ 0.2

4) Training Time เวลาที่ใช้ในการจำลอง ได้กำหนดไว้ที่ 500

5) Validation Set Size ขนาดของร้อยละของการตรวจสอบการตั้งค่าที่ใช้ในการยุติการฝึก ค่าควรอยู่ระหว่าง 0-100 ได้กำหนดไว้ที่ 0

6) Validation Threshold คือจำนวนของข้อผิดพลาดที่ได้รับอนุญาตสำหรับการตรวจสอบ ทดสอบก่อนที่เครือข่ายจะยุติลงค่าควรมากกว่า 0 ได้กำหนดไว้ที่ 20

ผู้วิจัยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ชุดข้อมูลเรียนรู้ (Training Data Set) และชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Data Set) ของแต่ละสถานีตรวจวัด สำหรับรูปแบบการพยากรณ์จะมีลักษณะเป็นแบบ Sliding Window ซึ่งเป็นการจัดเรียงข้อมูลแบบอนุกรมเวลาโดยสร้างชุดข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ผู้วิจัยจะนำข้อมูลความเค็มของน้ำในบริเวณแม่น้ำท่าจีนตั้งแต่ ปี พ.ศ. 2548 - 2557 เป็นชุดข้อมูลฝึกสอน โดยแบ่งการทดลองข้อมูลความเค็มของน้ำแบ่งเป็นชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 ชุด ของแต่ละจุดตรวจวัดมาสร้างตัวแบบในการพยากรณ์ความเค็มของน้ำล่วงหน้า 7 วัน ดังนี้ 1) 30 วัน 2) 60 วัน 3) 90 วัน 4) 120 วัน 5) 150 วัน 6) 180 วัน 7) 210 วัน 8) 240 วัน 9) 270 วัน 10) 300 วัน 11) 330 วัน และ 12) 360 วัน

โดยใช้ชุดข้อมูลในช่วงปี พ.ศ. 2558 เป็นเป้าหมาย (Target) ประสิทธิภาพของการพยากรณ์ในแต่ละแบบการทดลองจะเป็นตัวชี้วัดว่าแบบใดเหมาะสมกับการนำมาใช้พยากรณ์ความเค็มของน้ำล่วงหน้า 7 วัน

3.5 การตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ

นำตัวแบบจากการทดลองมาทำการทดลองเปรียบเทียบการวัดความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ โดยใช้ค่าเฉลี่ยของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (MSE) และการวัดราก

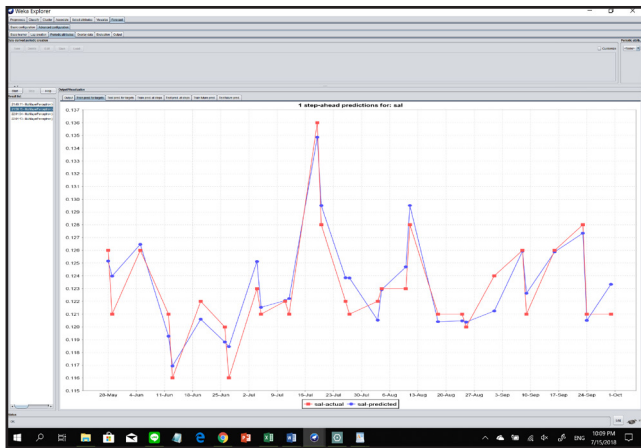
ของความเคลื่อนที่กำลังสอง (RMSE) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ เพื่อหาตัวแบบที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด

