

ระบบการคาดการณ์ระดับความเค็มของน้ำในแม่น้ำบางปะกง

SALINITY PREDICTIVE SYSTEM FOR THE BANGPAKONG RIVER



ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ปีการศึกษา 2565

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ปริญญาโทปีการศึกษา 2565

ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เรื่อง ระบบการคาดการณ์ระดับความเค็มของน้ำในแม่น้ำบางปะกง

SALINITY PREDICTIVE SYSTEM FOR THE BANGPAKONG RIVER

ผู้จัดทำ

1. นายชนก เวชสุทธานนท์ รหัสนักศึกษา 62010358
2. นายภูมิพัฒน์ ยินดี รหัสนักศึกษา 62010720
3. นายภูรินทร์ บุญกระสินธ์ รหัสนักศึกษา 62010728



อาจารย์ที่ปรึกษา

(ผศ.ดร.อำนาจ ขาวเน)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระบบการคาดการณ์ระดับความเค็มของน้ำในแม่น้ำบางปะกง

อำนาจ ขาวเน อาจารย์ที่ปรึกษา
ปีการศึกษา 2565

บทคัดย่อ

น้ำ เป็นปัจจัยหนึ่งที่มีความสำคัญต่อผลผลิตทางการเกษตร โดยน้ำที่มีค่าความเค็มมากกว่า 2 กรัมต่อลิตร ตามเกณฑ์การควบคุมของกรมชลประทาน ทำให้ผลผลิตทางการเกษตรนั้นลดลงซึ่งส่งผลกระทบต่อรายได้ของเกษตรกรกลุ่มแม่น้ำบางปะกง อันมาจากการหนุนของน้ำเค็มจากทะเล โดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงภาวะแห้งแล้ง ซึ่งบริเวณลุ่มน้ำบางปะกง มีเกษตรกรทำการเกษตรเป็นจำนวนมาก งานวิจัยนี้ได้มีการสร้างเครื่องมือประเภทแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกเพื่อใช้ในการทำนายค่าความเค็มของน้ำในลุ่มแม่น้ำบางปะกงล่วงหน้า ช่วยให้เกษตรกรสามารถเตรียมพร้อมรับมือกับสถานการณ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคตได้ ในงานวิจัยนี้ได้มีการเลือกใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกประเภท Recurrent neural network อยู่ 3 แบบเพื่อหาแบบจำลองที่ดีที่สุดซึ่งได้แก่ 1. แบบจำลอง Recurrent Neural Network (RNN), 2. แบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM), และ 3. แบบจำลอง Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) โดยมีการใช้ชุดข้อมูลตัวอย่างค่าการนำไฟฟ้าของน้ำ (Electrical Conductivity: EC) จากสถานีบางค้ำของกรมชลประทาน ลุ่มแม่น้ำบางปะกง ปีพ.ศ.2565 เพื่อสร้างแบบจำลองทั้งรูปแบบรายชั่วโมงที่ทำนายล่วงหน้าได้ 24 ชั่วโมง และรูปแบบรายวันที่ทำนายล่วงหน้าได้ 14 วัน งานวิจัยนี้มุ่งหวังในการแสดงประสิทธิภาพของแบบจำลองประเภท Recurrent Neural Network (RNN) ทั้งสามแบบเปรียบเทียบกันแล้วเลือกหาแบบจำลองที่ดีที่สุดของการทำนายค่าความเค็มของน้ำทั้งแบบรายชั่วโมงและแบบรายวัน จากผลการทดสอบประสิทธิภาพแบบจำลองด้วย RMSE และ MAPE ในภาพรวมของทุกชั้นเวลารวมกัน พบว่า แบบจำลองที่ดีที่สุดสำหรับการทำนายรายชั่วโมงคือ Bi-LSTM โดยมีค่า RMSE เท่ากับ 27.0036 ไมโครซีเมนต์ต่อเซนติเมตร และ MAPE มีค่าที่ร้อยละ 6.424 ส่วนแบบจำลองที่ดีที่สุดสำหรับการทำนายรายวันคือ LSTM โดยมีค่า RMSE เท่ากับ 58.624 ไมโครซีเมนต์ต่อเซนติเมตร และ MAPE อยู่ที่ร้อยละ 16.269 ปัจจัยสำคัญที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการทำนายรายวันสูงกว่ารายชั่วโมง คือชุดข้อมูล โดยชุดข้อมูลในปี 2565 เป็นชุดที่สมบูรณ์ที่สุด แต่มีจำนวนน้อย เมื่อเทียบกับจำนวนชุดข้อมูลทั้งหมดที่มี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Salinity predictive system for the Bangpakong river

Asst.Prof.Dr. Amnach

Khawne

Advisor

Academic Year 2022

ABSTRACT

Water is one of the factors that are crucial for agricultural production. Water with a salinity level higher than 2 grams per liter, according to the standards set by the Royal Irrigation Department of Thailand. This reduction in productivity impacts farmers income in the Bang Pakong River basin, particularly during dry periods. In this research, a deep learning model based on a Recurrent Neural Network (RNN) was developed to predict the salinity level of water in the Bang Pakong River basin in advance. This model helps farmers to prepare and cope with future situations. Three types of recurrent neural network models were considered: 1) Recurrent Neural Network (RNN), 2) Long Short-Term Memory (LSTM), and 3) Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM). The models were trained and evaluated using electrical conductivity (EC) data from the Bang Khla station of the Department of Irrigation and Drainage for 2022. The models could make hourly predictions up to 24 hours in advance and daily predictions up to 14 days in advance. This research aimed to compare and determine the performance of the three types of RNN models in predicting the salinity level of water for hourly and daily predictions. The performance was evaluated using RMSE (Root Mean Square Error) and MAPE (Mean Absolute Percentage Error). The results showed that the best model for hourly predictions was the Bi-LSTM model, with an RMSE of 27.04 micro siemens per centimeter ($\mu\text{S}/\text{cm}$) and an MAPE of 6.42%. The LSTM model performed the best for daily predictions, with an RMSE of 68.62 $\mu\text{S}/\text{cm}$ and a MAPE of 16.27%. It was observed that the factors affecting the higher prediction errors for daily predictions compared to hourly predictions were primarily related to the dataset. The dataset for the year 2022 was the most complete but had a limited number of samples compared to the total dataset available. Overall, this research demonstrated the effectiveness of the Recurrent Neural Network (RNN) models, with the Bi-LSTM model performing the best for hourly predictions and the LSTM model performing the best for daily predictions. These models can provide valuable insights for predicting the salinity level of water in the Bang Pakong River basin and help farmers make informed decisions in managing their agricultural activities.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต่อ II อ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

ปริญญาบัตรนี้สำเร็จลงไปได้ด้วยดีด้วยการดูแลของอาจารย์อำนาจ ขาวเน ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษา แนะนำ สนับสนุน และออกความเห็นแนวทางในการทำปริญญาบัตรนี้ ตลอดจนถึงการประสานงานในการดำเนินการในเรื่องที่สำคัญ

ขอขอบคุณคณะกรรมการสอบปริญญาบัตรนี้ ที่ให้คำปรึกษา ความเห็น และข้อสังเกตในการทำปริญญาบัตร รายละเอียดในการนำเสนอ ความเห็นต่อการดำเนิน และที่สำคัญที่สุด คือการอนุญาตในการสอบ อันมาจากการเกิดปัญหาในการดำเนินการทำผลงาน

ขอขอบคุณทางภาควิชา ที่ได้สนับสนุนงบประมาณในการทำปริญญาบัตรนี้

ธนภณ เวชสุทธานนท์

ภูมิพัฒน์ ยินดี

ภูรินทร์ บุญกระสินธุ์

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VIII
สารบัญรูป.....	IX
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	2
1.3 ขอบเขตของโครงการ.....	3
1.3.1 ชุดข้อมูล.....	3
1.3.2 แบบจำลอง.....	3
1.3.3 เว็บไซต์แสดงผลการทำนาย.....	3
1.3.4 เครื่องวัดค่าความเค็มในแม่น้ำ.....	3
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1 ลุ่มน้ำ.....	4
2.2 ลุ่มน้ำบางปะกง.....	5
2.3 ค่าการนำไฟฟ้า.....	6
2.4 ค่าความเค็ม.....	8
2.5 การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา.....	9
2.5.1 องค์ประกอบของอนุกรมเวลา.....	9
2.6 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning).....	10
2.6.1 Recurrent Neural Network (RNN).....	11
2.6.2 Long Short-Term Memory (LSTM).....	14
2.6.3 Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM).....	18
2.7 ฟังก์ชันกระตุ้น.....	21

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและ IV อ่างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.7.1 Sigmoid Function	21
2.7.2 Hyperbolic Tangent Activation Function (Tanh Function).....	21
2.8 ตัวประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง	22
2.8.1 ราคาของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error: RMSE).....	22
2.8.2 ค่าเฉลี่ยของร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean absolute percentage error: MAPE).....	23
2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	24
2.9.1 แบบพยากรณ์ในการทำนายความเค็ม โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ LSTMs	24
2.9.2 ความแปรปรวนเชิงพื้นที่ของการประมาณความเค็มและการไหลของน้ำในทะเลสาบน้ำเค็มชายฝั่งเกียโลวา ประเทศกรีซ	25
2.9.3 LSTM กับ กระบวนการปรับปรุงข้อมูลไหลไฟฟ้า.....	26
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	28
3.1 แบบจำลอง.....	28
3.1.1 ตำรวจข้อมูล	28
3.1.2 ปรับปรุงข้อมูล.....	28
3.1.3 กำหนดชุดข้อมูล สำหรับการทำนายแบบรายชั่วโมงและรายวัน	29
3.1.4 กำหนดประชากรและกลุ่มตัวอย่าง.....	30
3.1.5 สร้างแบบจำลอง.....	30
3.1.6 ทฤษฎีในการแปลงค่าการนำไฟฟ้าที่ทำนายได้ เป็นค่าความเค็ม	31
3.1.7 เครื่องมือวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง	31
3.2 เครื่องวัดความเค็มในน้ำเสมือน	32
3.2.1 วงจรการทำงานของเซนเซอร์	32
3.2.2 วงจรไฟฟ้า	34
3.2.3 โครงสร้างตัวเครื่อง.....	34
3.2.4 การติดตั้งเซนเซอร์และวงจรไฟฟ้า.....	36
3.2.5 การติดตั้งเครื่องวัดในสถานที่จริง.....	37

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและทำซ้ำอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.2.6 การจัดการกับข้อมูล.....	37
3.3 เว็บไซต์.....	38
3.3.1 หน้าแรกของเว็บไซต์.....	38
3.3.2 หน้าแสดงรายละเอียดข้อมูลของสถานี.....	40
3.3.3 การออกแบบเว็บไซต์สำหรับอุปกรณ์และหน้าจอที่แตกต่างกัน.....	46
3.3.4 เว็บไซต์โหมคมืด.....	46
3.3.5 กลไกในการเก็บข้อมูล.....	47
3.3.6 กลไกในการทำนาย.....	47
บทที่ 4 ผลการดำเนินการวิจัย.....	48
4.1 แบบจำลอง.....	48
4.1.1 การสร้างและเลือกแบบจำลอง.....	48
4.1.2 การทำนายกับข้อมูลใหม่.....	49
4.1.3 ค่าความเค็มที่ทำนาย.....	59
บทที่ 5 สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ.....	70
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	70
5.1.1 แบบจำลอง.....	70
5.1.2 เครื่องวัดความเค็มในแม่น้ำ.....	71
5.1.3 เว็บไซต์.....	71
5.2 อภิปรายผล.....	71
5.2.1 แบบจำลอง.....	71
5.2.2 ค่าความเค็มที่ทำนาย.....	72
5.2.3 เครื่องวัดจำลอง.....	72
5.2.4 เว็บไซต์.....	72
5.3 ข้อเสนอแนะ.....	72
5.3.1 แบบจำลอง.....	72
5.3.2 ค่าความเค็มที่ทำนาย.....	73

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
5.3.3 เครื่องวัด.....	73
5.3.4 เว็ปไซค์.....	73
บรรณานุกรม	74



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและ **VII** อ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
1.1 การจำแนกประเภทค่าความเค็มในน้ำ	2
2.1 ประสิทธิภาพกับชุดข้อมูลที่ขาดหายไป	27
2.2 ประสิทธิภาพกับชุดข้อมูลที่มีค่ากระโดด	27
3.1 ที่มาของข้อมูลของ โดยแบ่งตามลักษณะ	28
3.2 รายละเอียดของโหนดและชั้นของแต่ละแบบจำลองที่เลือก	31
4.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองแบบรายชั่วโมง	48
4.2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองแบบรายวัน	48
4.3 ประสิทธิภาพในการทำนายรายชั่วโมงของสถานีวัดใหม่บางคล้า เทียบระหว่างค่าทำนายได้กับค่าจริงของค่าการนำไฟฟ้า.....	50
4.4 ประสิทธิภาพในการทำนายรายชั่วโมงของสถานีวัดใหม่บางคล้า เทียบระหว่างค่าทำนายได้กับค่าจริงของค่าการนำไฟฟ้า.....	52
4.5 ประสิทธิภาพในการทำนายรายชั่วโมงของสถานีวัดคลองเขื่อน เทียบระหว่างค่าทำนายได้กับค่าจริงของค่าการนำไฟฟ้า.....	55
4.6 ประสิทธิภาพในการทำนายรายวันของสถานีวัดคลองเขื่อน เทียบระหว่างค่าทำนายได้กับค่าจริงของค่าการนำไฟฟ้า.....	57
4.7 เปรียบเทียบการคลาดเคลื่อนของค่าความเค็มรายชั่วโมง ระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง ของสถานีวัดใหม่บางคล้า.....	60
4.8 เปรียบเทียบการคลาดเคลื่อนของค่าความเค็มรายวัน ระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง ของสถานีวัดใหม่บางคล้า	62
4.9 เปรียบเทียบการคลาดเคลื่อนของค่าความเค็มรายชั่วโมง ระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง ของสถานีวัดคลองเขื่อน	65
4.10 เปรียบเทียบการคลาดเคลื่อนของค่าความเค็มรายวัน ระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง ของสถานีวัดคลองเขื่อน	67

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 แผนที่แสดงพื้นที่ขอบเขตลุ่มน้ำในประเทศไทย.....	4
2.2 แผนที่แสดงลุ่มน้ำบางปะกงในปัจจุบัน.....	6
2.3 ผังการทำงานของตัววัดค่าคงที่ของเซลล์.....	7
2.4 เปรียบเทียบเครื่องวัดค่าการนำไฟฟ้าในน้ำแบบ 2 และ 4 แท่ง	7
2.5 แสดงยอดขายรายเดือนของบริษัทแห่งหนึ่ง	9
2.6 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแบ่งออกเป็นชั้น และมีโหนดย่อยประมวลผล	10
2.7 แสดงลักษณะการทำงานของ RNN แบบย่อ.....	12
2.8 แสดงลักษณะการทำงานของ RNN แบบขยาย.....	12
2.9 แสดงโครงสร้างการทำงานภายในของ RNN	12
2.10 โครงสร้างการทำงานภายในของ LSTM.....	14
2.11 เส้นทางการทำงานของชั้นตอน forget gate.....	15
2.12 เส้นทางการทำงานของชั้นตอน input gate.....	15
2.13 เส้นทางการทำงานของชั้นตอน update memory cell.....	17
2.14 แสดงเส้นทางการทำงานของชั้นตอน output gate	17
2.15 โครงสร้างการทำงานของ Bi-LSTM.....	19
2.16 กราฟ ซิกมอยด์ ฟังก์ชัน.....	21
2.17 กราฟ Tanh Function	22
2.18 แผนที่แสดงตำแหน่งของแม่น้ำและจุดวัด.....	24
2.19 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างความเค็มกับปริมาณน้ำฝนในช่วงเวลาดังกล่าว.....	25
3.1 วงจรการทำงานของเครื่องวัด	32
3.2 เซนเซอร์วัดค่าการนำไฟฟ้า	32
3.3 ขวดน้ำยามาตรฐานมาตรฐานทดสอบค่าความนำไฟฟ้า.....	33
3.4 เซนเซอร์วัดอุณหภูมิ พร้อม โมดูลในการอ่านค่า	33
3.5 วงจรไฟฟ้าของเครื่องวัดแบบตั้งเขป	34
3.6 โครงสร้างเครื่องวัด มุมมองด้านบน	35
3.7 รูปการติดตั้งวงจรไฟฟ้าและวงจรเซนเซอร์.....	36
3.8 เครื่องวัดความเค็มในน้ำ ถูกนำไปติดตั้งในพื้นที่จริง	37
3.9 แผนที่ตำแหน่งที่ตั้งเครื่องวัด	37

