การวิเคราะห์อนุกรมเวลาของค่าความเค็มสำหรับการพยากรณ์เพื่อเป็นแนวทางเบื้องต้นในการเตือนภัยล่วงหน้า: กรณีศึกษาลุ่มน้ำเจ้าพระยา

TIME SERIES ANALYSIS OF SALINITY FOR FORECASTING AS A PRELIMINARY GUIDELINE TO EARLY WARNING: A CASE STUDY OF THE CHAO PHRAYA RIVER BASIN

ภควัต ลำจวน[1], จิรเมธ ช้างคล่อม[2,*] และ อดิชัย พรพรหมินทร์[3]
[1] นิสิตปริญญาเอก ภาควิชาวิศวกรรมทรัพยากรน้ำ, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพมหานคร, ประเทศไทย
[2] อาจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมทรัพยากรน้ำ, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพมหานคร, ประเทศไทย
[3] รองศาสตราจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมทรัพยากรน้ำ, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพมหานคร, ประเทศไทย
[*]Corresponding author address: jiramate.ch@ku.th

บทคัดย่อ

แม่น้ำเจ้าพระยาตอนล่างมีความสำคัญต่อการเกษตร การอุปโภค บริโภค อุตสาหกรรม ในปัจจุบันปัญหาค่าความเค็มในแม่น้ำมีค่าเกินมาตรฐานความเค็มน้ำดิบสำหรับผลิตน้ำประปาที่ต้องต่ำกว่า 0.25 กรัมต่อลิตร ที่สถานีสูบน้ำดิบสำแล จังหวัดปทุมธานี ซึ่งเป็นสถานีสำคัญ ทำหน้าที่สูบน้ำดิบจากแม่น้ำเจ้าพระยาเพื่อผลิตน้ำประปาส่งต่อให้สถานีสูบจ่ายน้ำประปาฝั่งตะวันออก โดยเฉพาะในช่วงเดือนธันวาคมถึงพฤษภาคมของทุกปี ค่าความเค็มได้เกินมาตรฐานน้ำดิบสำหรับผลิตน้ำประปาหลายเดือนติดต่อกัน ซึ่งส่งผลกระทบต่อการบริหารจัดการน้ำดิบของการประปานครหลวงร่วมกับกรมชลประทาน การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์อนุกรมเวลาของค่าความเค็มกับตัวแปรที่เกี่ยวข้องอื่นๆ สำหรับการพยากรณ์เพื่อเป็นแนวทางเบื้องต้นในการเตือนภัยล่วงหน้า โดยใช้ข้อมูลความความเค็มที่สถานีสูบน้ำสำแล และสถานีอื่นๆของการประปานครหลวง ข้อมูลระดับน้ำของกรมชลประทาน สถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำ และข้อมูลระดับน้ำทำนายของกรมอุทกศาสตร์ ด้วยวิธี Multiple linear regression โดยหาความสัมพันธ์ข้อมูลในช่วงปี 2557-2563 แบ่งข้อมูลช่วงเรียนรู้และทวนสอบเป็น 80% และ 20% จากนั้นแยกการพยากรณ์ความเค็มเป็นกรณีระดับน้ำสูงและต่ำ ซึ่งกรณีได้ผลที่ดีที่สุดคือกรณีการพยากรณ์ความเค็มล่วงหน้า 24 ชั่วโมง ประสิทธิภาพแบบจำลองกรณีระดับน้ำสูงและต่ำคือ EI=0.901, RMSE=0.006 กรัมต่อลิตร และ EI=0.808, RMSE=0.038 กรัมต่อลิตร ตามลำดับ จากการศึกษานี้จะใช้เพื่อเป็นแนวทางการพยากรณ์เบื้องต้นสำหรับวิธีอื่นๆในการเตือนภัยล่วงหน้าสำหรับการเตือนภัยความเค็มเพื่อสูบน้ำดิบของการประปานครหลวง ร่วมกับการบริหารจัดการน้ำแม่น้ำเจ้าพระยาตอนล่างของกรมชลประทานต่อไป

คำสำคัญ: *การวิเคราะห์อนุกรมเวลา, ความเค็ม, การเตือนภัยล่วงหน้า, ลุ่มน้ำเจ้าพระยา*

Abstract

The lower Chao Phraya River is a vital source of water for agriculture, domestic usage, and industrial usage. Currently, this part of the river faces a problem of saltwater intrusion. Occasionally, the salinity of water from the river exceeds the standard for producing tap water set by the Metropolitan Waterworks Authority (MWA). The standard is that the salinity must not exceed 0.25 g/l at Sam-Lae raw water pumping station, Pathumthani. Sam-Lae raw water pumping station is a key station to transmit water for tap water production in the areas Bangkok and vicinity. Salinity intrusion affected the raw water management of the MWA, particularly from December to May every year. This paper aims to analyze the time series of salinity and the other related variables to forecast as a preliminary approach for early warning. This study uses salinity data at Sam-Lae pumping station (MWA) as a target variable. Predictive variables consist of salinity at other measurement stations of the MWA, water level data from the Royal Irrigation Department (RID) and Hydro-Informatics Institute (Public Organization), water level forecasted data from Hydrographic Department Royal Thai Navy. The data sets were analyzed using multiple linear regression (MLR). The time series data are in the period of 2014-2020. (Training period 80%, Validation period 20%). The case study was divided into 2 cases, high water level and low water level. The results showed that MLR gave the best result of the high and low water level case are EI=0.902, RMSE=0.006 g/l and EI=0.809, RMSE=0.038 g/l respectively for 24-hour in advance salinity forecast. The result facilitates a development of an early warning alarm for salinity which will be useful for raw water production.

Keywords: *Time series analysis, salinity in river, early warning, Chao Phraya River Basin*