3.6 การนำตัวแบบไปใช้งาน

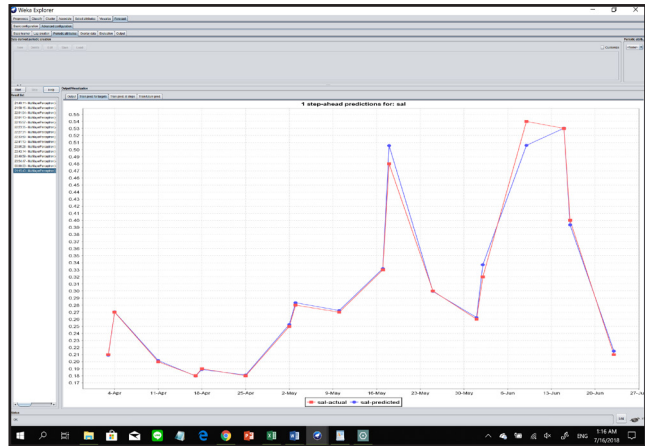
ในงานวิจัยนี้จะนำตัวแบบพยากรณ์ที่ได้มาประยุกต์ใช้งาน โดยนำข้อมูลจากอุปกรณ์ตรวจวัดข้อมูลน้ำเค็มแบบเรียลไทม์ ส่งค่าพารามิเตอร์ที่เครื่องเก็บข้อมูลได้ ไปยังส่วนตัวแบบพยากรณ์และรายงานสภาพความเค็มของน้ำในรูปแบบของแอปพลิเคชันผ่านเครือข่ายอินเทอร์เน็ตและสามารถใช้งานได้ผ่านอุปกรณ์สื่อสารที่ใช้ในการพกพา ซึ่งระบบที่พัฒนาขึ้นคำนึงถึงความสะดวกต่อการใช้งาน โดยผู้ใช้งานสามารถใช้งานระบบ สืบค้นสารสนเทศผ่านเมนูและปุ่มการใช้งาน

4. ผลการดำเนินงาน

การพัฒนาแบบพยากรณ์การรุกรานของน้ำเค็ม ซึ่งได้เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นในการสร้างตัวแบบ เปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบจากการวัดความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ 2 ค่า ได้แก่ ค่าเฉลี่ยของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (MSE) และการวัดรากของความเคลื่อนที่กำลังสอง (RMSE) ผลที่ได้ดังตารางที่ 1 และตัวอย่างการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจากการตรวจวัดจริง แสดงดังภาพที่ 7 และ 8



ภาพที่ 7 ผลการพยากรณ์กับค่าจากการตรวจวัดจริงจากข้อมูล 60 วัน ณ จุดตรวจวัดนครชัยศรี



ภาพที่ 8 ผลการพยากรณ์กับค่าจากการตรวจวัดจริงจากข้อมูล 30 วัน ณ จุดตรวจวัดสามพราน

ตารางที่ 1 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบโดยใช้ชุดข้อมูลย้อนหลัง

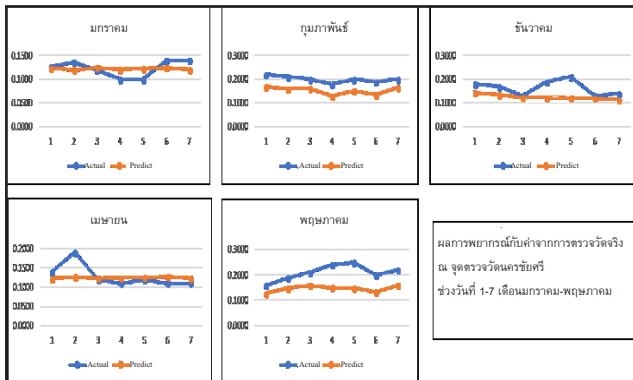
จุด	นครชัยศรี		สามพราน	
Lagged	MSE	RMSE	MSE	RMSE
30 วัน	0.0034	0.0042	0.0056	0.0101
60 วัน	0.0023	0.0029	0.0565	0.0855
90 วัน	0.0035	0.0044	0.0342	0.0563
120 วัน	0.0033	0.0042	0.0289	0.0541
150 วัน	0.0031	0.0041	0.0244	0.0466
180 วัน	0.0044	0.0072	0.0283	0.0551
210 วัน	0.0047	0.0070	0.0280	0.0564
240 วัน	0.0034	0.0055	0.0245	0.0524
270 วัน	0.0059	0.0089	0.0191	0.0373
300 วัน	0.0051	0.0096	0.0266	0.0522
330 วัน	0.0077	0.0117	0.0120	0.0215
360 วัน	0.0129	0.0168	0.0179	0.0356