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.10 หน้าแรกของเว็บไซต์.....	38
3.11 กล่องแสดงข้อมูลสถานีในหน้าหลัก.....	39
3.12 กล่องภายในแสดงค่าความเค็มของน้ำและค่าการนำไฟฟ้าของน้ำ ในหน้าหลัก.....	39
3.13 หยคน้ำที่มีสีต่างกัน เปลี่ยนไปตามค่าตามเกณฑ์.....	39
3.14 หน้าแสดงรายละเอียดข้อมูลของสถานี	40
3.15 กล่องแสดงข้อมูลของสถานี ณ เวลา ปัจจุบัน.....	41
3.16 กล่องพยากรณ์ความเค็มล่วงหน้ารายชั่วโมง	41
3.17 กล่องพยากรณ์ความเค็ม ของแต่ละชั่วโมง.....	42
3.18 กราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าจริงแบบรายชั่วโมง.....	42
3.19 แสดงตัวเลือกในการดูข้อมูลย้อนหลัง สำหรับข้อมูลรายชั่วโมง	43
3.20 แสดงแผนที่จุดของสถานีนั้นที่ได้เปิดดูข้อมูล.....	43
3.21 แสดงค่าทำนายล่วงหน้าแบบรายวัน.....	44
3.22 กราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าจริงแบบรายวัน	45
3.23 แสดงตัวเลือกในการดูข้อมูลย้อนหลัง สำหรับข้อมูลรายวัน.....	45
3.24 เปรียบเทียบรูปแบบการแสดงผลของเว็บในอุปกรณ์ต่าง ๆ	46
3.25 แสดง โทสนีเว็บ ระหว่าง โทสว่างและ โทนมืด	46
4.1 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายชั่วโมง แบบ RMSE ของสถานีวัดใหม่บางคล้า โดย เปรียบเทียบค่าการนำไฟฟ้าระหว่าง ค่าจริงกับค่าที่ทำนายได้.....	51
4.2 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายชั่วโมง แบบ MAPE	51
4.3 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายวัน แบบ RMSE	53
4.4 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายวัน แบบ MAPE	53
4.5 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายชั่วโมง แบบ RMSE	56
4.6 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายชั่วโมง แบบ MAPE	56
4.7 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายวัน แบบ RMSE	58
4.8 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายวัน แบบ MAPE	58
4.9 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายชั่วโมง แบบ RMSE.....	61
4.10 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายชั่วโมง แบบ MAPE	61
4.11 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายวัน แบบ RMSE.....	63

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและ X อ่างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.12 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายวัน แบบ MAPE.....	63
4.13 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายชั่วโมง แบบ RMSE.....	66
4.14 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายชั่วโมง แบบ MAPE.....	66
4.15 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายวัน แบบ RMSE.....	68
4.16 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายวัน แบบ MAPE.....	68



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาของปัญหา

ปัจจุบัน ภาวะน้ำเค็มรุกกล้า เป็นปัญหาสำคัญต่อทรัพยากรธรรมชาติ โดยเฉพาะ น้ำ เพราะมีความสำคัญต่อการใช้ชีวิตของสิ่งมีชีวิตหลายสิ่งและหลายกิจกรรม เช่น การอุปโภคบริโภคของมนุษย์ การอยู่อาศัยของสัตว์ในน้ำ หากน้ำมีความเค็มมากเกินไปเกินมาตรฐานของกิจกรรมที่กล่าวมาข้างต้น ส่งผลกระทบต่ออย่างมาก เช่น ภาวะความผิดปกติในสิ่งมีชีวิตซึ่งอาจถึงแก่ชีวิตอันมาจากภาวะน้ำเค็มเกินรับได้ สินค้าที่ใช้ในการผลิตเสียหาย ผลผลิตทางการเกษตรเสียหาย

สืบเนื่องจากบทความในหัวข้อ “จับตาค่าความเค็มของแม่น้ำบางปะกงฯ” (ศุภนาถ เห็นสว่าง และ เพ็ญรดี จันทรวิวัฒน์, 2564) มีสาระสำคัญดังนี้

สำนักงานสิ่งแวดล้อมที่ 13 ชลบุรี ติดตามสถานการณ์ในปีพ.ศ. 2553-2562 โดยเก็บตัวอย่าง 3 จุดในพื้นที่ปลาย กลาง และต้นลำน้ำ คือ

- 1) บริเวณปากแม่น้ำบางปะกง เป็นจุดต้นลำน้ำ
- 2) บริเวณสะพานชะเชิงเทรา เป็นจุดกลางน้ำ ซึ่งเป็นจุดแยกคลองสาขา คือคลองท่าไข่ ซึ่งเป็นแหล่งน้ำดิบสำหรับผลิตน้ำประปา
- 3) บริเวณสะพานบางขนาก ซึ่งเป็นจุดต้นลำน้ำ

จากการสำรวจในช่วงเวลาดังกล่าว พบว่า จุดต้นน้ำมีค่าความเค็มสูงขึ้นตลอดทั้งปี เพราะเป็นที่ราบลุ่ม น้ำทะเลสามารถรุกพื้นที่ได้ง่าย โดยเฉพาะในช่วงเดือนธันวาคมถึงพฤษภาคมของทุกปี มีค่าความเค็มสูงถึง 34.8 ppt หรือ g/L อันมาจากปริมาณน้ำจืดมาผลักดันน้ำเค็มน้อยลง นอกจากนี้ ค่าเฉลี่ยความเค็มพื้นที่ปากแม่น้ำช่วงฤดูแล้งในรอบ 10 ปี มีค่า 28.4 g/L ซึ่งสูงกว่าค่าเฉลี่ยในช่วงฤดูฝนถึง 3 เท่า โดยค่าในช่วงฤดูฝนคือ 10.3 g/L

ส่วนบริเวณกลางน้ำ ในบริเวณจุดวัด ซึ่งห่างจากปากแม่น้ำบางปะกง ประมาณ 57 กม. แม้มີค่าความเค็มลดลงอย่างมาก เมื่อเทียบกับปากแม่น้ำ แต่ค่าเฉลี่ยในช่วงฤดูแล้งในรอบ 10 ปี คือ 15.5 g/L และในบางปีสูงถึง 27.3 g/L ส่วนในช่วงฤดูฝนมีค่าเฉลี่ย 0.9 g/L เท่านั้น นอกจากนี้ยังเป็นจุดที่การประปาส่วนภูมิภาคชะเชิงเทรา ได้ผันน้ำจากแม่น้ำฯ เข้ามาที่คลองท่าไข่ เพื่อนำมาผลิตน้ำประปาให้กับพื้นที่จังหวัดชะเชิงเทราอีกด้วย ด้วยเหตุนี้ หากพื้นที่นี้ได้รับผลกระทบจากการล้าของน้ำเค็ม ก็อาจกระทบต่อการผลิตน้ำประปาด้วยเช่นกัน

และจุดสุดท้ายคือจุดต้นลำน้ำ ได้รับผลกระทบจากน้ำเค็มในระดับไม่มากในช่วงฤดูฝน คือมีค่าความเค็มเฉลี่ยที่ 0.06 g/L แต่เมื่อพิจารณาในช่วงฤดูแล้ง ก็ถือว่ายังได้รับผลกระทบจากน้ำเค็ม โดยมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 6.28 g/L และพบว่าในบางปีมีค่าเฉลี่ยสูงเกือบถึง 20 g/L ด้วยเช่นกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตาราง 1.1 การจำแนกประเภทค่าความเค็มในน้ำ

ประเภทน้ำ	ระดับความเค็ม (ppt หรือ กรัม/ลิตร)	ชนิดของน้ำและการใช้ประโยชน์ที่เหมาะสม
น้ำจืด	น้อยกว่า 0.5	น้ำเพื่อการบริโภค และการชลประทาน
น้ำกร่อยเล็กน้อย	0.5 – 1.5	น้ำชลประทาน
น้ำกร่อยปานกลาง	1.5 – 7.0	น้ำระบายขึ้นดิน และน้ำบาดาล
น้ำกร่อยมาก	7.0 – 15.0	น้ำระบายขึ้นรอง และน้ำบาดาล
น้ำเค็ม	15.0 – 35.0	น้ำบาดาลที่มีความเค็มสูง
น้ำทะเล	มากกว่า 35	น้ำทะเล

เมื่อเปรียบเทียบค่ากับเกณฑ์จำแนกประเภทความเค็มในน้ำตามบทความนี้ ในตารางที่ 1.1 จะพบว่าในช่วงฤดูแล้ง แม่น้ำบางปะกงเป็นน้ำกร่อย และเมื่อเข้าใกล้ปากแม่น้ำ ค่าความเค็มถูกจัดเป็นน้ำเค็ม นอกจากนี้ เมื่อเปรียบเทียบค่าความเค็มกับเกณฑ์ของการนำน้ำไปใช้ในด้านต่าง ๆ เช่น ด้านการผลิตน้ำประปา โดยมีเกณฑ์เฝ้าระวังตามองค์การอนามัยโลก คือไม่เกิน 0.25 g/L แต่ค่าที่วัดได้ มีค่าสูงเกินเกณฑ์เฝ้าระวังทั้งในช่วงฤดูแล้งและฝน ต่อมาในด้านการเกษตร กำหนดเกณฑ์เฝ้าระวังไว้ไม่เกิน 2 g/L แต่ค่าที่วัดได้ กลับสูงเกินเกณฑ์ไปมาก โดยเฉพาะจุดปากแม่น้ำ ซึ่งสูงถึง 15 เท่า

จากที่กล่าวมาข้างต้นทั้งหมด คณะผู้จัดทำเกิดแนวคิดในการทำ ระบบพยากรณ์ความเค็มในลุ่มแม่น้ำบางปะกง เพื่อให้สามารถนำค่าความเค็มมาใช้วางแผนล่วงหน้าให้รับมือกับน้ำเค็มในลุ่มแม่น้ำได้ โดยการนำข้อมูลจากแหล่งวัดในพื้นที่นำมาประมวลผล เพื่อให้สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำที่สุด อีกประการหนึ่ง คือ มีการทำเกษตรที่นาสนใจหลายอย่าง เช่น มะม่วงที่เพาะปลูกในบริเวณลุ่มน้ำ ซึ่งมีสายพันธุ์ที่สามารถใช้น้ำเค็มในการเพาะปลูกได้ โดยต้องมีความเค็มที่ไม่เกินเกณฑ์ที่จะรับได้

1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา

- 1) เลือกและสร้างแบบจำลองทำนายค่าการนำไฟฟ้าในลุ่มแม่น้ำบางปะกง จากนั้นนำค่ามาเปลี่ยนเป็นค่าความเค็ม โดยอาศัยทฤษฎีที่ได้เลือกไว้
- 2) สร้างเครื่องมือการวัดความเค็มจำลองอย่างง่ายเบื้องต้น เพื่อเก็บข้อมูลแล้วนำไปทดสอบประสิทธิภาพในการทำนายกับแบบจำลองที่กล่าวไว้ข้างต้น
- 3) สร้างเว็บไซต์ เพื่อแสดงผลลัพธ์ในการทำนายจากแบบจำลอง กับค่าจริงที่วัดได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.3 ขอบเขตของโครงการ

1.3.1 ชุดข้อมูล

เป็นข้อมูลจากกรมชลประทาน กลุ่มน้ำบางปะกง สถานีวัดใหม่บางคล้า (SP07) ชุดข้อมูลเป็นค่าที่วัดได้ในปีพ.ศ. 2565 เป็นข้อมูลราย 15 นาที แต่เมื่อนำมาใช้งานจริง จะนำมาเพียงรายชั่วโมงตรงของแต่ละชั่วโมงเท่านั้น

ตัวแปรที่นำมาใช้ มีจำนวน 2 ตัวแปร ได้แก่

- 1) ค่าการนำไฟฟ้า หน่วย $\mu\text{S}/\text{cm}$ ซึ่งจะนำมาสอนให้กับแบบจำลอง
- 2) ค่าความเค็ม หน่วย g/L จะนำมาสอนให้กับแบบจำลอง จากนั้นทำนายแล้วแปลค่าเป็นค่าความเค็ม โดยใช้ทฤษฎีที่ได้เลือกไว้

1.3.2 แบบจำลอง

สร้างจำนวน 2 แบบ คือทำนายรายชั่วโมง และรายวัน โดยแบบจำลองที่เลือกเพื่อนำมาทำนายในแต่ละแบบนี้ เป็นแบบจำลองที่แม่นยำที่สุด โดยเป็นหนึ่งในแบบจำลองที่เลือกมา ได้แก่ Recurrent Neural Network (RNN), Long Short-Term Memory (LSTM), และ Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM)

ในการวัดประสิทธิภาพและความแม่นยำ จะใช้เทคนิคการหาค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: RMSE) และค่าเฉลี่ยร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

1.3.3 เว็บไซต์แสดงผลการทำนาย

เป็นเว็บแสดงผลการทำงานเพียงอย่างเดียว โดยแสดงค่าที่ทำนายได้เทียบกับค่าจริง ค่าปัจจุบันที่วัดได้ ค่าทำนายในอนาคต

1.3.4 เครื่องวัดค่าความเค็มในแม่น้ำ

เป็นเครื่องจำลองเสมือนเครื่องวัดที่ใช้งานจริงที่พบได้ทั่วไป เป็นเครื่องวัดที่ประกอบขึ้นเอง มีไมโครคอนโทรลเลอร์เป็นตัวแทน มีระบบจัดเก็บค่าที่วัดได้ภายในเครื่อง มีระบบส่งข้อมูลแบบออนไลน์ เพื่อนำไปเก็บไว้ในเซิร์ฟเวอร์ เพื่อนำไปแสดงและทำนายกับแบบจำลอง

เครื่องวัดนี้จะถูกนำไปใช้วัดในพื้นที่จริง คือบริเวณหน้าวัดคลองเขื่อน เพื่อเก็บและส่งข้อมูลตลอดเวลา