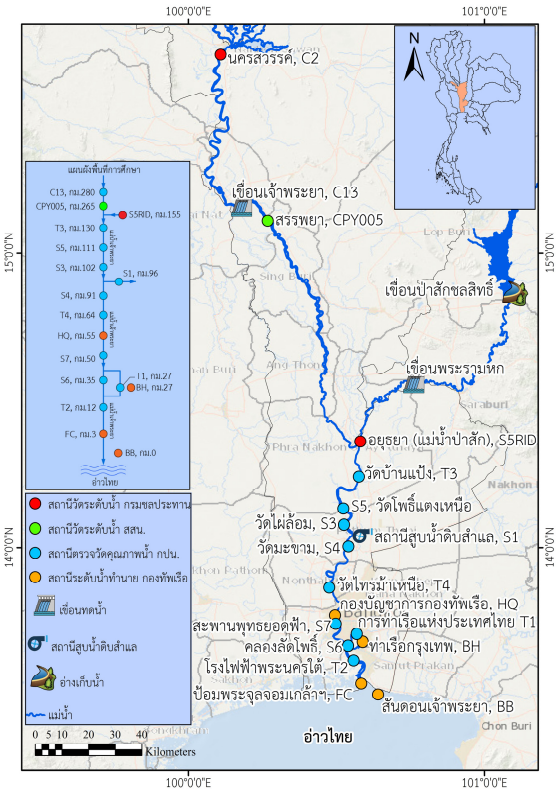
1. บทนำ

สภาพภัยแล้ง และสภาพฝนทิ้งช่วง ได้ส่งผลกระทบกับพื้นที่ปลายน้ำในลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนล่าง เพราะปริมาณน้ำในแม่น้ำมีปริมาณน้อยทำให้น้ำเค็มรุกขึ้นสูง จากช่วงสถานการณ์ปัจจุบันปัญหาน้ำเค็มในแม่น้ำเจ้าพระยา ที่หนุนขึ้นมาทางจังหวัดปทุมธานี จนถึงสถานีสูบน้ำดิบสำแลของการประปานครหลวง ทำให้ระดับค่าความเค็มในแม่น้ำเจ้าพระยาอยู่ในเกณฑ์ที่สูง เกณฑ์เฝ้าระวัง 0.25 กรัม/ลิตร มาตรฐานการผลิตน้ำประปาไม่เกิน 0.50 กรัม/ลิตร และเกณฑ์ควบคุมความเค็มเพื่อการเกษตร ไม่เกิน 2.00 กรัม/ลิตร ซึ่งส่งผลกระทบต่อการผลิตน้ำประปาของการประปานครหลวง และการเพาะปลูกพืชผัก ไม้ผล ไม้ยืนต้นของเกษตรกรในพื้นที่ที่ได้รับผลกระทบ ในปัจจุบันการรุกล้ำของน้ำเค็มเข้าไปตามแม่น้ำเจ้าพระยา มีระยะทางยาวขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงฤดูแล้งระหว่างเดือนมกราคมถึงพฤษภาคม จะเกิดการรุกล้ำของน้ำเค็มเพิ่มมากขึ้นเนื่องจากการขาดแคลนน้ำจืดในการผลักดันน้ำเค็ม ผู้วิจัยได้เห็นถึงความสำคัญของการพยากรณ์เหตุการณ์การรุกล้ำของน้ำเค็มจากผลกระทบข้างต้น จึงมีแนวคิดในการนำเสนอการพยากรณ์การรุกล้ำของน้ำเค็มที่สถานีสูบน้ำดิบสำแลลุ่มแม่น้ำเจ้าพระยาตอนล่างด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบขับเคลื่อนด้วยข้อมูล (Data-driven analysis) โดยวิธี Multiple Linear Regression เนื่องจากการวิจัยที่ผ่านมาในช่วงปัจจุบันนี้มีการใช้วิธีการต่างๆเพื่อการพยากรณ์ความเค็มในแม่น้ำ เช่น [1] ได้ศึกษาผลกระทบการรุกล้ำความเค็มในแม่น้ำท่าจีน โดยใช้แบบจำลองโดยแบบจำลองอุทกพลศาสตร์ (MIKE11-HD, Hydrodynamic Model) และแบบจำลองการพัดพาและการแพร่กระจาย (MIKE11-AD, Advection-Dispersion Model) [2] ได้ทำการศึกษาและวิเคราะห์ความเค็มรุกตัวด้วยระบบคาดการณ์ความเค็มรุกตัวในแม่น้ำเจ้าพระยาโดย MIKE11-HD/AD เช่นกัน โดยที่ใช้ข้อมูลนำเข้าแบบจำลองคือระบบโครงข่ายแม่น้ำ, ระดับน้ำ, อัตราการไหล, ความเร็วกระแสน้ำ, และการบริหารการจัดการเปิด-ปิดอาคารชลศาสตร์ในโครงข่ายลำน้ำที่เกี่ยวข้อง ผลการค่านวณความเค็มจากแบบจำลอง จำนวน 3 สถานี ได้แก่ สถานีสำแล สถานีสะพานพุทธยอดฟ้า และสถานีโรงไฟฟ้าพระนครใต้ ผลการคาดการณ์ความเค็มรุกตัวช่วงปาบึกล่วงหน้า 1 วัน, 2 วัน และ 3 วัน มีความถูกต้องอยู่ที่ 68% 55% และ 50% ในการพยากรณ์การรุกล้ำของความเค็มในแม่น้ำ จากการศึกษาที่ผ่านมาพบว่าการพยากรณ์ค่าความเค็มในแม่น้ำโดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ มีความซับซ้อน และต้องใช้ข้อมูลสำรวจรูปตัดลำน้ำที่เป็นปัจจุบัน ถึงจะให้ค่าความแม่นยำในการทำนาย [3]ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ค่าความเค็มรายชั่วโมงที่สถานีสูบน้ำดิบสำแล โดยใช้ข้อมูลในอดีต จำนวน 2 ปี (2556 และ 2557) ข้อมูลนำเข้าคือ ข้อมูลระดับน้ำ 3 สถานี C.35, C.54 และ S.5 ผลการศึกษากรณีที่ดีที่สุดในช่วงทดสอบของแบบจำลอง ให้ค่า R=0.81 (R^2=0.65)

อย่างไรก็ตามปัจจุบันยังไม่มีการศึกษาและพยากรณ์ความเค็มที่สถานีสูบน้ำดิบสำแลแบบการวิเคราะห์แบบขับเคลื่อนด้วยข้อมูล (Data-driven analysis) โดยวิธี Multiple Linear Regression ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงเป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเค็มที่สถานีสูบน้ำดิบสำแล และระดับน้ำที่สถานีสรรพยา CPY005, ระดับน้ำทำนายที่สถานีสันดอนเจ้าพระยา BB และ ระดับน้ำที่สถานี S5RID อยุธยา (แม่น้ำป่าสัก) เพื่อเป็นแนวทางเบื้องต้นสำหรับการพยากรณ์ความเค็มในวิธีอื่นๆ รวมทั้งยังเพื่อเป็นแนวทางเลือกเพื่อเป็นเครื่องมือการเตือนภัยเพื่อการผลิตน้ำประปาของการประปานครหลวง ร่วมกับการบริหารจัดการน้ำแม่น้ำเจ้าพระยาตอนล่างของกรมชลประทาน

2. พื้นที่การศึกษา

สถานีสูบน้ำดิบสำแลเป็นจุดรับน้ำดิบจากแม่น้ำเจ้าพระยาเข้าสู่คลองประปาฝั่งตะวันออก ตั้งอยู่ที่ตำบลสำแล จังหวัดปทุมธานี ห่างจากปากอ่าวไทย 96 กิโลเมตรทางด้านเหนือน้ำ ได้ถูกเลือกเป็นสถานีที่จะพยากรณ์ค่าความเค็มรายชั่วโมง

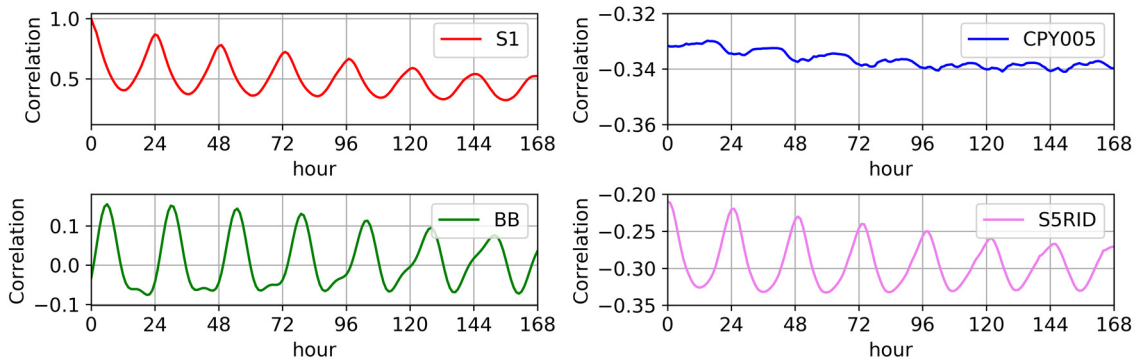


รูปที่ 1 พื้นที่ และแผนผังการศึกษาลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนล่าง