จากตารางที่ 1 ผลการพยากรณ์โดยมีข้อมูลย้อนหลังที่แตกต่างกัน โดยมีค่า RMSE และ MSE เป็นดัชนีชี้วัดประสิทธิภาพการทดลอง แสดงให้เห็นว่า ในจุดตรวจวัดนครชัยศรีด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 60 วัน มีประสิทธิภาพสูงที่สุด ดังนั้น มีค่า MSE เท่ากับ 0.0023 และ ค่า RMSE เท่ากับ 0.0029 และในจุดตรวจวัดสามพรานด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง

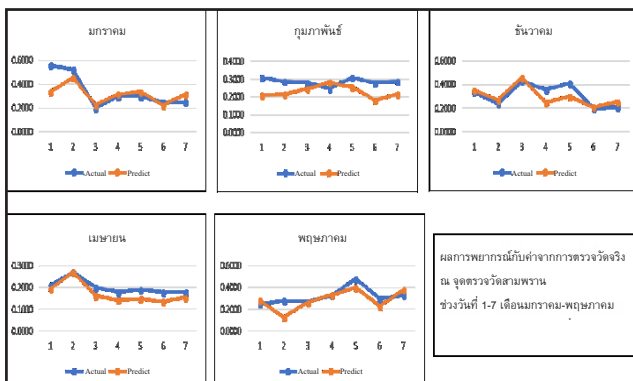


30 วัน มีประสิทธิภาพสูงที่สุด ดังนี้ มี MSE เท่ากับ 0.0056 และ ค่า RMSE เท่ากับ 0.0101

จากผลการทดลอง ผู้วิจัยจึงเลือกชุดข้อมูลย้อนหลังที่ทำให้ได้ค่าประสิทธิภาพดีที่สุดของแต่ละจุดตรวจวัด มาใช้สร้างตัวแบบเพื่อการพยากรณ์ค่าความเค็มของน้ำบนชุดข้อมูลทดสอบ โดยนำมาทดสอบในช่วงวันที่ 1-7 ของเดือน มกราคม - พฤษภาคม 2558 ซึ่งถือว่าเป็นช่วงเกิดการรุกรานของน้ำเค็มมากกว่าทุกช่วง ทั้งสองจุดตรวจวัด ผลดังตารางที่ 2 และตัวอย่างการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจากการตรวจวัดจริง ดังภาพที่ 9 -10



ภาพที่ 9 การพยากรณ์กับค่าจากการตรวจวัดจริงจุดตรวจวัด
นครชัยศรี



ภาพที่ 10 การพยากรณ์กับค่าจากการตรวจวัดจริงจุดตรวจวัด
สามพราน

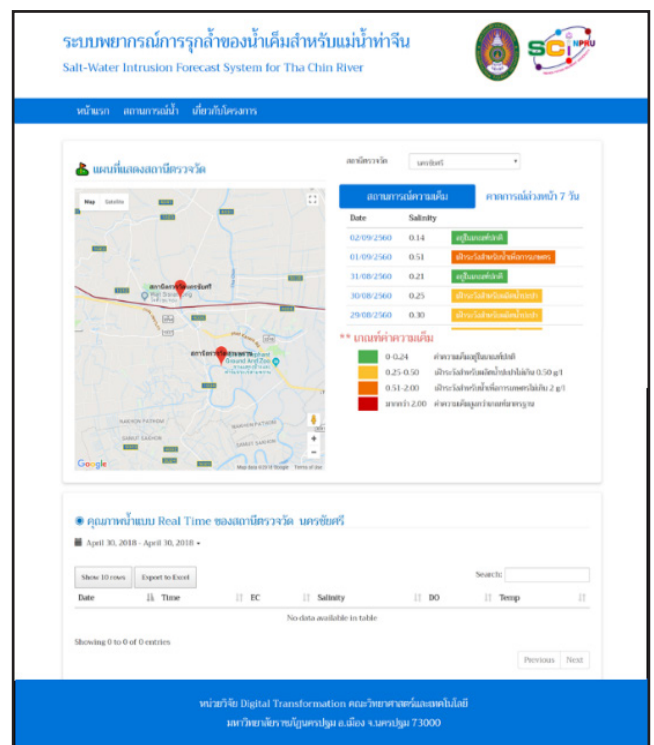
จากตารางที่ 2 ผลจากการนำตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น มาทดสอบกับข้อมูลในช่วงวันที่ 1-7 ของเดือน มกราคม - พฤษภาคม 2558 โดยที่จุดตรวจวัดนครชัยศรีใช้ตัวแบบที่สร้างจากชุดข้อมูลย้อนหลัง 60 วัน พบว่า ให้ค่าประสิทธิภาพการพยากรณ์ในภาพรวมมีค่า MSE เท่ากับ 0.0020 ค่า RMSE เท่ากับ 0.0049 และจุดตรวจวัด สามพราน ใช้ตัวแบบที่สร้างจากข้อมูลย้อนหลัง