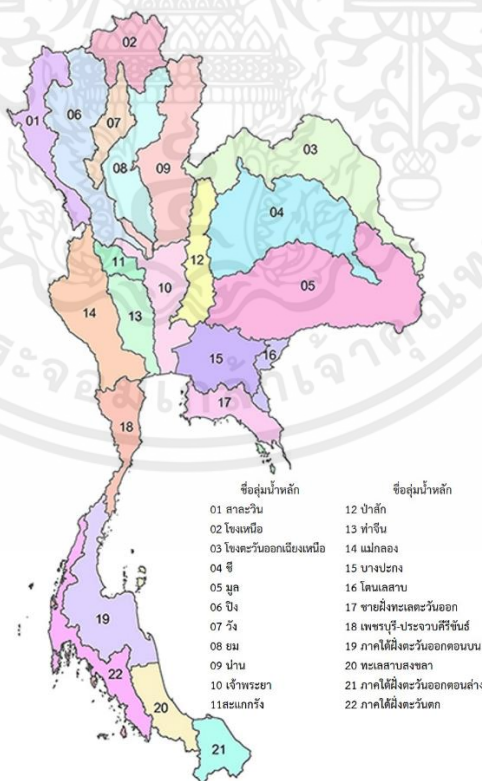
บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 กลุ่มน้ำ

กลุ่มน้ำ หมายถึง หน่วยของพื้นที่หนึ่ง ที่เกี่ยวข้องกับการจัดการน้ำโดยเฉพาะ มีขนาดตามความต้องการของแต่ละบุคคลและประเภทของการศึกษา (เกษม จันทร์แก้ว, 2551) โดยที่หน่วยพื้นที่หนึ่งที่ประกอบด้วยทรัพยากรกายภาพ ชีวภาพ ทรัพยากรที่มนุษย์สร้างขึ้นเน้นคุณค่าการใช้ประโยชน์ของมนุษย์ และทรัพยากรคุณภาพชีวิต ด้านสังคมสิ่งแวดล้อม

ปัจจุบัน ประเทศไทยมีการแบ่งเขตกลุ่มน้ำเป็น 22 กลุ่มน้ำ ตามที่กำหนดไว้ในพระราชกฤษฎีกากำหนดกลุ่มน้ำ พ.ศ. 2564 ได้แก่ สาละวิน โขงเหนือ โขงตะวันออกเฉียงเหนือ ชี มูล ปิง วัง ยม น่าน เจ้าพระยา สะแกกรัง ป่าสัก ท่าจีน แม่กลอง บางปะกง โตนเลสาบ ชายฝั่งทะเลตะวันออก เพชรบุรี-ประจวบคีรีขันธ์ ภาคใต้ฝั่งตะวันออกตอนบน ทะเลสาบสงขลา ภาคใต้ฝั่งตะวันออกตอนล่าง และภาคใต้ฝั่งตะวันตก ดังรูป 2.1



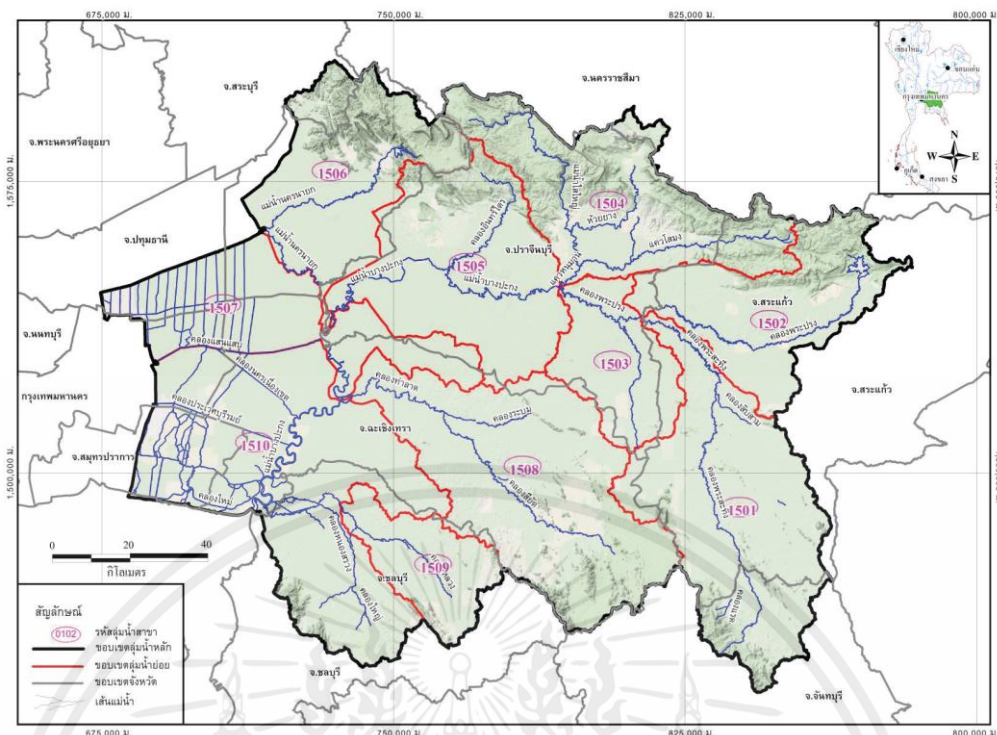
รูป 2.1 แผนที่แสดงพื้นที่ขอบเขตกลุ่มน้ำในประเทศไทย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2 กลุ่มน้ำบางปะกง

กลุ่มน้ำบางปะกง เป็นกลุ่มน้ำสำคัญในภาคตะวันออกของไทย มีพื้นที่ลุ่มน้ำ 20,303 ตร.กม. ครอบคลุมจังหวัดกรุงเทพมหานคร จันทบุรี ฉะเชิงเทรา ชลบุรี นครนายก นครราชสีมา ปทุมธานี ปราจีนบุรี สมุทรปราการ สระแก้ว และสระบุรี กลุ่มน้ำบางปะกงมีลุ่มน้ำสายย่อย 10 ลุ่มน้ำสาขา (สำนักงานทรัพยากรน้ำแห่งชาติ, 2564) ดังข้างล่างนี้ โดยมีวงเล็บเป็นรหัสลุ่มน้ำ เพื่อแสดงพื้นที่ โดยอ้างอิงตามแผนที่ในรูป 2.2

- 1) ลุ่มน้ำสาขาคลองพระสะทึง (1501) เนื้อที่ประมาณ 2,674.67 ตารางกิโลเมตร ครอบคลุม จังหวัดจันทบุรี ฉะเชิงเทรา ปราจีนบุรี และสระแก้ว
- 2) ลุ่มน้ำสาขาแม่น้ำปรง ส่วนที่ 1 (1502) เนื้อที่ประมาณ 1,622.70 ตารางกิโลเมตร ครอบคลุมจังหวัดปราจีนบุรี และสระแก้ว
- 3) ลุ่มน้ำสาขาแม่น้ำปรง ส่วนที่ 2 (1503) เนื้อที่ประมาณ 983.98 ตารางกิโลเมตร ครอบคลุมพื้นที่ 3 จังหวัด คือ ฉะเชิงเทรา, ปราจีนบุรี และสระแก้ว
- 4) ลุ่มน้ำสาขาแม่น้ำหनुมาน (1504) เนื้อที่ประมาณ 2,137.08 ตารางกิโลเมตร ครอบคลุม พื้นที่ 4 จังหวัด คือ ปราจีนบุรี, นครนายก, สระแก้ว และนครราชสีมา
- 5) ลุ่มน้ำสาขาแม่น้ำปราจีนบุรีตอนล่าง (1505) เนื้อที่ประมาณ 2,190.44 ตารางกิโลเมตร ครอบคลุมพื้นที่ 3 จังหวัด คือ ฉะเชิงเทรา, ปราจีนบุรี และสระแก้ว
- 6) ลุ่มน้ำสาขาแม่น้ำนครนายก (1506) เนื้อที่ประมาณ 1,776.32 ตารางกิโลเมตร ครอบคลุม พื้นที่ 4 จังหวัด คือ สระบุรี, ฉะเชิงเทรา, ปราจีนบุรี และนครนายก
- 7) ลุ่มน้ำสาขาที่ราบแม่น้ำบางปะกง ส่วนที่ 1 (1507) เนื้อที่ประมาณ 1,642.04 ตารางกิโลเมตร ครอบคลุมพื้นที่ 5 จังหวัด คือ กรุงเทพมหานคร, ปทุมธานี, ฉะเชิงเทรา, ปราจีนบุรี และนครนายก
- 8) ลุ่มน้ำสาขาคลองท่าลาด (1508) มีเนื้อที่ประมาณ 2,927.98 ตารางกิโลเมตร ครอบคลุม พื้นที่ 4 จังหวัด คือ ชลบุรี, ฉะเชิงเทรา, ปราจีนบุรี และสระแก้ว
- 9) ลุ่มน้ำสาขาคลองหลวง (1509) มีเนื้อที่ประมาณ 819.55 ตารางกิโลเมตร ครอบคลุม พื้นที่ 2 จังหวัด คือ ชลบุรี และฉะเชิงเทรา
- 10) ลุ่มน้ำสาขาที่ราบแม่น้ำบางปะกง (1510) ส่วนที่ 2 เนื้อที่ประมาณ 3,528.24 ตารางกิโลเมตร ครอบคลุมพื้นที่ 4 จังหวัด คือ กรุงเทพมหานคร, สมุทรปราการ, ชลบุรี และฉะเชิงเทรา



รูป 2.2 แผนที่แสดงลุ่มน้ำบางปะกงในปัจจุบัน

2.3 ค่าการนำไฟฟ้า

ค่าการนำไฟฟ้า (Electrical Conductivity: EC) เป็นค่าวัดความสามารถในการนำกระแสไฟฟ้าของสารละลาย อันมาจากมีเกลือหรือ โลหะ รวมทั้งสารเคมีอนินทรีย์ที่ละลายในน้ำ โดยมีปัจจัยสำคัญดังนี้

- 1) ชนิดของสารเจือปนที่ละลายในน้ำ
- 2) ความเข้มข้นของไอออนในสารละลาย
- 3) อุณหภูมิของสารละลายในขณะที่วัด

(ธารารัตน์ ตั้งจิตร์ และคณะ, 2564) ค่าการนำไฟฟ้า มีค่าตามสมการที่ 2.1

$$K = \frac{\kappa_{cell}}{R} ; \kappa_{cell} = \frac{l}{a} \quad (2.1)$$

โดยที่

κ คือ ค่าการนำไฟฟ้า หรือ สภาพการนำไฟฟ้า (Electrolytic conductivity; S/cm)

R คือ ความต้านทาน (โอห์ม)

a คือ พื้นที่หน้าตัดของแผ่นโลหะ (cm²)

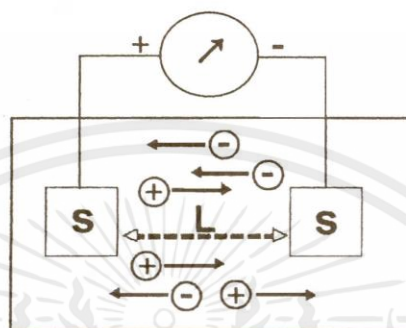
l คือ ระยะห่างระหว่างแผ่นโลหะ (cm)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

K_{cell} คือ ค่าคงที่ของเซลล์ (cm^{-1})

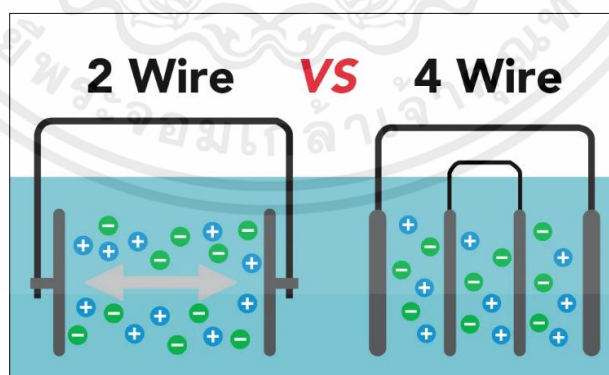
โดยสมการดังกล่าว เป็นการวัดค่าของเหลวที่อุณหภูมิ 25 องศาเซลเซียส

ในส่วนของ K_{cell} เป็นการวัดค่าจากการนำแท่งโลหะที่ เชื่อมต่อไฟฟ้าแรงดันคงที่ ซึ่งทั้งสองแท่งจะมีพื้นที่ผิว a และวางห่างกันระยะ l ตามรูป 2.3 ในการวัดค่า จะสลับขั้วไฟฟ้าของแท่งโลหะดังกล่าวตลอดเวลา เพื่อป้องกันการเคลือบผิวบนแท่งโลหะ



รูป 2.3 ผังการทำงานของตัววัดค่าคงที่ของเซลล์

แต่ในการวัดในพื้นที่จริง โดยเฉพาะในลักษณะแหล่งน้ำ เช่น แม่น้ำ วิธีการวัดค่าคงที่เซลล์ ด้วยวิธีการข้างต้น จะไม่เหมาะสมอย่างยิ่ง จึงพัฒนาโดยการใช้แท่งโลหะ 4 แท่งแทน โดยสองแท่งแรกทำหน้าที่ปล่อยกระแสไฟฟ้าในปริมาณที่น้อย ๆ ปริมาณคงที่ ส่วนที่เหลือ จะวัดค่าความต่างศักย์ เพื่อลดโอกาสในการเกิดการเคลือบบนผิวโลหะ ค่าการนำไฟฟ้าที่วัดได้ มาจากปริมาณกระแสไฟฟ้าที่ไหลระหว่างแท่งโลหะชุดปล่อยกระแสไฟ หาค่าด้วยค่าความต่างศักย์ที่ตกคร่อมที่แท่งโลหะอีก 2 แท่ง



รูป 2.4 เปรียบเทียบเครื่องวัดค่าการนำไฟฟ้าในน้ำแบบ 2 และ 4 แท่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หน่วยการวัด จะเป็นหน่วยเอสไอ คือซีเมนส์ต่อเมตร (S/m) แต่ในทางปฏิบัติ ค่า EC มีค่าน้อยมาก จึงนิยมใช้ในหน่วย ไมโครซีเมนส์ต่อเซนติเมตร ($\mu\text{S}/\text{cm}$) หรือ มิลลิซีเมนส์ต่อเซนติเมตร (mS/cm)

2.4 ค่าความเค็ม

ความเค็ม (Salinity) เป็นปริมาณเกลือโซเดียมคลอไรด์ละลายในน้ำ หน่วยที่ใช้วัดคือ ppt (ส่วนในพันส่วน) หรือส่วนในล้านส่วน (ppm) หรือกรัมต่อลิตร (g/L) ซึ่งมีสมการเปรียบเทียบอย่างง่ายคือ (2.2)

$$1 \text{ ppt} = 1,000 \text{ ppm} = 1 \text{ g/L} \quad (2.2)$$

ในการแบ่งว่าเป็นน้ำจืด กร่อย หรือเค็ม นั้น จะใช้ค่าความเค็มนี้ นำมาอ้างอิงตาราง 1.1 จะสามารถแบ่งลักษณะน้ำได้ดังนี้

- 1) น้ำจืด คือน้ำที่มีค่าความเค็ม ไม่เกิน 0.5 กรัม/ลิตร
- 2) น้ำกร่อย คือน้ำที่มีค่าความเค็มมากกว่า 0.5 แต่ไม่เกิน 15 กรัม/ลิตร
- 3) น้ำเค็ม คือน้ำที่มีค่าความเค็ม มากกว่า 15 กรัม/ลิตร

ในการวัดค่าความเค็ม จะใช้หลักการแบบค่าการนำไฟฟ้าข้างต้น หากมีค่าการนำไฟฟ้าสูง จะถือว่ามีความเค็มสูงตามเช่นกัน จากที่กล่าวมานี้ จึงอนุมานได้ว่า ค่าความเค็มและค่าการนำไฟฟ้า สัมพันธ์กันแบบแปรผันตรง