3. วิธีการ

3.1. ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษานี้มีข้อมูลวัดระดับน้ำ ข้อมูลคุณภาพน้ำ และข้อมูลระดับน้ำทำนาย ตามสถานีที่ดังแสดงในรูปที่ 1 ข้อมูลทั้ง 3 ชนิด เป็นข้อมูลรายชั่วโมง ครอบคลุมตั้งแต่ปี พ.ศ.2557-2563



รูปที่ 2 Correlation ระหว่างค่าความเค็มที่สถานี S1 สถานีระดับน้ำ และสถานีระดับน้ำทำนาย

ข้อมูลทั้งหมดรวบรวมจากการประปานครหลวง สถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำ กรมชลประทาน และกรมอุทกศาสตร์ กองทัพเรือ

3.2. การคัดเลือกตัวแปรนำเข้าแบบจำลอง

ตัวแปรนำเข้าที่จะนำมาใช้ในแบบจำลองควรเป็นตัวที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามทำได้ด้วยการหาค่า Correlation Coefficient ระหว่างตัวแปรนำเข้าและตัวแปรตามแล้วนำค่าที่มี Correlation Coefficient ที่มากที่สุด ณ ชั่วโมงนั้นๆ มาเป็นตัวนำเข้าโดยเลือกสถานีที่มีผลความเค็มต่อสถานีสูบน้ำดิบสำแล

$$r = \frac{\sum(X_i - \bar{X})\,(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum(X_i - \bar{X})^2 \sum(Y_i - \bar{Y})^2}} \qquad (1)$$

เมื่อ x_i และ y_i คือ ค่าจากการตรวจวัด และค่าจากแบบจำลองตามลำดับ

จากรูปที่ 1 จะเห็นว่ามีสถานีวัดระดับน้ำ สถานีวัดคุณภาพน้ำและสถานีระดับน้ำทำนายหลายสถานี ที่อยู่ทางด้านเหนือน้ำและท้ายน้ำของสถานีสูบน้ำสำแล (S1) ที่มีให้เลือกใช้มาหาความสัมพันธ์เพื่อสร้างแบบจำลอง Multiple linear regression เพื่อทำการพยากรณ์ความเค็มที่สถานีสูบน้ำดิบสำแล S1 เมื่อทำการรวบรวมข้อมูลตัวแปรทั้งหมดพบว่า มีเพียงค่าระดับน้ำที่สถานีสรรพยา CPY005 (ม.รทก.) , S5RID (แม่น้ำป่าสัก) (ม.รทก.) และสถานีระดับน้ำทำนาย สันดอนเจ้าพระยา BB (ม.รทก.) ที่มีข้อมูลพอที่ครบและต่อเนื่อง เพื่อนำมาหาค่า Correlation Coefficient กับค่าความเค็มที่สถานีสูบน้ำสำแล S1 (กรัม/ลิตร) และเพื่อที่จะได้ความสัมพันธ์ของแบบจำลองที่เข้ากับลักษณะทางกายภาพทางด้านเหนือน้ำและท้ายน้ำ สามารถอธิบายเป็นสมการได้ดังสมการที่ 2

$$S1 = f(S1, CPY005, BB, S5RID) \qquad (2)$$

เมื่อ S1 คือค่าความเค็มของสถานี S1 (กรัม/ลิตร), CPY005 คือค่าระดับน้ำ (ม.รทก.), BB คือ ค่าระดับน้ำทำนาย (ม.รทก.), S5RID คือ คือค่าระดับน้ำ (ม.รทก.)

จากรูปที่ 2 แสดงค่า Correlation Coefficient ระหว่างตัวแปรนำเข้า x_i (S1, CPY005, BB, S5RID) และตัวแปรที่จะทำการพยากรณ์ y_i (S1) ตัวแปรนำเข้าตัวที่ 1 คือ ค่าความเค็มที่สถานี S1 มีค่า Correlation (R) สัมพันธ์กับข้อมูลความเค็มที่สถานี S1 เอง เมื่อจะเลือกทำการพยากรณ์ล่วงหน้าที่ 24 ชั่วโมง จึงพิจารณาความสัมพันธ์ ณ 24 ชั่วโมง ให้ค่า R=0.87 ตัวแปรนำเข้าตัวที่ 2 คือ ค่าระดับน้ำที่สถานี CPY005 เมื่อพิจารณาจากลักษณะทางกายภาพแล้ว CPY005 อยู่ห่างจากสถานี S1 ประมาณ 170 กิโลเมตร ค่า R ที่ดีที่สุดที่จะมีผลต่อความเค็มที่สถานี S1 คือ ค่า R ที่ชั่วโมงที่ 128 ให้ค่า R= -0.339 ค่า R เป็นลบแสดงว่าระดับน้ำต่ำ ความเค็มจะมีค่าสูง ตัวแปรนำเข้าตัวที่ 3 คือ ค่าระดับน้ำทำนายที่สถานี BB ที่อยู่ทางด้านท้ายน้ำสุดที่อ่าวไทย มีอิทธิพลจากระดับน้ำทะเล ค่า R ที่ดีที่สุดที่ใกล้ชั่วโมงที่ 24 คือ ค่า R ที่ชั่วโมงที่ 6 (R=0.155) ตัวแปรนำเข้าตัวที่ 4 คือ ค่าระดับน้ำที่สถานี S5RID (แม่น้ำป่าสัก) ของกรมชลประทาน ให้ค่า R ดีที่สุดที่ใกล้ชั่วโมงที่ 24 คือค่า R ที่ชั่วโมงที่ 36 (R= -0.331) เนื่องจากตัวแปรที่พยากรณ์เป็นค่าความเค็มซึ่งค่าความเค็มนั้นลักษณะตามธรรมชาติแล้วจะขึ้นอยู่กับน้ำขึ้น-น้ำลง เนื่องจากแรงดึงดูดระหว่างมวลของโลกกับดวงจันทร์ ค่าความเค็มจะขึ้นอยู่กับปริมาณน้ำจืดทางด้านเหนือน้ำที่ไหลลงมา หากน้ำเหนือมีปริมาณมากพอก็จะส่งผลให้ความเค็มมีค่าน้อย แต่ในขณะเดียวกันเมื่อเกิดปรากฏการณ์น้ำขึ้น ค่าความเค็มที่อยู่ในลำน้ำก็จะไหลย้อนกลับขึ้นมาทางด้านท้ายน้ำสู่เหนือน้ำกลับคืน นั่นจึงเป็นสาเหตุที่รูปที่ 2 ค่า Correlation ความเค็มที่สถานี S1 กับตัวแปรที่เลือกใช้ทั้ง 4 นั่นมีลักษณะคล้าย Sin Curve นั่นคือน้ำขึ้น-น้ำลง เนื่องจากแรงดึงดูดระหว่างมวลของโลกกับดวงจันทร์มีผลต่อค่าความเค็มในลำน้ำ