ตารางที่ 2 ผลการพยากรณ์ในช่วงวันที่ 1- 7 ของแต่ละเดือน

จุด	นครชัยศรี		สามพราน	
	MSE	RMSE	MSE	RMSE
มกราคม	0.0003	0.0145	0.0087	0.0656
กุมภาพันธ์	0.0023	0.0474	0.0050	0.0662
มีนาคม	0.0023	0.0389	0.0040	0.0490
เมษายน	0.0007	0.0191	0.0010	0.0287
พฤษภาคม	0.0045	0.0632	0.0053	0.0549
ค่าเฉลี่ย	0.0020	0.0049	0.0048	0.0317

30 วัน มีค่า MSE เท่ากับ 0.0048 ค่า RMSE เท่ากับ 0.0317

นำตัวแบบที่ได้มาประยุกต์ใช้งานในรูปแบบของเว็บแอปพลิเคชัน ระบบที่พัฒนานำข้อมูลเข้าจากอุปกรณ์ตรวจวัดข้อมูลน้ำเค็มแบบเรียลไทม์ โดยได้ส่งค่าพารามิเตอร์ที่เครื่องเก็บข้อมูลได้ ไปยังส่วนพยากรณ์และรายงานสภาพความเค็มของน้ำ ซึ่งเป็นการส่งข้อมูลโดยใช้เครือข่ายอินเทอร์เน็ตผ่านทางระบบเครือข่ายโทรศัพท์เคลื่อนที่ เมื่อส่วนพยากรณ์ได้รับข้อมูลแล้วจะนำไปใช้ในการพยากรณ์ และรายงานสภาพความเค็มของน้ำผ่านทางเว็บเพจและบนแอปพลิเคชันบนอุปกรณ์พกพา ตัวอย่างระบบดังภาพที่ 11



ภาพที่ 11 ตัวอย่างหน้าจอระบบพยากรณ์

5. สรุป

จากการพิจารณาผลการวิจัยโดยละเอียด พบว่า ประเด็นสำคัญในการพยากรณ์ค่าความเค็มของน้ำ ผู้วิจัยต้องเลือกใช้เทคนิควิธีของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความเหมาะสมกับลักษณะเฉพาะของชุดข้อมูลผ่านกระบวนการทดลองหลายๆ ครั้ง เช่น การกำหนดอัตราการเรียนรู้ สัมประสิทธิ์โมเมนตัม ค่าเป้าหมาย เป็นต้น รวมถึงการเลือกจำนวนข้อมูลย้อนหลังที่มีความเหมาะสม จะเป็นส่วนหนึ่งที่ทำให้ประสิทธิภาพของตัวแบบดีขึ้นด้วย โดยมีข้อเสนอแนะ ดังนี้