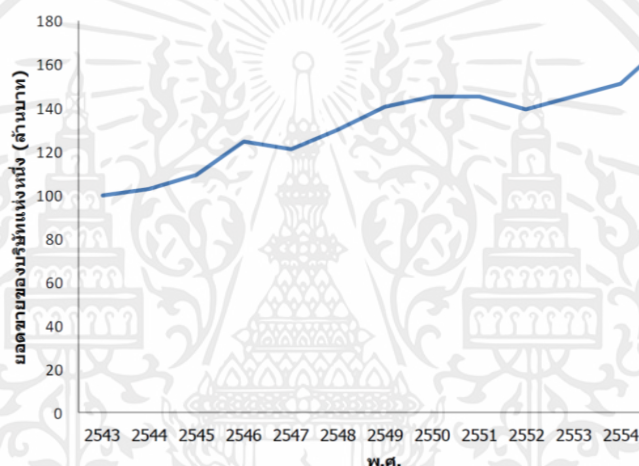
2.5 การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา

อนุกรมเวลา หรือ Time series หมายถึง ชุดข้อมูลของตัวแปรหนึ่งตามลำดับเวลา (ภูมิฐาน รังคกุลนุวัฒน์, 2562: 4) ในช่วงเวลาหนึ่ง ซึ่งแปรผันไปตามเวลาหรือช่วงเวลานั้น

2.5.1 องค์ประกอบของอนุกรมเวลา

ประกอบด้วย 4 ส่วนหลัก ได้แก่

- 1) แนวโน้ม (Trend) คือ อัตราการเพิ่มขึ้นหรือลดลงในช่วงเวลาหนึ่งของข้อมูลเมื่อเวลาผ่านไป และเป็นตัวบ่งบอกอัตราการเพิ่มขึ้นลดลงในภาพรวมในระยะยาว (ภูมิฐาน รังคกุลนุวัฒน์, 2562: 6) เช่น ข้อมูลยอดขายรายเดือนของบริษัทแห่งหนึ่ง แสดงได้ดังรูปต่อไปนี้



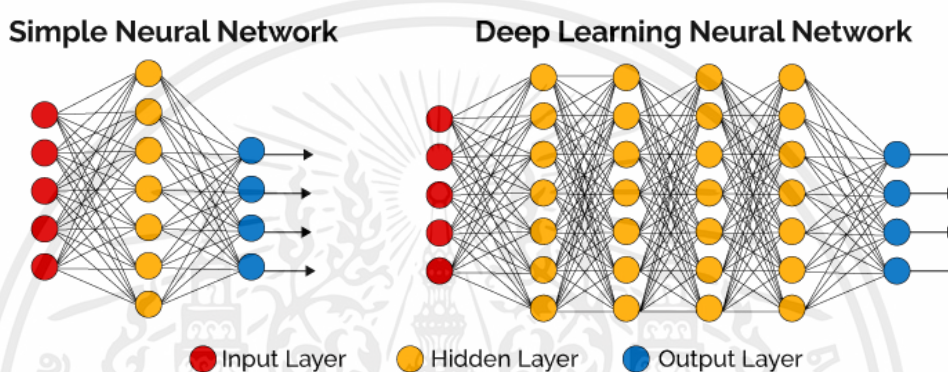
รูป 2.5 แสดงยอดขายรายเดือนของบริษัทแห่งหนึ่ง

จากรูป 2.5 จะเห็นว่า แนวโน้มยอดขายฯ ในภาพรวม มีปริมาณสูงขึ้น แม้ว่าในบางช่วงปีจะมีแนวโน้มลดลง

- 2) รอบ (Cycle) คือ คาบการขึ้นลงของข้อมูลในช่วงเวลาหนึ่ง เริ่มต้นจากเวลาใดก็ได้ ลักษณะของวัฏจักรจะขึ้นลงเป็นรอบ ตามแนวค่าแนวโน้ม
- 3) ความแปรผันทางฤดูกาล (Seasonal Variations) คือ รูปแบบในช่วงเวลาหนึ่งที่เป็นซ้ำกันทุกปี (ภูมิฐาน รังคกุลนุวัฒน์, 2562: 7)
- 4) ความผันผวน (Irregular Fluctuations) คือ ตัวทำให้อนุกรมเวลามีค่าผิดไปจากที่ควรจะเป็น เป็นค่าที่วัดได้หลังจากการหักล้างแนวโน้ม ฤดูกาล และวัฏจักรออกไป

2.6 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

(DataDrivenInvestor, 2022) การเรียนรู้เชิงลึก เป็นสาขาหนึ่งของ Machine Learning ซึ่งมุ่งเน้นในการสร้างแบบจำลอง (model) ที่สามารถเรียนรู้และทำนายผลลัพธ์ได้ดีขึ้นตามปริมาณข้อมูลที่มีอยู่ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (neural networks) เป็นส่วนสำคัญในการสร้างโมเดลนี้ โครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะเป็นโมเดลทางคณิตศาสตร์ที่จำลองหลักการทำงานของเซลล์ประสาทในระบบประสาทของมนุษย์ โดยทำงานโดยมีการรับข้อมูลเข้ามาทาง Input Layer แล้วผ่านการประมวลผลใน Hidden Layer ก่อนที่จะส่งผลลัพธ์ออกมาทาง Output Layer ดังรูปที่ 2.6



รูป 2.6 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการแบ่งออกเป็นชั้น และมีโหนดย่อยประมวลผล

การเรียนรู้เชิงลึก ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการเรียนรู้และปรับปรุงโมเดล โดยจะใช้ข้อมูลจำนวนมากเป็น input ให้กับโมเดล และหาค่าความสัมพันธ์ (relationship) ระหว่างข้อมูลแต่ละชุด เพื่อให้โมเดลสามารถทำนายผลลัพธ์ได้ดีขึ้น

การเรียนรู้เชิงลึกนั้นมีพื้นฐานและได้รับการปรับปรุงจาก Machine Learning แบบดั้งเดิม โดยแบบดั้งเดิมนั้นใช้ความสัมพันธ์เชิงเส้น (linear relationship) ในการทำนายผลลัพธ์อย่าง Linear Regression ดังสมการที่ 2.2 ซึ่งจะมีปัญหาเมื่อต้องทำนายผลลัพธ์ที่ซับซ้อนหรือมีความซับซ้อนของข้อมูล ดังนั้น Deep Learning จึงเกิดขึ้นมาเพื่อแก้ไขปัญหาี้ โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีความซับซ้อนมากขึ้น ซึ่งสามารถจำลองความซับซ้อนของข้อมูลได้มากขึ้นและทำนายผลลัพธ์ได้แม่นยำมากขึ้นด้วย

$$y = b_0 + b_1 \times x_1 + b_2 \times x_2 + \dots + b_n \times x_n \quad (2.3)$$

โดยที่

y คือ ค่าตัวแปรเป้าหมาย (Dependent variable) ที่เราต้องการทำนาย
 x_1, x_2, \dots, x_n คือ ค่าตัวแปรต้น (Independent variables) หรือฟีเจอร์ (Features) ที่เราใช้ในการทำนาย

b_0 คือ ค่าคงที่ (Constant) หรือค่าจุดตัดแกน y (y-intercept) ที่เราสามารถเขียนได้ว่า y เท่ากับ b_0 เมื่อ x_1, x_2, \dots, x_n เป็นศูนย์

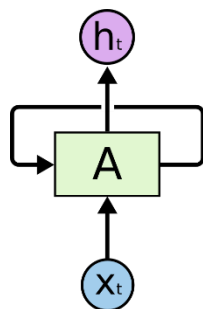
b_1, b_2, \dots, b_n คือ ค่าเชิงเส้น (Coefficients) หรือค่าความชัน (Slope) ที่บอกถึงความสัมพันธ์ระหว่างค่าตัวแปรต้นและค่าตัวแปรเป้าหมาย โดยการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของค่าตัวแปรต้นจะส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของค่าตัวแปรเป้าหมาย

Deep Learning ใช้งานได้กับหลายงานที่ต้องการการประมวลผลข้อมูลที่มีความซับซ้อน ได้แก่ การตรวจจับวัตถุในภาพ (object detection) การจัดกลุ่มข้อมูล (clustering) การแปลภาษา (language translation)

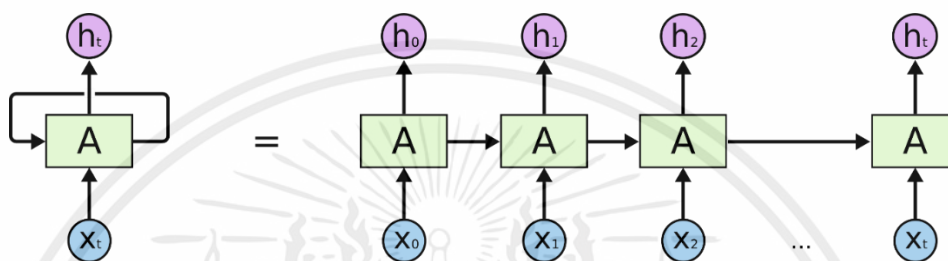
2.6.1 Recurrent Neural Network (RNN)

(Vidyapeetham and Kumar, 2018) RNN คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบมาเพื่อจัดการกับข้อมูลที่เป็นลำดับ โดยเฉพาะ โดย RNN ต่างจาก Neural Network ปกติตรงที่มีหน่วยความจำภายในที่ช่วยให้สามารถจำข้อมูลเข้ามาก่อนหน้าและนำมาใช้ในการประมวลผลข้อมูลในอนาคตได้ เช่น ในการแปลภาษา

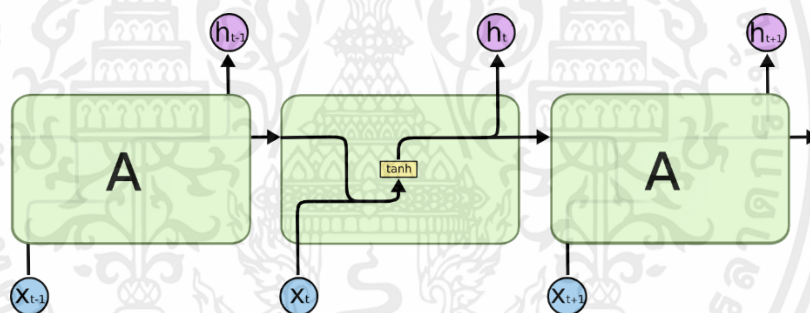
ใน RNN ข้อมูลจะถูกส่งผ่านแต่ละเวลา (time step) โดยข้อมูลที่ส่งต่อไปจะไปรวมกับข้อมูลที่เคยมีอยู่ในขั้นก่อนหน้า และส่งออกมาเป็นผลลัพธ์ที่ใช้ในการทำนายหรือประมวลผลข้อมูลต่อไป ชั้นที่ใช้ในการสร้าง RNN คือชั้น Recurrent Layer โดยประกอบด้วยเซลล์ (cell) หรือโหนด (node) ที่มีการเชื่อมต่อกันเป็นวงกลมเพื่อให้สามารถเก็บค่าของข้อมูลที่ผ่านมาได้และส่งต่อไปในขั้นถัดไป



รูป 2.7 แสดงลักษณะการทำงานของ RNN แบบย่อ



รูป 2.8 แสดงลักษณะการทำงานของ RNN แบบขยาย



รูป 2.9 แสดงโครงสร้างการทำงานภายในของ RNN

ในแต่ละโหนด RNN มีข้อมูลขาเข้ามามีด้วยกันทั้งหมด 2 ส่วน ได้แก่ ข้อมูล input กับ ข้อมูลสถานะซ่อน (hidden state) มีฟังก์ชัน non-linear activation ทำการแปลงข้อมูล input และ hidden state เป็น hidden state และ output ตามลำดับ hidden state ใน time step ที่ t ขึ้นอยู่กับข้อมูล input ใน time step t และ hidden state จาก time step ก่อนหน้า ($t-1$) และผลลัพธ์ (output) ใน time step t ขึ้นอยู่กับ hidden state ใน time step t ดังสมการที่ 2.4 และ 2.5 ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$h_t = f(W_{xh}x_t + W_{hh}h_{t-1} + b_h) \quad (2.4)$$

โดยที่

h_t	คือ	hidden state ใน time step t
f	คือ	ฟังก์ชัน non-linear activation ของสมการ hidden state
W_{xh}	คือ	weight ของข้อมูล input ใน time step t
x_t	คือ	ข้อมูล input ใน time step t
W_{hh}	คือ	weight ของ hidden state ใน time step ก่อนหน้า (t-1)
h_{t-1}	คือ	hidden state ใน time step ก่อนหน้า (t-1)
b_h	คือ	bias vector ของสมการ hidden state

$$\hat{y}_t = g(W_{yh}h_t + b_y) \quad (2.5)$$

โดยที่

\hat{y}_t	คือ	ข้อมูลผลลัพธ์ (output)
g	คือ	ฟังก์ชัน non-linear activation ของสมการ output
W_{yh}	คือ	weight ของ hidden state ใน time step t
b_y	คือ	bias vector ของสมการ output

อย่างไรก็ตาม การฝึก RNN นั้นมีความซับซ้อน โดยเฉพาะปัญหาของ Vanishing Gradient ที่เกิดจากการหา gradient ของฟังก์ชันความสูงของ RNN ที่มีการเชื่อมต่อกันหลายชั้น ซึ่งอาจทำให้ Gradient น้อยลงเรื่อย ๆ และทำให้การฝึก RNN เป็นไปได้ยากและช้ากว่าโมเดลประสาทเทียมอื่น ด้วยเหตุนี้มีการพัฒนา RNN รุ่นพิเศษ เช่น Long Short-Term Memory (LSTM) และ Gated Recurrent Units (GRUs) ซึ่งออกแบบมาเพื่อแก้ปัญหาของ Vanishing Gradient โดยทำการควบคุมการไหลของข้อมูลที่ผ่านเข้ามาในโหนดแต่ละตัว ซึ่งช่วยให้โมเดลสามารถเรียนรู้และจดจำข้อมูลได้นานขึ้น โดย LSTM มีโหนดพิเศษที่ช่วยในการจดจำและลบข้อมูลและ GRU ใช้เกตเวย์เพื่อควบคุมการเข้าถึงข้อมูลในการประมวลผลในแต่ละชั้น

ในปัจจุบัน RNN มีการนำไปใช้งานในหลายงาน เช่น การทำนายข้อมูลในอนาคตของราคาหุ้น การแปลภาษาอัตโนมัติ การรับรู้เสียงและการพูด และการสร้างคำบรรยายภาพ เป็นต้น โดยมีการพัฒนา RNN อย่างต่อเนื่องเพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพในการประมวลผลข้อมูลในลักษณะต่างๆ ทำให้มีการใช้งาน RNN มากขึ้นในปัจจุบัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.6.2 Long Short-Term Memory (LSTM)

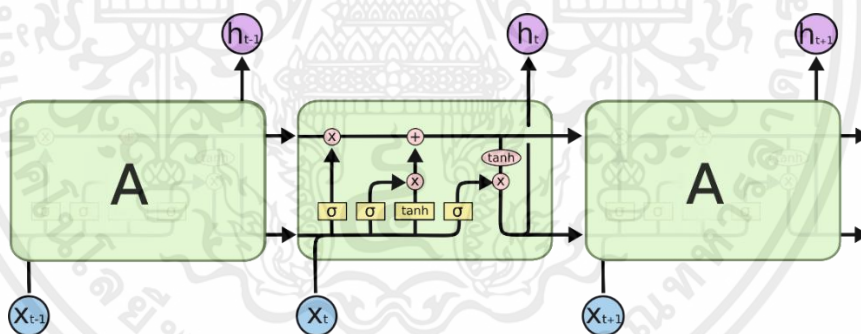
(Vidyapeetham and Kumar, 2018) LSTM เป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการจำแนกและเรียนรู้ลำดับของข้อมูล (sequence data) โดยเฉพาะอย่างยิ่งการจัดการกับลำดับเวลาที่เกี่ยวข้องกับความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลของแต่ละช่วงเวลา ซึ่งเป็นการต่อยอดมาจาก RNN พัฒนาและนำเสนอในปี ค.ศ.1997 โดย Hochreiter และ Schmidhuber