สำหรับการพยากรณ์ความเค็มล่วงหน้า 24 ชั่วโมง การศึกษานี้จะทดลองแบ่งเป็น 4 กรณีตามค่า R ที่ให้ดีที่สุดจาก Lag time ดังต่อไปนี้

$$S1_t = f(S1_{t-24}, CPY005_{t-128}) \qquad (3)$$

$$S1_t = f(S1_{t-24}, CPY005_{t-128}, BB_{t-6}) \qquad (4)$$

$$S1_t = f(S1_{t-24}, CPY005_{t-128}, S5RID_{t-36}) \qquad (5)$$

$$S1_t = f(S1_{t-24}, CPY005_{t-128}, BB_{t-6}, S5RID_{t-36}) \quad (6)$$

จากข้อมูลทั้งหมดจะแบ่งเป็นช่วงเรียนรู้ (Training) 80% ช่วงทวนสอบ (Validation) 20% และช่วงทดสอบ (Testing) คือ เดือนธันวาคม 2562 คือ ช่วงที่มีปัญหาความเค็มสูงถึง 2.06 กรัม/ลิตรที่สถานีสูบน้ำดิบสำแล (S1)

3.3. *MULTIPLE LINEAR REGRESSION (MLR)*

เป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ (Independent Variable) กับตัวแปรตาม (Dependent Variable) จะเป็นการศึกษาความสัมพันธ์เชิงเส้นตรง (Linearity) โดยที่ตัวแปรอิสระมีมากกว่าหนึ่งตัวโดยเขียนความสัมพันธ์ในรูปแบบของ สมการได้ดังนี้

$$y = \alpha_o + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_n X_n \quad (7)$$

เมื่อ $\boldsymbol{y}$ คือ ตัวแปรตาม , $\boldsymbol{\alpha}$ คือ ค่าคงที่, $\boldsymbol{\beta}$ คือ Regression Coefficient ของตัวแปรอิสระ และ $\boldsymbol{X}$ คือ ตัวแปรอิสระ

4. ผลการศึกษา

จากตารางที่ 1 ผลการศึกษาของแบบจำลองในการพยากรณ์ความเค็มล่วงหน้า 24 ชั่วโมง แบบรวมข้อมูลระดับน้ำที่สถานีสูบน้ำดิบสำแล (S1) พบว่าแบบจำลองทั้ง 4 ให้ค่าประสิทธิภาพแบบจำลองใกล้เคียงกัน แต่เมื่อดูค่าสถิติของแบบจำลอง MLR1 และ MLR2 จากตารางที่ 2 พบว่าค่า P>| t | ของทั้งทุกตัวแปร น้อยกว่า 0.05 มาก แสดงว่าตัวแปรที่นำเข้าแบบจำลองนำมาใช้การพยากรณ์ได้ อีกทั้งยังพบว่า MLR3 และ MLR 4 เมื่อเลือกใช้ตัวแปร S5RID เป็นตัวแปรนำเข้าแบบจำลอง ส่งผลให้ตัวแปร CPY005 มีค่า P>| t | เท่ากับ 0.592 และ 0.215 ตามลำดับ แสดงว่าถึงแม้แบบจำลอง MLR 3 และ MLR 4 มีค่าประสิทธิภาพแบบจำลองสูงใกล้เคียงกับ MLR1 และ MLR 2 จึงไม่เหมาะสมที่จะนำไปใช้การพยากรณ์ความเค็มล่วงหน้า 24 ชั่วโมง

หลังจากได้ทำการนำข้อมูลนำเข้าแบบจำลองทั้ง 4 ในการพยากรณ์ความเค็มล่วงหน้า 24 ชั่วโมง แล้วทำการวิเคราะห์ค่าคงเหลือ (Residual analysis) ดังรูปที่ 3 ถึงรูปที่ 6 พบว่าทั้ง 4 แบบจำลองที่ตัวแปร CPY005 มีค่า Residual สูงทั้งด้านลบและด้านบวก ที่ระดับน้ำต่ำกว่า 5.6 mMSL จึงได้ทำแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ช่วง คือ ช่วงที่ระดับน้ำของ CPY005 ต่ำกว่า 5.6 mMSL และสูงกว่า 5.6 mMSL แล้วจึงทำการนำข้อมูลที่แบ่งทั้ง 2 ช่วงนั้นมาทำนำเข้าวิธีการ Multiple regression analysis อีกครั้งหนึ่ง

4.1. *แบบจำลองพยากรณ์แบบรวมข้อมูลระดับน้ำ*

ผลการศึกษาการพยากรณ์ความเค็มล่วงหน้า 24 ชั่วโมง แบบรวมข้อมูลระดับน้ำ แสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ประสิทธิภาพแบบจำลองแบบรวมข้อมูลระดับน้ำ

แบบจำลอง	R^2	EI	RMSE	MAPE
MLR1	0.816	0.815	0.044	0.068
MLR2	0.793	0.792	0.035	0.057
MLR3	0.793	0.790	0.045	0.073
MLR4	0.804	0.799	0.034	0.058

ตารางที่ 2 แสดงค่าทางสถิติของแบบจำลอง MULTIPLE LINEAR REGRESSION แบบรวมข้อมูลระดับน้ำ (24 ชั่วโมง)

MLR1	Coef	Std err	t	P>| t |
const	0.0323	0.001	27.42	$8.9\text{x}10^{-163}$
S1	0.8791	0.003	278.93	0.000
CPY005	-0.0018	0.000	-14.04	$1.3\text{x}10^{-44}$
MLR2	Coef	Std err	t	P>| t |
const	0.0295	0.001	28.62	$1.5\text{x}10^{-176}$
S1	0.8771	0.003	264.58	0.000
CPY005	-0.0016	0.000	-14.95	$2.9\text{x}10^{-50}$
BB	0.0022	0.000	6.61	$4.1\text{x}10^{-11}$
MLR3	Coef	Std err	t	P>| t |
const	0.0267	0.001	19.92	$1.6\text{x}10^{-87}$
S1	0.8840	0.003	278.12	0.000
CPY005	-0.0001	0.000	-0.54	0.592
S5RID	-0.0062	0.001	-6.74	$1.6\text{x}10^{-11}$
MLR4	Coef	Std err	t	P>| t |
const	0.0250	0.001	21.14	$4.37\text{x}10^{-98}$
S1	0.8834	0.003	257.51	0.000
CPY005	-0.0003	0.000	-1.24	0.215
BB	0.0020	0.000	5.81	$6.3\text{x}10^{-9}$
S5RID	-0.0047	0.001	-6.14	$8.4\text{x}10^{-10}$

4.2. *แบบจำลองการพยากรณ์ความเค็มแบบกรณีแยกระดับน้ำสูงและระดับน้ำต่ำ*

ผลการศึกษาการพยากรณ์ความเค็มล่วงหน้า 24 ชั่วโมง แบบกรณีแยกระดับน้ำสูงและระดับน้ำต่ำ แสดงในตารางที่ 3 และ 4