- 1) การเลือกเทคนิคที่ใช้กับชุดข้อมูลทดสอบซึ่งจะเป็นตัวแทนในการทำนายนั้น ควรเลือกชุดข้อมูลสุดท้าย ด้วยเหตุผลที่ว่าแนวโน้มข้อมูลของชุดสุดท้ายจะสอดคล้องกับแนวโน้มของข้อมูลอนาคตถัดไปที่ยังไม่เกิดขึ้นมากที่สุด
- 2) ผลการวิจัยนี้สามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการวางแผนและเฝ้าระวังการรุกรานของน้ำเค็มบริเวณลุ่มแม่น้ำท่าจีนที่จะเกิดขึ้นในอนาคตได้

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] Khaosod. *Water salinity in Thachin river impacts, Khlong phasi Charoen strewn dead fish*. Available online at http://www.khaosod.co.th/view_newsonlinephp?newsid=1432219444, accessed on 4 January 2018.
- [2] Thai PBS News. *Saltwater Intrusion in Thachin river heavy in over 7 years*. Available online at <https://www.youtube.com/watch?v=aHKd6104WWo>, accessed on 4 January 2018.
- [3] Matichon. *Watch for saltwater intrusion in major rivers*. Available online at https://www.matichon.co.th/local/news_858718, accessed on 4 January 2018.
- [4] Dailynews. *Solving the problem of Saltwater Intrusion in Thachin River*. Available online at <https://www.dailynews.co.th/politics/557978>, accessed on 13 March 2017.
- [5] Thairath. *Freshwater discharge chasing saltwater in Thachin River*. Available online at <https://www.thairath.co.th/content/624257>, accessed on 4 January 2018.
- [6] T. Chaipimonplin. *The Development of Neural Network model for flood forecasting in Upper Ping catchment using radar imagery and hydrology information. Research report*, Faculty of Social Sciences, Chiang Mai University, 2012.
- [7] T. Vangpaisal and J. Threenat. "Factors Affecting the Accuracy of Water Level Forecasting at M.7 Gauge Station Using Artificial Neural Network Model." *UBU Engineering Journal*, Vol. 6, No 1, 2013.
- [8] A. R. Hoshmand. *Business forecasting, second edition: A practical approach*. New York: Routledge, 2009.
- [9] P. Meesad. *Fuzzy Systems and Neural Networks*. Faculty of Information Technology, King Mongkut's University of Technology North Bangkok, 2014.
- [10] S. Chanta and N. Porrawatpreyakorn. "A Web News Information Classification and Retrieval System using Multilayer Perceptron Neural Network." *Information Technology Journal*, Vol. 9, No. 2, July - December, 2013.
- [11] T. Chaipimonplin, L.M. See, and P.E. Kneale. "Using radar data to extend the lead time of neural network forecasting on the River Ping." *Disaster Advances*, Vol. 3, No. 3, pp. 35-43, 2010.
- [12] A.W. Minns and M.J. Hall. "Artificial neural networks as rainfall-runoff models." *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 41, No. 3, pp. 399-417, 1996.
- [13] S. Walczak and N. Cerpa. "Heuristic principles for the design of artificial neural networks." *Information and Software Technology*. Vol. 41, pp. 107-117, 1999.
- [14] Z. Ali, I. Hussain, and M. Faisal. "Forecasting Drought Using Multilayer Perceptron Artificial Neural Network Model." *Advances in Meteorology*, Vol. 2017, Article ID 5681308, pp. 9, 2017.
- [15] I. A. Samuel, T. Ojewola, A. Awelewa, and P. Amaize. "Short-term load forecasting using the time series and artificial neural network methods." *IOSR Journal of Electrical and Electronics Engineering*, Vol. 11, No. 1, pp. 72-81, 2016.
- [16] C. Shearer. "The CRISP-DM Model: The New Blueprint for Data Mining." *Journal of Data Warehousing*, Vol. 5, No. 4, pp. 13-22, Fall 2000.
- [17] Office of Water Management and Hydrology. Available online at <http://water.rid.go.th/hydhome/hydrology>, accessed on 4 May 2015.