LSTM ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อแก้ไขปัญหา vanishing gradient ที่เกิดจากการทำงานของ RNN แบบดั้งเดิมที่ไม่สามารถเรียนรู้ลำดับเวลาที่ยาวนานได้ โดยวิธีการที่ LSTM ใช้คือการใส่ gate หรือช่องทางควบคุม เพื่อเลือกเก็บหรือลบข้อมูลที่สำคัญหรือไม่สำคัญจากช่วงเวลาก่อนหน้า

LSTM ประกอบด้วยหลายๆ โหนดหรือเซลล์ โดยแต่ละโหนดประกอบด้วย 3 gates คือ

- 1) Input gate ควบคุมการนำข้อมูลใหม่เข้าสู่ memory cell ในขณะที่ช่วงเวลาปัจจุบัน
- 2) Forget gate ควบคุมการลบข้อมูลเก่าออกจาก memory cell ในช่วงเวลาก่อนหน้า
- 3) Output gate ควบคุมการส่งข้อมูลออกจาก memory cell ในช่วงเวลาปัจจุบัน

โดยแต่ละ gate จะเป็นฟังก์ชัน sigmoid ซึ่งจะมีค่าในช่วง 0 ถึง 1 และใช้เป็นช่องทางควบคุมการกรองข้อมูล

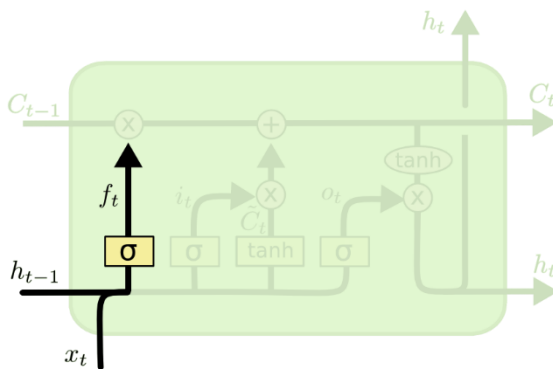


รูป 2.10 โครงสร้างการทำงานภายในของ LSTM

การทำงานของ LSTM คือการคำนวณสถานะ (state) ใหม่ของ memory cell โดยใช้สมการทางคณิตศาสตร์เพื่อผสมผสานผลลัพธ์จาก input gate, forget gate และ output gate กับข้อมูลที่เข้ามาใหม่ เพื่อปรับค่าที่เก็บไว้ใน memory cell จะถูกนำไปใช้ในการทำนายผลลัพธ์ต่อไปในช่วงเวลาถัดไป

ในแต่ละ โหนด LSTM นั้นมีขั้นตอนการทำงานโดยใช้สมการทางคณิตศาสตร์อยู่ด้วยกันทั้งหมด 4 ขั้นตอน ได้แก่ ขั้นตอน forget gate, ขั้นตอน input gate, ขั้นตอน update memory cell, และขั้นตอน output gate ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



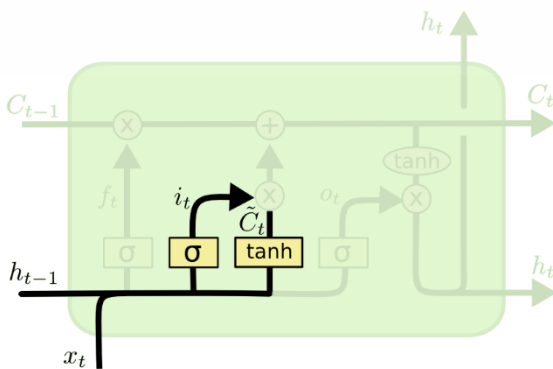
รูป 2.11 เส้นทางการทำงานของขั้นตอน forget gate

โดยเริ่มแรก ขั้นตอน forget gate เป็นขั้นตอนที่ทำหน้าที่ควบคุมการลบข้อมูลเก่าออก จาก memory cell ซึ่งขึ้นอยู่กับข้อมูล input ใน time step t และ hidden state ใน time step ก่อนหน้า (t-1) ผ่านฟังก์ชัน Sigmoid เพื่อตัดสินใจว่าจะลืมหรือลบข้อมูลใดใน memory cell ดังสมการที่ 2.6

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f) \tag{2.6}$$

โดยที่

- f_t คือ ค่า forget gate
- σ คือ ฟังก์ชัน Sigmoid
- W_{xf} คือ weight ของข้อมูล input ใน time step t
- x_t คือ ข้อมูล input ใน time step t
- W_{hf} คือ weight ของ hidden state ใน time step ก่อนหน้า (t-1)
- h_{t-1} คือ hidden state ใน time step ก่อนหน้า (t-1)
- b_f คือ bias vector ของสมการ forget gate



รูป 2.12 เส้นทางการทำงานของขั้นตอน input gate

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนต่อไป ขั้นตอน input gate เป็นขั้นตอนที่ทำหน้าที่การนำข้อมูลใหม่เข้าสู่ memory cell ซึ่งขึ้นอยู่กับข้อมูล input ใน time step t และ hidden state ใน time step ก่อนหน้า (t-1) โดยแบ่งออกเป็น 2 ทาง ทางแรกผ่านฟังก์ชัน Sigmoid ไปเป็นค่า input gate เพื่อตัดสินใจว่าจะเพิ่มข้อมูลใหม่ใดลงใน memory cell และทางที่สองผ่านฟังก์ชัน Hyperbolic Tangent ไปเป็นข้อมูล candidate ที่จะถูกนำไปเพิ่มใน memory cell ดังสมการที่ 2.7 และ 2.8 ตามลำดับ

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i) \quad (2.7)$$

โดยที่

i_t คือ ค่า input gate

σ คือ ฟังก์ชัน Sigmoid

W_{xi} คือ weight ของข้อมูล input ใน time step t

x_t คือ ข้อมูล input ใน time step t

W_{hi} คือ weight ของ hidden state ใน time step ก่อนหน้า (t-1)

h_{t-1} คือ hidden state ใน time step ก่อนหน้า (t-1)

b_i คือ bias vector ของสมการ input gate

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (2.8)$$

โดยที่

\tilde{c}_t คือ ข้อมูล candidate

\tanh คือ ฟังก์ชัน Hyperbolic Tangent

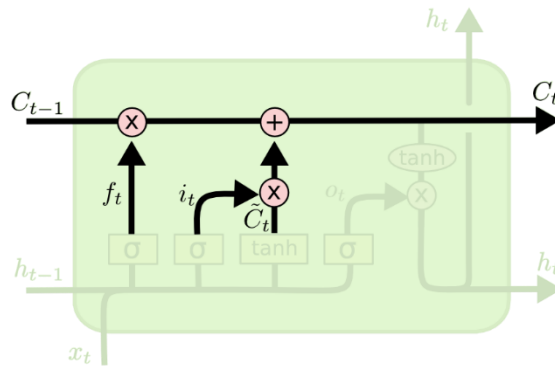
W_{xc} คือ weight ของข้อมูล input ใน time step t

x_t คือ ข้อมูล input ใน time step t

W_{hc} คือ weight ของ hidden state ใน time step ก่อนหน้า (t-1)

h_{t-1} คือ hidden state ใน time step ก่อนหน้า (t-1)

b_c คือ bias vector ของสมการข้อมูล candidate



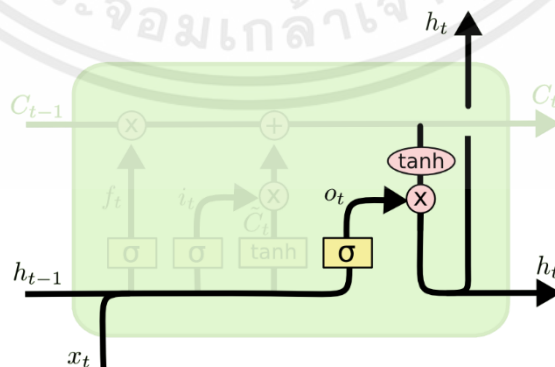
รูป 2.13 เส้นทางการทำงานของขั้นตอน update memory cell

หลังจากผ่านขั้นตอน forget gate และ input gate แล้ว ก็จะเข้าสู่ขั้นตอน update memory cell ซึ่งเป็นขั้นตอนที่ทำการอัปเดตข้อมูลใน memory cell โดยการลบข้อมูลเก่าและเพิ่มข้อมูลใหม่จากการควบคุมของ forget gate และ input gate ตามลำดับ ดังสมการที่ 2.9

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \tag{2.9}$$

โดยที่

- C_t คือ memory cell ใน time step t
- f_t คือ ค่า forget gate
- C_{t-1} คือ memory cell ใน time step ก่อนหน้า (t-1)
- i_t คือ ค่า input gate
- \tilde{C}_t คือ ข้อมูล candidate



รูป 2.14 แสดงเส้นทางการทำงานของขั้นตอน output gate

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และสุดท้าย ขั้นตอน output gate เป็นขั้นตอนที่ทำหน้าที่ควบคุมการส่งข้อมูลออกจาก memory cell ซึ่งขึ้นอยู่กับข้อมูล input ใน time step t และ hidden state ใน time step ก่อนหน้า ($t-1$) ผ่านฟังก์ชัน Sigmoid เพื่อตัดสินใจว่าจะส่งข้อมูลใดที่มาจากข้อมูล memory cell ผ่านฟังก์ชัน Hyperbolic Tangent ออกเป็นผลลัพธ์ ดังสมการที่ 2.10 และ 2.11 ตามลำดับ

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o) \quad (2.10)$$

โดยที่

o_t	คือ ค่า output gate
σ	คือ ฟังก์ชัน Sigmoid
W_{xo}	คือ weight ของข้อมูล input ใน time step t
x_t	คือ ข้อมูล input ใน time step t
W_{ho}	คือ weight ของ hidden state ใน time step ก่อนหน้า ($t-1$)
h_{t-1}	คือ hidden state ใน time step ก่อนหน้า ($t-1$)
b_o	คือ bias vector ของสมการ output gate

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (2.11)$$

โดยที่

h_t	คือ hidden state ใน time step t
o_t	คือ ค่า output gate
\tanh	คือ ฟังก์ชัน Hyperbolic Tangent
c_t	คือ memory cell ใน time step t

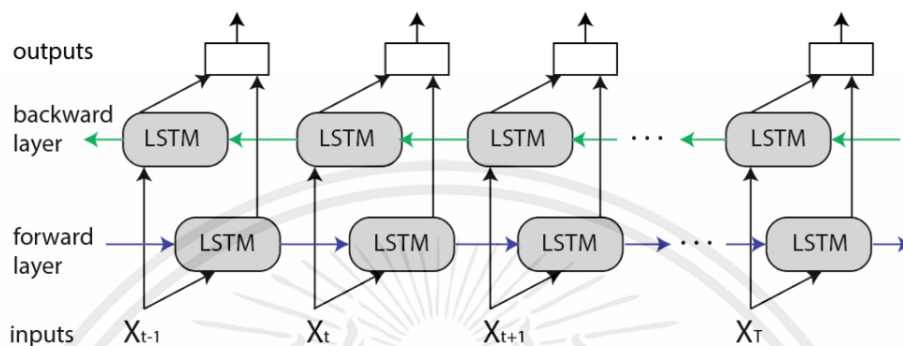
ด้วยการใช้ gate เพื่อควบคุมการกรองข้อมูล ทำให้ LSTM สามารถเรียนรู้ลำดับเวลาที่ยาวนานได้โดยไม่มีปัญหาของ vanishing gradient ซึ่งเป็นปัญหาที่ทำให้ gradient ในการอัปเดตค่าน้ำหนักของ neural network มีค่าเล็กจนไม่สามารถเรียนรู้ข้อมูลได้ในลำดับข้อมูลที่ยาวนาน ดังนั้น LSTM ถือเป็นโมเดล neural network ที่มีประสิทธิภาพในการเรียนรู้ลำดับข้อมูลแบบยาวนานที่สุดในปัจจุบัน

2.6.3 Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM)

(Rahman, Yutaka and Nakamura, 2021) Bi-LSTM เป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาท

เทียมที่พัฒนามาจาก LSTM โดยเพิ่มการเชื่อมต่อจากทั้งสองทิศทาง คือไม่ได้เป็นเพียงแค่แบบเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

sequential LSTM ที่มีการเรียนรู้แบบตามลำดับทางเดียวเท่านั้น แต่ Bi-LSTM ยังสามารถเรียนรู้จากข้อมูลที่อยู่ก่อนและหลังปัจจุบันได้ ดังนั้น แบบจำลอง Bi-LSTM จึงสามารถใช้งานได้ดีในการจัดการกับข้อมูลแบบลำดับที่มีความซับซ้อน ตัวอย่างเช่น การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) เป็นต้น



รูป 2.15 โครงสร้างการทำงานของ Bi-LSTM

Bi-LSTM มีขั้นตอนการทำงานเหมือนกับ LSTM แบบทุกอย่าง แตกต่างกันที่ Bi-LSTM มีการเพิ่ม LSTM มาอีกอันหนึ่งในทิศทางย้อนกลับ ทำให้มีการส่งข้อมูล input และการประมวลผลของ hidden layer ในสองทิศทาง คือทั้งในทิศทางไปข้างหน้า (forward hidden layer) และย้อนกลับ (backward hidden layer) ข้อมูล hidden state ที่ได้จากทั้งสองทิศทางจะถูกนำไปคำนวณเป็นข้อมูล output ดังสมการที่ 2.12, 2.13 และ 2.14 ตามลำดับ

$$h_t^f = \sigma(W_{xo}^f x_t + W_{ho}^f h_{t-1}^f + b_o^f) * \tanh(c_t^f) \quad (2.12)$$

โดยที่

- h_t^f คือ hidden state ใน time step t (forward hidden layer)
- σ คือ ฟังก์ชัน Sigmoid
- W_{xo}^f คือ weight ของข้อมูล input ใน time step t (forward hidden layer)
- x_t คือ ข้อมูล input ใน time step t
- W_{ho}^f คือ weight ของ hidden state ใน time step ก่อนหน้า (t-1)
- h_{t-1}^f คือ hidden state ใน time step ก่อนหน้า (t-1) (forward hidden layer)
- b_o^f คือ bias vector ของสมการ output gate (forward hidden layer)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

\tanh คือ ฟังก์ชัน Hyperbolic Tangent
 c_t^f คือ memory cell ใน time step (forward hidden layer)

$$h_t^b = \sigma(W_{x_o}^b x_t + W_{h_o}^b h_{t-1}^b + b_o^b) * \tanh(c_t^b) \quad (2.13)$$