ตารางที่ 3 ประสิทธิภาพแบบจำลองระดับน้ำสูงกว่า 5.6 mMSL

แบบจำลอง	R^2	EI	RMSE	MAPE
MLR1	0.902	0.901	0.006	0.034
MLR2	0.902	0.901	0.006	0.034
MLR3	0.912	0.912	0.006	0.034
MLR4	0.912	0.912	0.006	0.034

ตารางที่ 4 ประสิทธิภาพแบบจำลองระดับน้ำต่ำกว่า 5.6 mMSL

แบบจำลอง	R^2	EI	RMSE	MAPE
MLR1	0.788	0.788	0.050	0.080
MLR2	0.794	0.794	0.040	0.071
MLR3	0.788	0.788	0.051	0.078
MLR4	0.809	0.808	0.038	0.067

ตารางที่ 5 แสดงค่าทางสถิติของแบบจำลอง MULTIPLE LINEAR REGRESSION (24 ชั่วโมง) ระดับน้ำสูงกว่า 5.6 mMSL

MLR1	Coef	Std err	t	P>| t |
const	0.0355	0.001	26.41	$5.5x10^{-145}$
S1	0.7902	0.007	109.27	0.000
CPY005	-0.0013	$6.3x10^{-5}$	-20.73	$5.1x10^{-92}$
MLR2	Coef	Std err	t	P>| t |
const	0.0355	0.001	26.39	$8.9x10^{-145}$
S1	0.7903	0.007	109.25	0.000
CPY005	-0.0013	$6.3x10^{-5}$	-20.72	$6.1x10^{-92}$
BB	-0.0080	0.000	-0.69	0.492
MLR3	Coef	Std err	t	P>| t |
const	0.0339	0.001	22.76	$3.2x10^{-109}$
S1	0.7971	0.008	105.25	0.000
CPY005	-0.0011	0.000	-9.74	$3.1x10^{-22}$
S5RID	-0.0008	0.000	-3.25	0.001
MLR4	Coef	Std err	t	P>| t |
const	0.0338	0.001	22.66	$2.8x10^{-108}$
S1	0.7976	0.008	105.22	0.000
CPY005	-0.001	0.000	-9.60	$1.2x10^{-21}$
BB	-0.0002	0.000	-1.32	0.185
S5RID	-0.0008	0.000	-3.37	0.001

ตารางที่ 6 แสดงค่าทางสถิติของแบบจำลอง MULTIPLE LINEAR REGRESSION (24 ชั่วโมง) ระดับน้ำต่ำกว่า 5.6 mMSL

MLR1	Coef	Std err	t	P>| t |
const	0.0769	0.010	7.37	$1.7x10^{-13}$
S1	0.8689	0.004	238.06	0.000
CPY005	-0.0103	0.002	-4.99	$5.9x10^{-7}$
MLR2	Coef	Std err	t	P>| t |
const	0.0509	0.009	5.79	$7.1x10^{-9}$
S1	0.8688	0.004	213.86	0.000
CPY005	-0.0054	0.002	-3.13	$1.8x10^{-3}$
BB	0.0035	0.000	7.74	$1x10^{-14}$
MLR3	Coef	Std err	t	P>| t |
const	0.0776	0.011	7.28	$3.5x10^{-13}$
S1	0.8648	0.004	234.31	0.000
CPY005	-0.0088	0.002	-4.19	$2.8x10^{-5}$
S5RID	-0.0120	0.001	-9.12	$8.1x10^{-20}$
MLR4	Coef	Std err	t	P>| t |
const	0.0508	0.009	5.70	$1.2x10^{-8}$
S1	0.8669	0.004	210.93	0.000
CPY005	-0.0040	0.002	-2.25	$2.4x10^{-2}$
BB	0.0025	0.000	5.20	$2x10^{-7}$
S5RID	-0.0113	0.001	-9.80	$1.4x10^{-22}$

ผลการศึกษาที่ได้จากตารางที่ 3 ระดับน้ำสูงกว่า 5.6 mMSL พบว่าแบบจำลองทั้ง 4 แบบ ให้ค่าประสิทธิภาพแบบจำลองสูงใกล้เคียงกัน แต่เมื่อดูค่าสถิติจากการทำ Regression analysis จากตารางที่ 5 พบว่า MLR1 ตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลองมีค่า P>| t | น้อยกว่าทุกตัวแปร

เมื่อได้ทำการ Regression analysis สำหรับกรณี (24 ชั่วโมง) ระดับน้ำต่ำกว่า 5.6 mMSL ผลการศึกษาจากตารางที่ 6 พบว่าทั้งแบบจำลองทั้ง 4 แบบ มีค่า P>| t | ทุกแบบจำลองน้อยกว่า 0.05 นั่นแสดงว่าทุกตัวแปรที่นำมาใช้มีนัยสำคัญทางสถิติ ดังนั้นเมื่อไปดูค่าประสิทธิภาพแบบจำลองที่ตารางที่ 4 พบว่าแบบจำลอง MLR3 และ MLR4 ให้ค่าใกล้เคียงกัน แต่ MLR4 ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่า RMSE = 0.038, MAPE = 0.067 จึงสามารถสรุปได้ว่าในกรณีระดับน้ำต่ำกว่า 5.6 mMSL จะใช้แบบจำลอง MLR4 และในกรณีระดับน้ำสูงกว่า 5.6 mMSL จะใช้ MLR1

เมื่อคัดเลือกแบบจำลองกรณีกรณีระดับน้ำสูงกว่าและต่ำกว่า 5.6 mMSL แล้ว จึงทำการทดลองพยากรณ์ล่วงหน้า 48 และ 72 ชั่วโมงตามลำดับ โดยที่แบบจำลอง MLR1 มีความสัมพันธ์เป็นดังนี้

$$S1_t = f(S1_{t-48}, CPY005_{t-128}) \quad (10)$$

$$S1_t = f(S1_{t-72}, CPY005_{t-128}) \quad (11)$$

เมื่อดูจากรูปที่ 2 ประกอบ สาเหตุที่ตัวแปร CPY005 ไม่เลื่อน Lag time เพราะว่าจะทำการพยากรณ์ที่ 48 ชั่วโมง CPY005 ยังมี Correlation ดีอยู่ยังสามารถใช้ข้อมูลที่ย้อนหลัง 128 ชั่วโมงได้ เมื่อดูลักษณะทางกายภาพประกอบ ตัวแปร BB จากรูปที่ 2 จะสังเกตได้ว่า Correlation ของ S1 กับ BB มีลักษณะขึ้นลง ดีที่สุดที่เวลา 6 ชั่วโมงย้อนหลัง แต่เมื่อจะพยากรณ์ที่ 48 ชั่วโมง สาเหตุที่ไม่นำ Lag time บวกเพิ่มขึ้นไปอีก 24 ชั่วโมงเพราะ Correlation ที่ชั่วโมงที่ 24, 48, และ 72 ชั่วโมงย้อนหลังไม่แตกต่างกับ Correation ที่ใกล้ชั่วโมงที่ 24 คือ Correlation ดีที่สุดดังนั้น จึงใช้ BB_{t-6}