โดยที่

h_t^b คือ hidden state ใน time step t (backward hidden layer)
 σ คือ ฟังก์ชัน Sigmoid
 $W_{x_o}^b$ คือ weight ของข้อมูล input ใน time step t (backward hidden layer)
 x_t คือ ข้อมูล input ใน time step t
 $W_{h_o}^b$ คือ weight ของ hidden state ใน time step ก่อนหน้า (t-1)
 h_{t-1}^b คือ hidden state ใน time step ก่อนหน้า (t-1) (backward hidden layer)
 b_o^b คือ bias vector ของสมการ output gate (backward hidden layer)
 \tanh คือ ฟังก์ชัน Hyperbolic Tangent
 c_t^b คือ memory cell ใน time step (backward hidden layer)

$$y_t = W_{hy}^f h_t^f + W_{hy}^b h_t^b + b_y \quad (2.14)$$

โดยที่

y_t คือ ข้อมูลผลลัพธ์ (output)
 W_{hy}^f คือ weight ของ forward hidden state ใน time step t
 h_t^f คือ forward hidden state ใน time step t
 W_{hy}^b คือ weight ของ backward hidden state ใน time step t
 h_t^b คือ backward hidden state ใน time step t
 b_y คือ bias vector ของสมการ output

2.7 ฟังก์ชันกระตุ้น

ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) คือฟังก์ชันภายใน neural network ที่รับข้อมูลจากทุก input แล้วส่งค่าออกมา ในการใช้งานนี้มี 2 ประเภทคือ

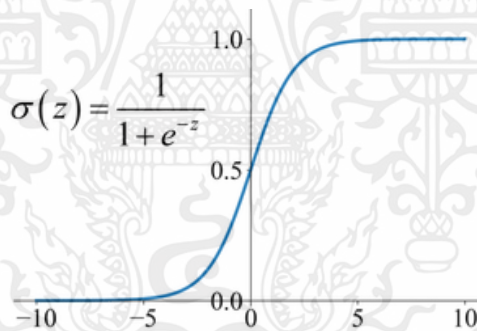
2.7.1 Sigmoid Function

เป็นฟังก์ชันรูปตัวเอส ค่าที่ได้มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 มีสมการคำนวณคือ (2.15)

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^x} \quad (2.15)$$

โดยที่

$\sigma(x)$ คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์
 e คือ ค่าลอการิทึมธรรมชาติ
 x คือ ข้อมูล Input



รูป 2.16 กราฟ ซิกมอยด์ ฟังก์ชัน

2.7.2 Hyperbolic Tangent Activation Function (Tanh Function)

เป็นฟังก์ชันลักษณะตัวเอส เช่นเดียวกับซิกมอยด์ แต่ค่าที่ออกมา มีค่าระหว่าง -1 ถึง 1 มีสมการคำนวณคือ (2.16)

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.16)$$

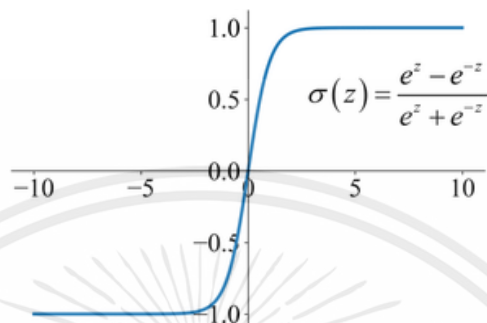
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่

$\tanh(x)$ คือ ฟังก์ชัน Tanh

e คือ ค่าลอการิทึมธรรมชาติ

x คือ ข้อมูล Input



รูป 2.17 กราฟ Tanh Function

2.8 ตัวประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง

การทำนายที่ออกไปทางปริมาณ เป็นลักษณะ regression คือเป็นจำนวนจริงเป็นจำนวนต่อเนื่อง ดังนั้น จึงต้องมีเครื่องมือวัดค่าการสูญเสียความแม่นยำในการทำนาย (loss function) โดยยิ่งมีค่าน้อยเท่าใด การทำนายยิ่งมีความแม่นยำสูงตามเท่านั้น

2.8.1 ราคาของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error: RMSE)

เป็นการหาค่าโดยการยกกำลังสองของค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อน ค่าที่ได้จะมีค่าตั้งแต่ศูนย์ขึ้นไปถึงอนันต์ แต่วิธีนี้มีโอกาสให้ค่าคลาดเคลื่อนสูง ในกรณีที่ข้อมูลมีค่ากระโดด (outlier)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{n}} \quad (2.17)$$

โดยที่

y_t คือ ค่าจริง ณ เวลาที่ t

\hat{y}_t คือ ค่าที่ทำนายได้ ณ เวลาที่ t

n คือ จำนวนข้อมูลกลุ่มตัวอย่าง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.8.2 ค่าเฉลี่ยของร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean absolute percentage error: MAPE)

เป็นการหาค่า ร้อยละของค่าเฉลี่ยของสัดส่วนระหว่างค่าคลาดเคลื่อนต่อค่าจริง มีข้อดีคือ รวบรวมข้อมูลทุกรูปแบบรวมถึงข้อมูลที่มีค่ากระโดดสูง แต่มีข้อเสีย คือ ใช้งานกับข้อมูลจริงที่มีค่าจริงเป็นศูนย์ไม่ได้

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \quad (2.18)$$

โดยที่

- y_t คือ ค่าจริง ณ เวลาที่ t
- \hat{y}_t คือ ค่าที่ทำนายได้ ณ เวลาที่ t
- n คือ จำนวนข้อมูลกลุ่มตัวอย่าง

2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.9.1 แบบพยากรณ์ในการทำนายความเค็ม โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ LSTMs

เป็นการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ความเค็มในน้ำ อันมาจากการรुकล้าของน้ำเค็มจากทะเล โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Long short-term memory (LSTM) ในพื้นที่ Hangzhou สาธารณรัฐประชาชนจีน โดยนำข้อมูลความเค็มมาจากสถานีอุทกวิทยา Cangqian เลียบแม่น้ำ Qiantang เพื่อวิเคราะห์ความเค็มของน้ำในพื้นที่ ข้อมูลที่นำมาใช้ เป็นข้อมูลความเค็มสูงสุดของแต่ละวัน เพื่อทำนายความเค็มในวันถัดไป



รูป 2.18 แผนที่แสดงตำแหน่งของแม่น้ำและจุดวัด

ข้อมูลที่นำมาใช้ เป็นค่าความเค็ม หน่วยมิลลิกรัมต่อลิตร ซึ่งเป็นข้อมูลตัวอย่าง มาจากการจัดเก็บตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม 2549 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม 2554 รวม 2,191 จำนวน โดยแบ่งเป็นเป็นชุดเพื่อสอนและทดสอบให้กับแบบจำลอง ในอัตราส่วน 9:1 ตามลำดับ เพื่อให้การทำแบบจำลองมีน้ำหนักในการสนใจข้อมูลเท่ากัน จึงนำข้อมูลมาทำกระบวนการ linear transformation equation เพื่อปรับลำดับข้อมูลให้ออกมาตรงตามช่วงค่าข้อมูลที่ต้องการ

ในการสร้างแบบจำลอง ใช้โปรแกรม MATLAB รุ่น 9.5.0.94444 หลังจากที่ได้ปรับค่าข้อมูลของชุดสอนและทดสอบของแบบจำลองไปแล้ว จึงตั้งค่าแบบจำลอง โดยปรับตัว optimizer ให้เป็น adam ปรับจำนวนครั้งในการสอนสูงสุดเป็น 250 epochs เพื่อป้องกันไม่ให้เกิดภาวะ gradient exploding หรือภาวะค่าทำนายพุ่งเกินขอบเขต, ให้ระบุค่าการเรียนรู้เบื้องต้น อยู่ที่ร้อยละ 0.005 และลดอัตราการเรียนรู้ หลังจากการสอนไปแล้ว 125 epochs โดยการกำหนดตัวคูณด้วยค่า 0.2 วัดผลประสิทธิภาพการทำนายด้วย RMSE

จากการทำนายข้างต้นพบว่า มีค่า RMSE อยู่ที่ 303.2409 mg/L จึงสรุปได้ว่า LSTM สามารถลดปริมาณงานมหาศาลได้ ซึ่งเกิดจากการมีหลายตัวแปรในการทำนายในระยะสั้นและยาว สามารถ

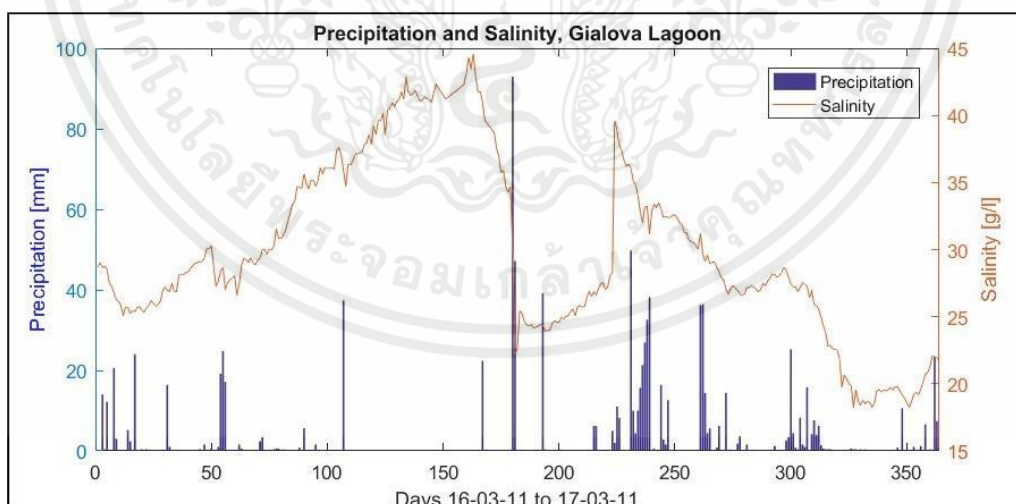
แก้ปัญหาค่าสหสัมพันธ์ (correlation) ของตัวแปรในช่วงเวลาระยะยาวให้สัมพันธ์มากขึ้นกันได้ ดังนั้น LSTM จึงเหมาะสมต่อการทำนาคความเค็มอย่างมาก

อย่างไรก็ตาม ข้อมูลทางอุทกวิทยาที่นำมาใช้ มีอิทธิพลจากปัจจัยอื่นมาเกี่ยวข้องด้วย นอกเหนือจากค่าการนำไฟฟ้า เช่น คาบการวัดที่ใหญ่ เพราะเป็นการวัดค่ารายวัน ค่าความเค็มมาจากแหล่งเดียวแต่มีตัวแปรในการเก็บเชิงเวลามหาศาล ทำให้อนุกรมเวลามีมิติข้อมูลใหญ่ (high dimension data) คือจำนวนแหล่งที่เก็บน้อยเกินไป แหล่งข้อมูลไม่หลากหลาย

ประการต่อมาคือ ไม่มีการระบุจำนวน โหนดและชั้นของ Neural Network ที่ใช้งาน มีเพียงระบุการใช้ฟังก์ชันกระตุ้นในตอนที่ทำนายค่าออกมาเท่านั้น คือ rectified linear unit (ReLU) ซึ่งทำหน้าที่บังคับค่าที่ทำนายได้เป็นลบให้เปลี่ยนเป็นศูนย์ ส่วนค่าศูนย์กับบวก ไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าแต่อย่างใด และที่สำคัญที่สุด คือใช้ตัววัดประสิทธิภาพเพียงตัวเดียว คือ RMSE ในการวัดผลควรใช้มากกว่านี้ เช่น MAPE

2.9.2 ความแปรปรวนเชิงพื้นที่ของการประมาณความเค็มและการไหลของน้ำในทะเลสาบน้ำเค็มชายฝั่งเกียโลวา ประเทศกรีซ

วิจัยความเค็มของน้ำในบริเวณทะเลสาบน้ำเค็มชายฝั่งเกียโลวา ประเทศกรีซ เพื่อศึกษาการแลกเปลี่ยนกันระหว่างน้ำจืดกับน้ำเค็ม ตัวข้อมูลใช้ข้อมูล เก็บได้จากสถานีวัดในพื้นที่ ช่วงข้อมูลตั้งแต่วันที่ 11 มีนาคม 2559 ถึง 11 มีนาคม 2560 ข้อมูลมีความถี่ 5 นาที ปรับปรุงข้อมูลที่หายไปโดยใช้วิธีการ linear interpolation



รูป 2.19 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างความเค็มกับปริมาณน้ำฝนในช่วงเวลาดังกล่าว

ผลการวิจัย (ในที่นี้คือความสัมพันธ์ที่สนใจ) คือปริมาณน้ำฝนกับความเค็มของน้ำ จากรูปข้างต้น พบว่าในเดือนแรกของปี ค่าน้ำฝนรายวันมีค่าสูงสุดที่ประมาณ 25 มม. หลังจากนั้นค่าน้ำฝนต่ำลง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ยกเว้นในช่วงฤดูร้อน จะอยู่ที่ประมาณ 40 มม. หลังจากผ่านช่วงฤดูร้อนกับสภาวะฝนน้อย (อันมาจากภูมิอากาศเมดิเตอร์เรเนียน) เกิดเหตุการณ์ฝนตกหนักขึ้นในช่วงปลายฤดูร้อน วัดได้ค่า 93 มม. ส่วนในช่วงฤดูใบไม้ร่วงจนถึงฤดูหนาว ค่าน้ำฝนขึ้นมาถึง 50 มม. ส่วนในด้านความเค็มของน้ำ ช่วงต้นปี จะมีค่าใกล้เคียงที่ 40 กรัม/ลิตร และเพิ่มขึ้นทีละน้อย ก่อนที่จะลดลงอย่างรวดเร็วในช่วงฤดูร้อน อันมาจากเหตุที่ฝนตกหนัก หลังจากช่วงฝนตกหนักผ่านไป ค่าความเค็มจะกลับมาอยู่ที่ระดับ 40 กรัม/ลิตร และลดลงมาอีกครั้งในช่วงฤดูใบไม้ร่วงจนถึงฤดูหนาว อยู่ที่ระดับ 20 กรัม/ลิตร หากจะอนุมานจากความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณน้ำฝนกับความเค็มของน้ำ จะพบว่า ฝนเป็นปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลต่อความเค็มคือหากมีฝนตก ค่าความเค็มจะลดลง โดยจะลดลงอย่างรวดเร็วหากมีปริมาณฝนตกหนัก

2.9.3 LSTM กับ กระบวนการปรับปรุงข้อมูลโหลดไฟฟ้า

เป็นการทดสอบประสิทธิภาพในการทำงานของ LSTM ต่อการปรับปรุงข้อมูลที่มีปัญหาซึ่งมีลักษณะคือ ขาดหายไปทั้งคาบ ขาดหายบางส่วนแต่ยังครบคาบ และมีค่า minimax คือมีค่าพุ่งกระโดดแบบผิดไปจากปกติที่ควรจะเป็น

ชุดข้อมูลที่นำมาใช้คือปริมาณการใช้หน่วยไฟฟ้าในโตรอนโต ประเทศแคนาดา เป็นข้อมูลรายชั่วโมง ตั้งแต่ มกราคมถึงกรกฎาคม พ.ศ. 2559 หลังจากแบ่งชุดข้อมูลแล้ว นำชุดที่จะนำมาสอน หักลบด้วยค่าเฉลี่ยของชุดทดสอบ เพื่อให้ค่าข้อมูลเป็นค่ามาตรฐาน จากนั้นตั้งค่าแบบจำลอง โดยตั้งให้ 22 ค่าแรกเป็น input เพื่อทำนายค่าในขั้นเวลาที่ 23 จากนั้นนำไปสอนกับแบบจำลองต่อไป

จากนั้น แกะไขข้อมูลในชุดทดสอบ เพื่อเป็นการจำลองว่าข้อมูลมีปัญหา โดยจะทดสอบในสถานการณ์ดังต่อไปนี้

- 1) ข้อมูลขาดหายไปทั้งคาบหรือบางส่วน ให้สุ่มตำแหน่งเวลา จากนั้นเปลี่ยนค่าเป็นศูนย์
- 2) ข้อมูลที่เป็นค่ากระโดด ให้สุ่มค่าตามตำแหน่งเวลาที่ต้องการ จากนั้นเปลี่ยนเป็นค่าของตำแหน่งเวลาก่อนหน้า เป็นตัวเลขสุ่มที่มีขนาดใหญ่มาก ๆ ส่วนตำแหน่งเวลาถัดไป ให้แทนด้วยตัวเลขที่มีค่าน้อยมาก ๆ

ตัวที่นำมาวัดประสิทธิภาพกับชุดข้อมูล คือ RMSE MAE และ MAPE โดยจะวัดเทียบกันระหว่างชุดทดสอบเดิมที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลงข้อมูลแต่อย่างใด ชุดข้อมูลที่ถูกปรับเปลี่ยนให้เกิดปัญหาด้วยวิธีข้างต้น และชุดข้อมูลที่ได้ปรับปรุงมาแล้ว โดยการใช้แบบจำลองนี้ เพื่อมาเทียบกับการทำนายด้วยแบบจำลองที่ใช้ทำนายค่าปกติ ซึ่งไม่ใช่ตัวเดียวกับข้างต้น

ผลการทดลอง ดังตารางที่ 2.1 และ 2.2 สำหรับชุดข้อมูลในสถานการณ์ที่ข้อมูลขาดหาย และเกิดค่าเปลี่ยนแปลงแตกต่างกันมาก ตามลำดับ

ตาราง 2.1 ประสิทธิภาพกับชุดข้อมูลที่ขาดหายไป

ลักษณะชุดข้อมูล	MSE	RMSE	MAPE
ดั้งเดิม	0.256	0.506	2.639
ตัดแปลงแล้ว	1.214	1.101	3.433
ปรับปรุงแล้ว	0.269	0.519	2.678

ตาราง 2.2 ประสิทธิภาพกับชุดข้อมูลที่มีค่ากระโดด

ลักษณะชุดข้อมูล	MSE	RMSE	MAPE
ดั้งเดิม	0.256	0.506	2.639
ตัดแปลงแล้ว	0.550	0.741	2.912
ปรับปรุงแล้ว	0.271	0.520	2.644

ผลการทดลอง จะดูที่ค่า MAPE เป็นหลัก พบว่า ชุดข้อมูลที่มีค่าเปลี่ยนแปลงแตกต่างกันมาก มีค่า MAPE 2.912% ซึ่งน้อยกว่าชุดข้อมูลที่มีค่าขาดหายไป ซึ่งมีค่าที่ 3.433%

หลังจากที่ปรับปรุงชุดข้อมูลทั้งสองแล้ว พบว่า ชุดข้อมูลที่มีค่าเปลี่ยนแปลงแตกต่างกันมาก มีค่าอยู่ที่ 2.644% ซึ่งน้อยกว่าชุดข้อมูลที่มีค่าขาดหายไป โดยมีค่าที่ 2.678%

จึงสรุปได้ว่า LSTM สามารถซ่อมแซมข้อมูลที่มีลักษณะเป็นค่าเปลี่ยนแปลงแตกต่างกันมากได้ดีกว่าชุดข้อมูลที่มีค่าขาดหายไป

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

3.1 แบบจำลอง

วิธีและขั้นตอนในการดำเนินงานวิจัย ในส่วนของแบบจำลอง แบ่งเป็นส่วนได้ดังนี้

- 1) ตำรวจข้อมูล
- 2) ปรับปรุงข้อมูล
- 3) กำหนดชุดข้อมูล สำหรับการทำนายแบบรายชั่วโมงและรายวัน
- 4) กำหนดประชากรและกลุ่มตัวอย่าง
- 5) สร้างแบบจำลอง
- 6) ทฤษฎีในการแปลงค่าการนำไฟฟ้าที่ทำนายได้ เป็นค่าความเค็ม
- 7) เครื่องมือวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

3.1.1 ตำรวจข้อมูล

ตาราง 3.1 ที่มาของข้อมูลของ โดยแบ่งตามลักษณะ

ตัวแปรที่จะนำมาใช้ (หน่วย)	แหล่งข้อมูล	สถานีวัด (ตำแหน่งโดยสังเขป)	ลักษณะของค่าข้อมูล และความถี่
ค่าการนำไฟฟ้า ($\mu\text{S/cm}$)	กรมชลประทาน (ลุ่มน้ำบางปะกง)	วัดใหม่บางคล้า (บริเวณ หน้าวัดใหม่บางคล้า)	ค่าที่วัดได้ในขณะนั้น ทุก 15 นาที

ตัวแปรที่จะนำมาใช้กับแบบจำลอง มาจากแหล่งข้อมูลโดยมีลักษณะดังตาราง 3.1 ช่วงเวลาในการเลือกข้อมูล เป็นข้อมูลของปีพ.ศ. 2565

3.1.2 ปรับปรุงข้อมูล

มีลำดับในการปรับปรุงดังนี้

- 1) เรียงข้อมูลตามลำดับเวลา เริ่มจากวันที่ก่อน ไปวันที่ล่าสุด
- 2) ตัดแถวซ้ำกันทุกประการ คือมีค่าเดียวเหมือนกันทุกประการให้เหลือเพียงชุดเดียว โดยเก็บแถวซ้ำลำดับแรกเพียงอย่างเดียว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 3) หาเวลาที่ซ้ำเวลา แต่วัดค่าได้ต่างกัน แล้วหาค่ามัธยฐาน ให้มาเป็นตัวแทนของกลุ่มที่ซ้ำกันเพียงค่าเดียว แต่เนื่องจากชุดข้อมูลในปีพ.ศ. 2565 ไม่มีการซ้ำในลักษณะนี้ จึงข้ามขั้นตอนนี้ไป
- 4) ในบางช่วงเวลาที่ข้อมูลหายไป คือจำนวนชุดข้อมูลที่นำมาใช้นี้ จะมีจำนวนทั้งหมด 8,760 ค่า แต่จากการตรวจสอบ พบว่ามีไม่ถึงจำนวน จึงทำการซ่อม โดยใช้วิธีการ linear interpolation ตามสมการที่ 3.1 โดยอ้างอิงตามอัตราการเปลี่ยนแปลงค่าข้อมูลตามค่าเวลาที่เปลี่ยนไป

$$y = y_0 + (x - x_0) \frac{y_1 - y_0}{x_1 - x_0} \quad (3.1)$$

โดยที่

- y คือ ค่าของข้อมูลที่คำนวณใหม่ แทนที่จุดที่ข้อมูลหายไป
- x คือ ค่าของเวลาในจุดที่ข้อมูลหายไป
- x_0 คือ ค่าของเวลาในจุดที่ข้อมูลก่อนหน้าของจุดที่ข้อมูลหายไป
- x_1 คือ ค่าของเวลาในจุดที่ข้อมูลถัดไปของจุดที่ข้อมูลหายไป
- y_0 คือ ค่าของข้อมูล ณ ตำแหน่งเวลาที่ x_0
- y_1 คือ ค่าของข้อมูล ณ ตำแหน่งเวลาที่ x_1

- 5) บัณฑิตนิยมเหลือเพียงสองหลัก
- 6) ลดความถี่เหลือเพียงรายชั่วโมง โดยเลือกเฉพาะค่าชั่วโมงตรงของแต่ละชั่วโมงเพียงค่าเดียวเท่านั้น

3.1.3 กำหนดชุดข้อมูล สำหรับการทำนายแบบรายชั่วโมงและรายวัน

ในการทำนาย จะทำนายใน 2 รูปแบบ คือรายชั่วโมงและรายวัน โดยกำหนดกลุ่มประชากรต่อรูปแบบการทำนายข้างต้น สำหรับรายชั่วโมง ใช้ชุดข้อมูลที่ได้ในข้อ 3.1.2 โดยตรง ส่วนรายวัน ให้เลือกเฉพาะค่าที่วัด ณ เวลา 6 นาฬิกาตรงของแต่ละวันมาเพียงอย่างเดียว

3.1.4 กำหนดประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ในการแบ่งชุดข้อมูลเพื่อการสอนแบบจำลอง จะแบ่งชุดข้อมูลเป็นชุดสำหรับสอน(train set) ฝึกผล(validation) และทดสอบไว้ที่อัตราส่วน 8:1:1 ตามลำดับ

เพื่อให้ข้อมูลทุกค่า มีค่าน้ำหนักใกล้เคียงกัน จึงต้องทำการลดขนาดข้อมูล ในการลดขนาดจะใช้ Min-Max scaler ตามสมการ 3.2 โดยลดให้เหลือค่าอยู่ในช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (3.2)$$

โดยที่

x	คือ ค่าของข้อมูลเดิม
x'	คือ ค่าที่ได้หลังจากลดขนาดลง
$\min(x)$	คือ ค่าข้อมูลที่น้อยที่สุดของตัวแปร
$\max(x)$	คือ ค่าข้อมูลที่มากที่สุดของตัวแปร

ในการลดขนาด จะอ้างอิงตามชุดข้อมูลที่ได้กำหนดไว้ข้างต้นเท่านั้น เช่น ชุดข้อมูลใด จะลดโดยอ้างอิงค่าข้อมูลตามชุดข้อมูลนั้นเท่านั้น

3.1.5 สร้างแบบจำลอง

ในการสร้างแบบจำลอง จะเลือกโครงสร้างมา 3 แบบ คือ RNN, LSTM และ Bi-LSTM และหาแบบจำลองที่มีค่าคลาดเคลื่อนที่น้อยที่สุดเพียงแบบเดียว ในการสอน จะกำหนดพารามิเตอร์ดังนี้

- Epoch คือ จำนวนรอบที่ให้สอนกับแบบจำลอง กำหนดไว้ที่ 128
- Patience คือ จำนวนทดลองสอนสูงสุด เมื่อสอนแบบจำลองแล้วไม่ดีขึ้นจากครั้งก่อนที่สอนแล้วเรียนรู้ดีขึ้น กำหนดไว้ที่ 20 รอบ
- Batch size คือจำนวนชุดข้อมูลที่ถูกแบ่งจากชุดที่ใช้สอน กำหนดไว้ที่ 24

ในการตั้งค่าจำนวน โหนดและชั้น ต่อรูปแบบการทำนาย มีรายละเอียดในการกำหนดจำนวนโหนดและชั้น เป็นไปตามตารางที่ 3.2

ตาราง 3.2 รายละเอียดของโหนดและชั้นของแต่ละแบบจำลองที่เลือก

รายละเอียดในแต่ละชั้น	รายชั่วโมง	รายวัน
Input	48 โหนด	28 โหนด
Hidden layers	192 โหนด/ชั้น 2 ชั้น	192 โหนด/ชั้น 2 ชั้น
Output	24 โหนด	14 โหนด

จากตารางข้างต้น ตั้งค่าในการทำนายให้แบบจำลอง คือสำหรับรายชั่วโมง ต้องการให้ทำนายข้อมูล 24 ชั่วโมงล่วงหน้า จากข้อมูล 48 ชั่วโมงย้อนหลัง โดยนับรวมถึงชั่วโมงปัจจุบันที่จะทำนายไปด้วย และสำหรับรายวัน ต้องการให้ทำนายข้อมูล 14 วันล่วงหน้า จากข้อมูล 28 วันย้อนหลัง โดยนับรวมถึงเวลาปัจจุบันที่ทำนายไปด้วยเช่นกัน

3.1.6 ทฤษฎีในการแปลงค่าการนำไฟฟ้าที่ทำนายได้ เป็นค่าความเค็ม

จุดมุ่งหมายในการทำนาย คือทำนายค่าความเค็ม แต่เนื่องจากค่าที่ทำนายได้ เป็นค่าการนำไฟฟ้า จึงต้องมีการแปลงค่าเป็นค่าความเค็ม ผู้จัดทำจึงเลือกทฤษฎีน้ำเค็มในอุดมคติ ของหน่วยงานคณะกรรมการภูมิทัศน์ เมอร์รี่แลนด์และริเวอร์แลนด์ ประเทศออสเตรเลีย ซึ่งได้กล่าวไว้ว่า

น้ำเค็มในอุดมคติ คือน้ำทะเลที่มีองค์ประกอบเป็น แกลือแกง หรือ โซเดียมคลอไรด์ หลัก อุณหภูมิ 25 องศาเซลเซียส ในการแปลงนั้น จะใช้ตามสมการ 3.3

$$Salinity_{ideal} = \frac{EC_{uscm} \times 0.55}{1000} \quad (3.3)$$

โดยที่

$Salinity_{ideal}$ คือ ค่าความเค็มในอุดมคติ หน่วย g/L

EC_{uscm} คือ ค่าการนำไฟฟ้า หน่วย $\mu S/cm$

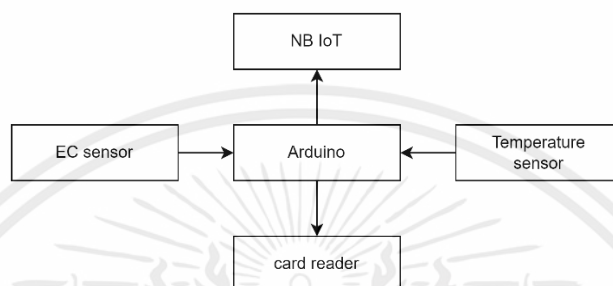
3.1.7 เครื่องมือที่ใช้วัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

- 1) RMSE
- 2) MAPE

3.2 เครื่องวัดความเค็มในน้ำเสมือน

การสร้างเครื่องวัดความเค็ม เป็นเครื่องวัดจำลอง เสมือนเครื่องวัดที่ใช้งานจริง โดยเป็นเครื่องแบบเริ่มต้นสำหรับผู้เริ่มต้น จัดทำเพื่อเก็บข้อมูลแล้วนำไปใช้งานกับแบบจำลองที่ได้กล่าวไปข้างต้น เป็นเครื่องวัดใช้พลังงานแสงอาทิตย์ ออกแบบไว้ในแต่ละส่วนดังนี้

3.2.1 วงจรการทำงานของเซนเซอร์



รูป 3.1 วงจรการทำงานของเครื่องวัด

ประกอบไปด้วย

- 1) SKU: DFR0300 เป็นเซนเซอร์วัดค่าความนำไฟฟ้า รองรับค่าวัดในช่วง 0~20 mS/cm สายวัดยาวประมาณ 60 ซม. ปรับตั้งเซนเซอร์ด้วยน้ำยามาตรฐานทดสอบค่าความนำไฟฟ้า จำนวน 2 ค่า ได้แก่ที่ระดับ 12.88 mS/cm และ 1,413 μ S/cm ในการวัดค่า ต้องอาศัยค่าอุณหภูมิน้ำมาประกอบในการวัด ดังนั้นจึงต้องติดตั้งเซนเซอร์อุณหภูมิน้ำเพิ่ม



รูป 2.2 เซนเซอร์วัดค่าการนำไฟฟ้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 3.3 ขวดน้ำยามาตรฐานมาตรฐานทดสอบค่าความนำไฟฟ้า

- 2) เซนเซอร์วัดอุณหภูมิน้ำ รองรับอุณหภูมิตั้งแต่ -55 ถึง +125 องศาเซลเซียส สายยาว 3 ม. เพื่อนำค่ามาประกอบกับเซนเซอร์วัดในข้อ 1) ตัวเซนเซอร์สามารถใช้งานได้เลย