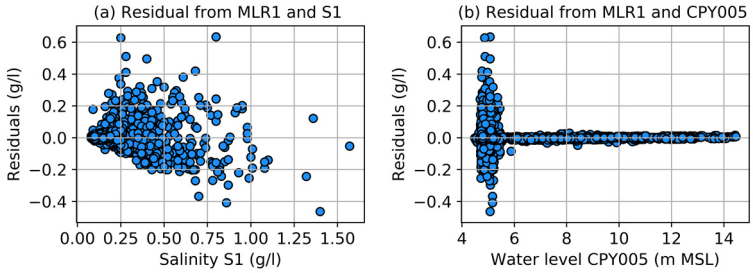
การพยากรณ์ล่วงหน้าล่วงหน้า 48 และ 72 ชั่วโมงโดย MLR4 จะเป็นในทำนองเดียวกัน ความสัมพันธ์เขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$S1_t = f(S1_{t-48}, CPY005_{t-128}, BB_{t-6}, S5RID_{t-60}) \quad (8)$$

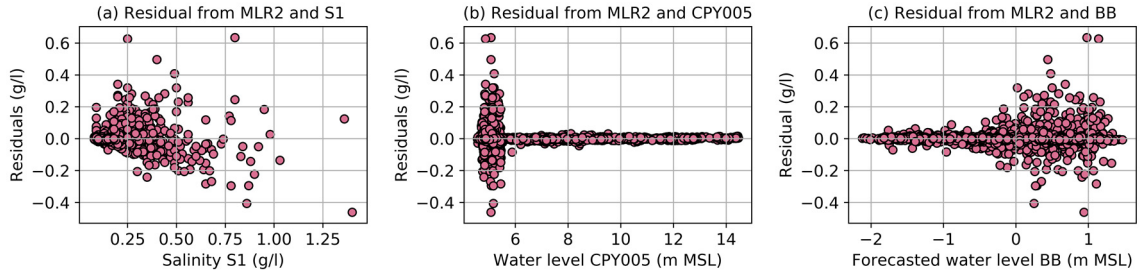
$$S1_t = f(S1_{t-72}, CPY005_{t-128}, BB_{t-6}, S5RID_{t-84}) \quad (9)$$

ตารางที่ 4 ประสิทธิภาพแบบจำลองของการพยากรณ์ความเค็มของสถานี S1 ล่วงหน้า 48 ชั่วโมง

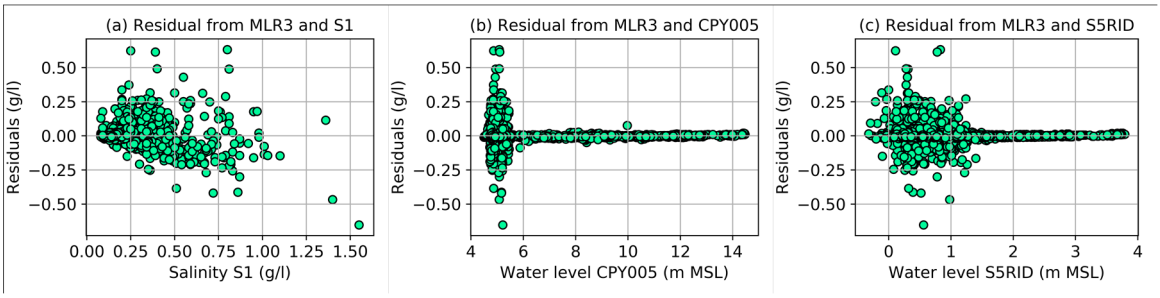
แบบจำลอง	R^2	EI	RMSE	MAPE
MLR1 HWL	0.8219	0.8209	0.0078	0.0502
MLR4 LWL	0.5349	0.5552	0.0577	0.1063



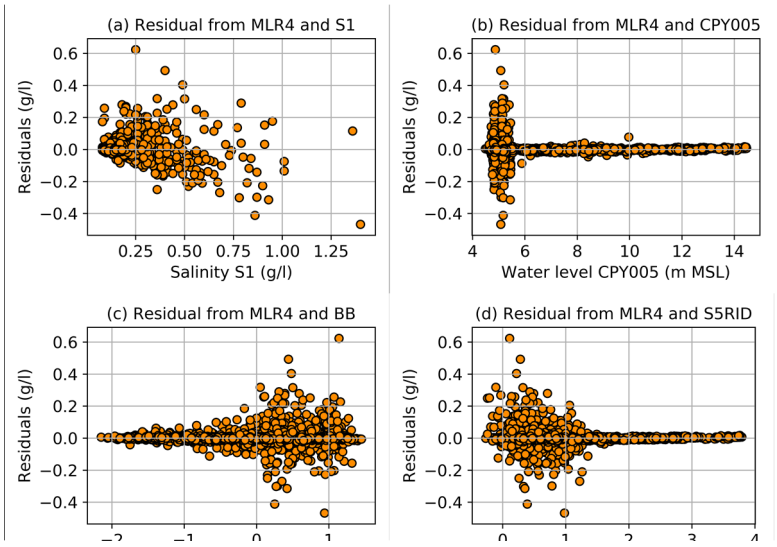
รูปที่ 3 แสดง Residual แบบจำลอง MLR1 แบบรวมข้อมูลระดับน้ำ สำหรับพยากรณ์ความเค็ม 24 ชั่วโมง



รูปที่ 4 แสดง Residual แบบจำลอง MLR2 แบบรวมข้อมูลระดับน้ำ สำหรับพยากรณ์ความเค็ม 24 ชั่วโมง



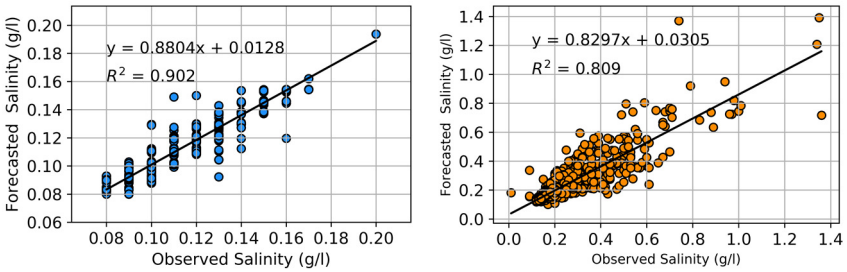
รูปที่ 5 แสดง Residual แบบจำลอง MLR3 แบบรวมข้อมูลระดับน้ำ สำหรับพยากรณ์ความเค็ม 24 ชั่วโมง



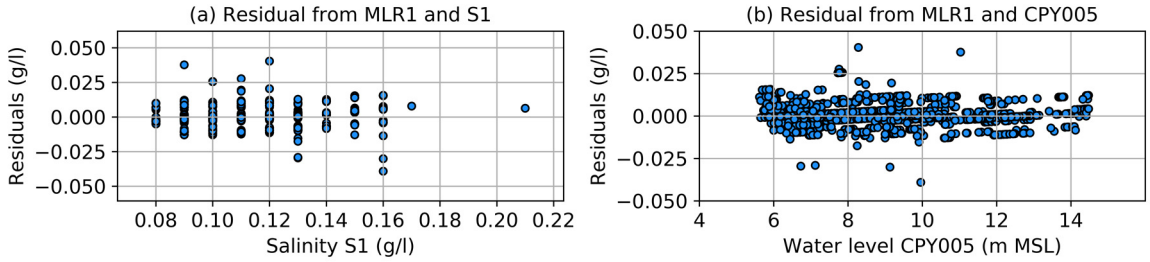
ตารางที่ 5 ประสิทธิภาพแบบจำลองของการพยากรณ์ความเค็มของสถานี S1 ล่วงหน้า 72 ชั่วโมง

แบบจำลอง	R^2	EI	RMSE	MAPE
MLR1 HWL	0.7481	0.7480	0.0093	0.0600
MLR4 LWL	0.4428	0.4312	0.0607	0.1139

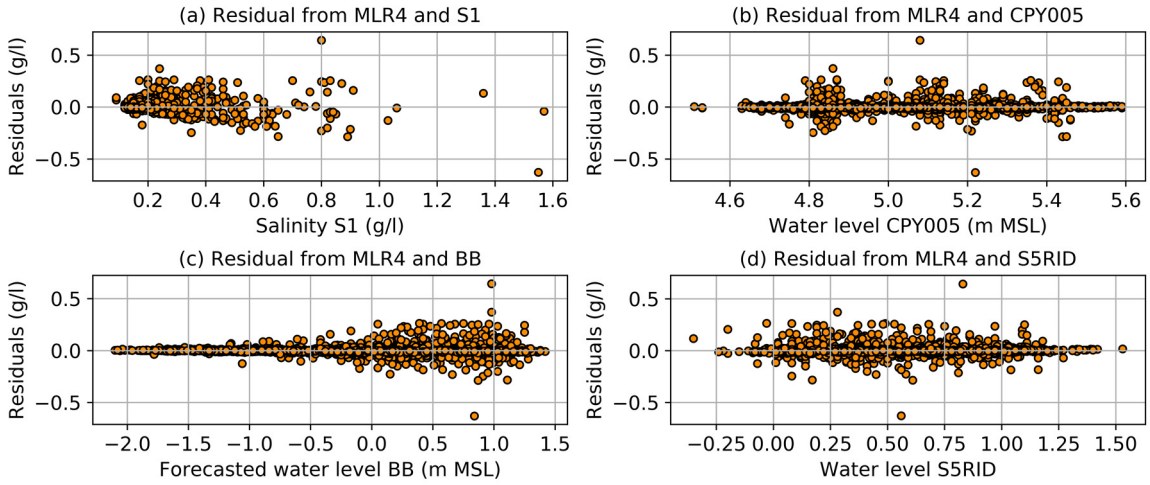
หลังจากทำการใช้แบบจำลอง MLR1 และ MLR4 ทำการ Regression analysis ในกรณีพยากรณ์ความเค็มที่ 24 ชั่วโมงแล้ว ทำการวิเคราะห์ค่าคงเหลือ (Residual analysis) อีกครั้ง พบว่าในกรณีระดับน้ำที่ CPY005 สูงกว่า 5.6 mMSL ตัวแปร S1, CPY005, มีการกระจายตัวของ Residual ที่น้อยลง ส่วนตัวแปร S1 ในกรณี



รูปที่ 7 กราฟ Scatter Plot ค่าความเค็มตรวจวัดจริงกับค่าพยากรณ์สำหรับพยากรณ์ความเค็ม 24 ชั่วโมง กรณีระดับน้ำสูงกว่า 5.6 mMSL จากแบบจำลอง MLR1 (ซ้าย) และกรณีระดับน้ำต่ำกว่า 5.6 mMSL จากแบบจำลอง MLR4 (ขวา)



รูปที่ 8 แสดง Residual แบบจำลอง MLR1 ระดับน้ำที่ CPY005 สูงกว่า 5.6 mMSL สำหรับพยากรณ์ความเค็ม 24 ชั่วโมง



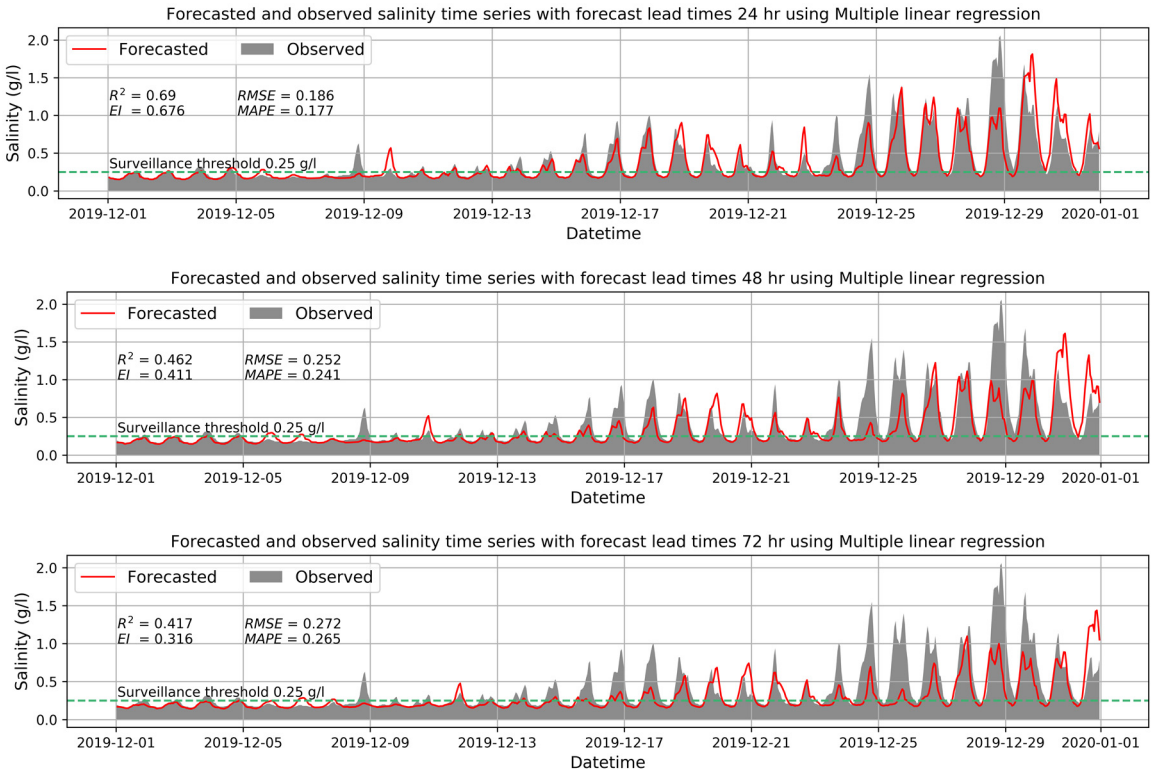
รูปที่ 9 แสดง Residual แบบจำลอง MLR4 ระดับน้ำที่ CPY005 ต่ำกว่า 5.6 mMSL สำหรับพยากรณ์ความเค็ม 24 ชั่วโมง

ระดับน้ำที่ CPY005 ต่ำกว่า 5.6 mMSL จะเห็นว่าเป็นการกระจายแบบเป็นรูปลิ่ม ดังแสดงในรูปที่ 9 การศึกษาในขั้นต่อไปคือการแก้ไขโดยใช้ Weight linear regression (WLS) ซึ่งวิธีนี้จะทำให้ค่า Residual ของตัวแปร S1 นั้นมีค่าผิดพลาดน้อยลง ซึ่งผู้วิจัยจะทำการศึกษาในขั้นต่อไป

5. สรุป

จากผลการศึกษาเบื้องต้นสามารถสรุปได้ว่า แนวทางของการบริหารจัดการน้ำของหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง ที่สถานี CPY005 หากสามารถจัดการกักเก็บน้ำให้มีปริมาณน้ำต้นทุนเพียงพอถึงระดับน้ำมากกว่า 5.6 mMSL จะส่งผลทำให้ความเค็มที่สถานีสูบน้ำดิบสำแลมีค่าสูงสุดอยู่ที่ 0.20 กรัมต่อลิตร ถือว่าความเค็มอยู่ในเกณฑ์ปกติยอมรับได้ (เกณฑ์เฝ้าระวัง 0.25 กรัม/ลิตร และมาตรฐานการผลิตน้ำประปาไม่เกิน 0.50 กรัม/ลิตร) พิจารณาได้จากรูปที่ 7

จากผลการศึกษา พบว่าประเด็นสำคัญในการพยากรณ์ค่าความเค็มของแม่น้ำ คือ ที่ระดับน้ำต่ำส่งผลให้ค่าความเค็มมีค่าสูงในช่วงฤดูแล้ง ถึงแม้จะมีการแบ่งแยกโมเดลในการพยากรณ์และพิจารณา Residual กรณีระดับน้ำที่ CPY005 สูงกว่า 5.6 mMSL แบบจำลองให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่า (RMSE=0.006, MAPE=0.034) กว่ากรณีที่เป็นแบบจำลองแบบรวม (RMSE=0.044, MAPE=0.068) ในทำนองเดียวกันยังพบว่าแบบจำลองแบบกรณีระดับน้ำที่ CPY005 ต่ำกว่า 5.6 mMSL ยังให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำกว่า (RMSE=0.038, MAPE=0.067) แบบจำลองระดับน้ำรวม (RMSE=0.044, MAPE=0.068) แบบจำลองพยากรณ์ความเค็มทั้งสองกรณีทั้งแบบระดับน้ำสูงและน้ำต่ำ ตัวแปรทุกตัวที่ถูกคัดเลือกมาใช้ในแบบจำลอง มีค่า P>| t | น้อยกว่า 0.05 ทุกตัว แสดงว่าตัวแปรที่ถูกคัดเลือกมาใช้ในแบบจำลองนั้นใช้ได้และมีนัยสำคัญทางสถิติ เมื่อพิจารณา Residual จากรูปที่ 8 และรูปที่ 9 ค่า Error กระจาย



รูปที่ 10 กราฟอนุกรมเวลาค่าความเค็มที่สถานี สูบน้ำดิบสำแล S1 ช่วงทดสอบ (Testing period) เดือนธันวาคม 2562 เปรียบเทียบค่าความเค็มตรวจวัดจริงกับค่ากับค่าความเค็มพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลอง กรณี 24, 48 และ 72 ชั่วโมงตามลำดับ

ตัวเป็นช่วงที่แคบลงกว่าเดิม จากนั้นทำการนำโมเดลที่ถูกคัดเลือกแล้วมาใช้กับข้อมูลช่วงทดสอบ (Testing) เดือนธันวาคม 2562 พบว่าแบบจำลองพยากรณ์ความเค็มล่วงหน้า 24 ชั่วโมงให้ค่าประสิทธิภาพแบบจำลองดีที่สุด ดังแสดงในรูปที่ 10 ข้อดีของแบบจำลองนี้คือสามารถพยากรณ์ความเค็มล่วงหน้า 24 ชั่วโมงได้ดีพอใช้ สามารถอธิบายความสัมพันธ์ของตัวแปรต้นและตัวแปรตามได้ในเบื้องต้น อย่างไรก็ตาม หากเราทำการทดลองโดยการใช้เทคนิคอื่นๆ ที่สามารถเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ให้ดีขึ้นได้ หรือเลือกตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความเค็มที่สถานีสูบน้ำดิบสำแลเพิ่มเข้ามาเป็นตัวแปรในแบบจำลอง อาจมีความน่าจะเป็นที่เป็นไปได้ที่ทำให้การพยากรณ์แม่นยำมากขึ้นกว่าเดิม การศึกษานี้เป็นแนวทางเบื้องต้นในการพัฒนาการพยากรณ์ความเค็มของสถานีสูบน้ำดิบสำแลต่อไป

6. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ นายภานุวัตร กลิ่นบุบผา หัวหน้าส่วนวางแผนและจัดการทรัพยากรน้ำ นายอภิโชค เลิศล้ำ วิศวกร 5 ส่วนสารสนเทศทรัพยากรน้ำ ฝ่ายทรัพยากรน้ำและสิ่งแวดล้อม การประปานครหลวง ดร.สุรเจตส์ บุญญาอรุณเนต ผู้อำนวยการฝ่ายนวัตกรรมสารสนเทศทรัพยากรน้ำ นายธีรพล เจริญสุข นักพัฒนาแบบจำลองกลุ่มงานแบบจำลอง ฝ่ายนวัตกรรมสารสนเทศทรัพยากรน้ำ สถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำ (องค์การมหาชน) ที่คอยให้ความช่วยเหลือทางด้านข้อมูล ให้คำปรึกษา คำแนะนำ พร้อมทั้งให้ข้อคิดเห็นอันเป็นประโยชน์สำหรับการศึกษานี้ ขอขอบพระคุณ กรมชลประทาน และกรมอุทกศาสตร์ กองทัพเรือ ที่อนุเคราะห์ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย

7. การอ้างอิง

[1] ณัฐวุฒิ อินบุตร (2557). การรุกล้ำของความเค็ม และการแพร่กระจายความเค็มตามความยาวของลำน้ำในแม่น้ำท่าจีน. Journal of Science and Technology Vol. 3, No. 2, 2014 วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี ปีที่ 3 ฉบับที่ 2 2557

[2] ธีรพล เจริญสุข (2563). การติดตามและวิเคราะห์ความเค็มรุกตัวด้วยระบบคาดการณ์ความเค็มรุกตัวในแม่น้ำเจ้าพระยาในช่วงพายุโซนร้อนปาปึก. การประชุมวิชาการวิศวกรรมโยธาแห่งชาติ ครั้งที่ 25, 15-17 กรกฎาคม 2563, ชลบุรี

[3] ชนสรณ์ ลาภนิมิตรชัย (2563). การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ค่าความเค็มรายชั่วโมงที่สถานีสูบน้ำดิบสำแล. การประชุมวิชาการด้านการชลประทานและการระบายน้ำแห่งชาติ ครั้งที่ 13, 31 กรกฎาคม 2563,

[4] Zhou, F., Liu, B., & Duan, K. (2020). Coupling wavelet transform and artificial neural network for forecasting estuarine salinity. Journal of Hydrology, 588, 125127.

[5] Rajaee, T., Khani, S., & Ravansalar, M. (2020). Artificial intelligence-based single and hybrid models for prediction of water quality in rivers: A review. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 200, 10397