รูป 3.4 เซนเซอร์วัดอุณหภูมิ พร้อมโมดูลในการอ่านค่า

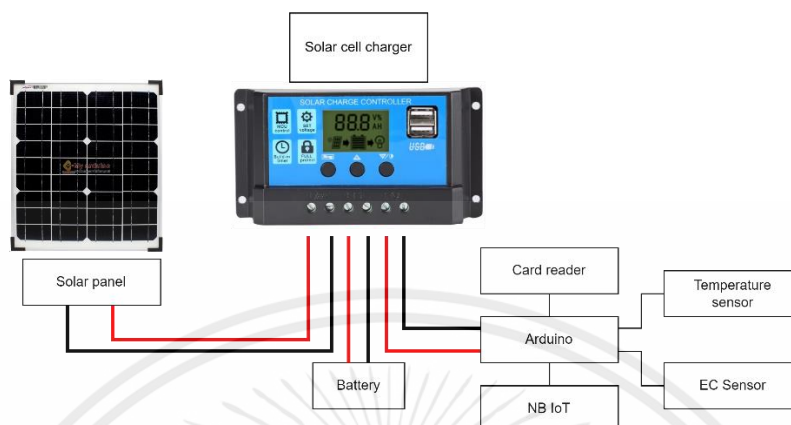
- 3) DEVIO NB-Shield I เป็นตัวรับ-ส่งข้อมูล นำมาใช้ส่งข้อมูลค่าที่ได้จากการวัดไปยังเซิร์ฟเวอร์
- 4) Arduino MEGA 2560 ทำหน้าที่ประมวลผลข้อมูล อ่านค่าที่วัดได้จากเซนเซอร์ ส่งข้อมูลไปยังตัวส่งสัญญาณ และเก็บข้อมูลลง Data Logger
- 5) Data Logger Shield เขียนข้อมูลที่อ่านได้ลงหน่วยความจำเอสดี การ์ด เก็บค่าที่วัดได้จากเซนเซอร์

ในการเขียนโค้ดให้วงจรทำงาน จะเขียนให้ตัวเครื่อง วัดค่าที่จากเซนเซอร์ ทุก 1 นาที โดยประมาณ และตั้งค่าให้ตัวเครื่อง ส่งข้อมูลไปยังออนไลน์ทุก 1 นาที โดยประมาณ แต่หน่วยเวลาออกไป 10 วินาที

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.2 วงจรไฟฟ้า

ในการเชื่อมต่อวงจรไฟฟ้านั้น ได้ออกแบบไว้ดังนี้



รูป 3.5 วงจรไฟฟ้าของเครื่องวัดแบบอัจฉริยะ

- 1) แผงเซลล์แสงอาทิตย์ ขนาด 18V 1.12A 20W เป็นตัวรับพลังงานแสงอาทิตย์
- 2) โฉลาร์ชาร์จเจอร์ คอนโทรลเลอร์ ควบคุมการจ่ายและชาร์จให้กับวงจรเซนเซอร์ ขนาด 12V 10A มีช่องเสียบยูเอสบี เพื่อใช้เป็นไฟเลี้ยงวงจรเซนเซอร์
- 3) แบตเตอรี่ เป็นแบบฟอสเฟต เพื่อนำมาใช้เป็นพลังงานในช่วงเวลากลางคืน หรือแสงน้อยเกินกว่าที่วงจรแบบตรองรับ เป็นแบตจากการประกอบด้วยก้อนแบตลิเทียมฟอสเฟตมีรายละเอียดในการออกแบบ ดังนี้
 - ต่อแบตฟอสเฟต ขนาด 3.3V 6Ah จำนวน 2 ก้อนแบบขนาน และต่อแบบเดียวกันรวมทั้งหมด 4 ชุด ได้ขนาดรวมคือ 12V 12Ah
 - มีวงจร active balance ทำหน้าที่ควบคุมการชาร์จแบตในแต่ละคู่ ให้ชาร์จได้แรงดันใกล้เคียงกันมากที่สุด โดยต่อขนานต่อทุกชุด
 - มีวงจร BMF ต่ออนุกรมกับแบตทั้งหมด ทำหน้าที่ควบคุมแรงดันและกระแส ในการจ่ายและชาร์จ

3.2.3 โครงสร้างตัวเครื่อง

เป็นโครงสร้างอย่างง่ายตามรูป 3.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



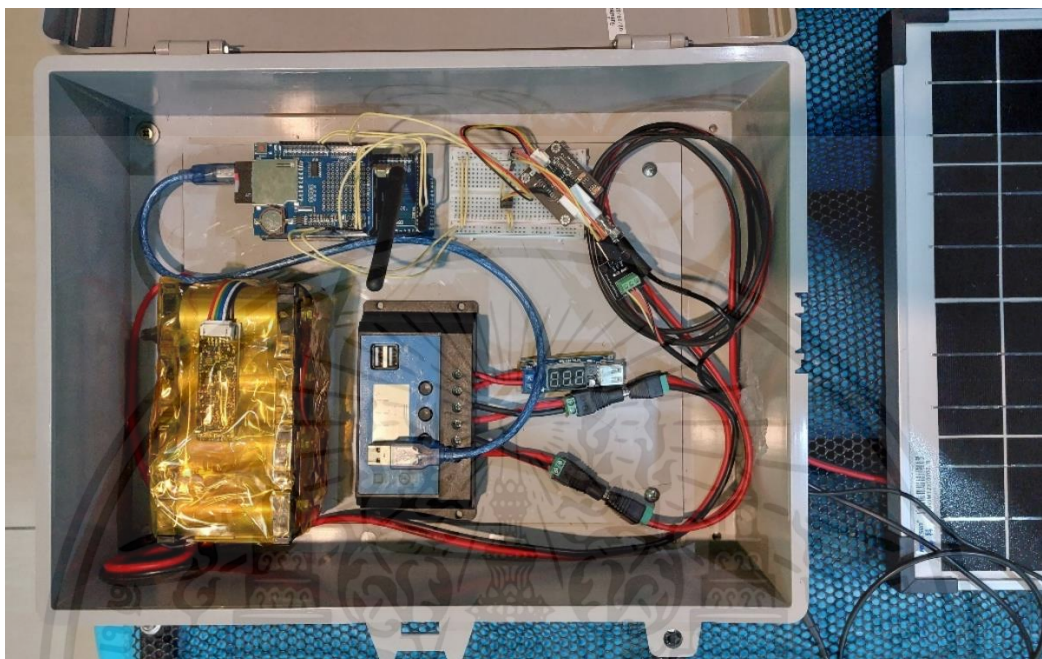
รูป 3.6 โครงสร้างเครื่องวัด มุมมองด้านบน

มีขั้นตอนในการออกแบบ และประกอบ ดังนี้

- 1) ตัวเครื่องใช้เหล็กเหล็ยม หน้า 2 มม. ขนาด $\frac{3}{4} \times \frac{3}{4}$ นิ้ว มาทำเป็น โครงกว้างและยาว 100 และ 60 ซม. ตามลำดับ จากการวัดขอบนอกไปยังขอบนอก ตรงกลางมีเหล็กขนาดเดียวกัน จำนวน 2 เส้น กระจายตามแนวยาวของเครื่อง โดยวางตำแหน่งกึ่งตรงกลาง
- 2) ตัวท่อน้ำใช้ท่อน้ำขนาด 6 นิ้ว จำนวน 3 ท่อ ความยาวประมาณ 110 ซม. โดยวัดจากหัวอุดท่อด้านหนึ่งไปยังอีกด้าน วางให้ท่อชิดกัน และอยู่ตรงกลางตามแนวขวาง เจาะยึดด้วยสกรูเกลียว
- 3) วางลวดอ่อนบริเวณด้านบน และยึดด้วยสกรูพร้อมแหวนขนาดใหญ่กว่าระยะห่างของลวดอ่อน
- 4) นำอุปกรณ์ในหัวข้อดังกล่าวข้างต้นทั้งหมด มาวางบนตัวโครง โดยให้อุปกรณ์วัดอยู่ภายในกล่องกันน้ำ ซึ่งวางอยู่ทางด้านซ้าย บริเวณค่อนกลางตามแนวขวาง จากนั้นนำแผงเซลล์แสงอาทิตย์มาวางตามแนวขวางบริเวณค่อนกลาง ชิดกับอีกฝั่ง แต่เว้นพื้นที่ไว้เพื่อถ่วงน้ำหนัก

3.2.4 การติดตั้งเซนเซอร์และวงจรไฟฟ้า

วงจรไฟฟ้าและวงจรเซนเซอร์ จะติดตั้งไว้ภายในกล่องไฟฟ้า ตามรูป 3.5 โดยวางวงจรตามรูป 3.6



รูป 3.7 รูปการติดตั้งวงจรไฟฟ้าและวงจรเซนเซอร์

ในส่วนของสายเซนเซอร์ จะทำการสอดเข้ากล่องด้วยวิธีการเจาะรูแล้วอุดซีลิกอนกันน้ำเข้า จากนั้นจึงนำสายเซนเซอร์ต่อกับวงจร

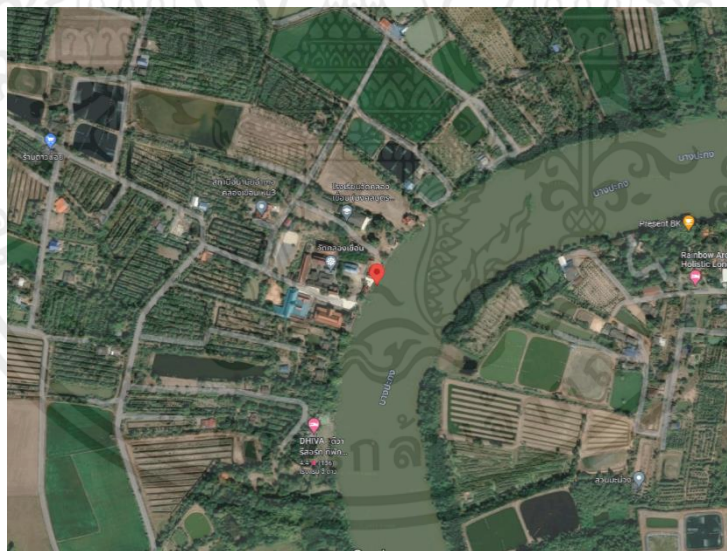
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.5 การติดตั้งเครื่องวัดในสถานที่จริง

ทางผู้จัดทำ ได้นำไปติดตั้งในพื้นที่จริง บริเวณท่าเรือหน้าวัดคลองเขื่อน จ.ฉะเชิงเทรา ตามรูป 3.8 และ 3.9 เมื่อวันที่ 26 กุมภาพันธ์ 2566 เวลา 11.30 น. เริ่มต้นนับข้อมูลที่วัดได้จริงในพื้นที่ ตั้งแต่เวลา 11.30 น.



รูป 3.8 เครื่องวัดความเค็มในน้ำ ถูกนำไปติดตั้งในพื้นที่จริง



รูป 3.9 แผนที่ตำแหน่งที่ตั้งเครื่องวัด

3.2.6 การจัดการกับข้อมูล

ในการส่งข้อมูล จะตั้งค่าให้ส่งจากตัวเครื่อง ไปยังเซิร์ฟเวอร์กลางของระบบ DEVIO จากนั้นให้ทางเซิร์ฟเวอร์ของผู้จัดทำ ดึงข้อมูลมาเก็บไว้ ในการเก็บ จะเก็บด้วยความถี่เช่นเดียวกันกับตัวเครื่องวัด แต่จะอ้างอิงตามเวลาเซิร์ฟเวอร์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3 เว็บไซต์

ออกแบบการแสดงผลข้อมูลของเว็บไซค์จากเดิมที่มีรูปร่างเป็นเอกสาร มีข้อความอย่างเดียวย่าง HTML (HyperText Markup Language) เปลี่ยนให้การแสดงผลข้อมูลมีรูปร่างที่สวยงาม น่าใช้งาน และง่ายต่อการทำความเข้าใจเนื้อหา ด้วยภาษาการออกแบบอย่างภาษา CSS (Cascading Style Sheets) ซึ่งเป็นภาษาที่ใช้ในการกำหนดรูปแบบและสไตล์สำหรับเว็บไซค์ โดยทำหน้าที่กำหนดลักษณะ การแสดงผลของ HTML เว็บไซค์ประกอบด้วยหน้าทั้งหมด 3 หน้า ได้แก่

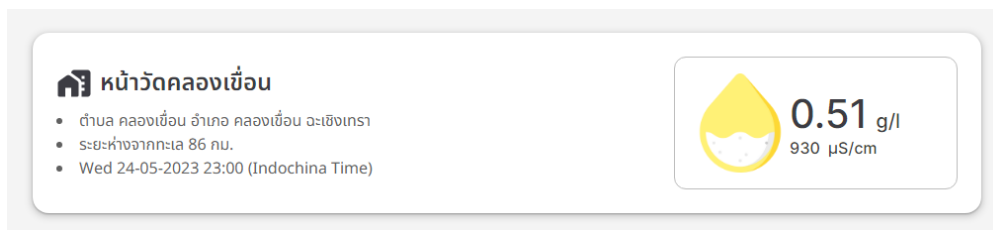
3.3.1 หน้าแรกของเว็บไซค์



รูป 3.10 หน้าแรกของเว็บไซค์

หน้าแรกของเว็บไซค์เป็นหน้าแสดงสถานีที่ตั้งอยู่บริเวณลุ่มแม่น้ำบางปะกงทั้งหมดที่ได้มีการทำระบบทำนายค่าความเค็มของน้ำล่วงหน้าไว้ ซึ่งแต่ละสถานีนั้นจะแสดงอยู่ในรูปแบบของกล่องที่มีการแสดงข้อมูลภายใน ได้แก่ ชื่อสถานี, ตำแหน่งที่ตั้งของสถานี, ระยะห่างจากปากแม่น้ำของสถานี, และวัน-เวลา ปัจจุบัน ตามรูป 3.11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 3.11 กล้องแสดงข้อมูลสถานีในหน้าหลัก

โดยกล้องที่แสดงข้อมูลสถานีจะประกอบด้วยกล้องขนาดเล็กที่อยู่ภายในและอยู่ด้านขวามือของกล้อง กล้องขนาดเล็กนั้นจะแสดงข้อมูลค่าความเค็มและค่านำไฟฟ้าของน้ำ ณ เวลาปัจจุบัน โดยตัวเลขขนาดใหญ่ด้านบนคือค่าความเค็มของน้ำมีหน่วยเป็น กรัมต่อลิตร และตัวเลขขนาดเล็กด้านล่างคือค่าการนำไฟฟ้าของน้ำมีหน่วยเป็น ไมโครซีเมนส์ต่อเซนติเมตร



รูป 3.12 กล้องภายในแสดงค่าความเค็มของน้ำและค่าการนำไฟฟ้าของน้ำ ในหน้าหลัก

กล้องขนาดเล็กมีการแสดงรูปหยดน้ำที่เป็นตัวบ่งบอกสถานะความเค็มของน้ำ อ้างอิงตามเกณฑ์ของกรมชลประทาน โดยแบ่งออกเป็น 3 ระดับ ได้แก่

- 1) รูปหยดน้ำสีฟ้า: ความเค็มของน้ำอยู่ในระดับปกติ ค่าความเค็มของน้ำอยู่ในช่วง 0 ถึง 0.5 กรัมต่อลิตร
- 2) รูปหยดน้ำสีเหลือง: ความเค็มของน้ำอยู่ในระดับต้องเฝ้าระวัง ค่าความเค็มของน้ำอยู่ในช่วงมากกว่า 0.5 แต่ไม่เกิน 2 กรัมต่อลิตร
- 3) รูปหยดน้ำสีแดง: ความเค็มของน้ำอยู่ในระดับไม่เหมาะสม ค่าความเค็มของน้ำมากกว่า 2 กรัมต่อลิตร

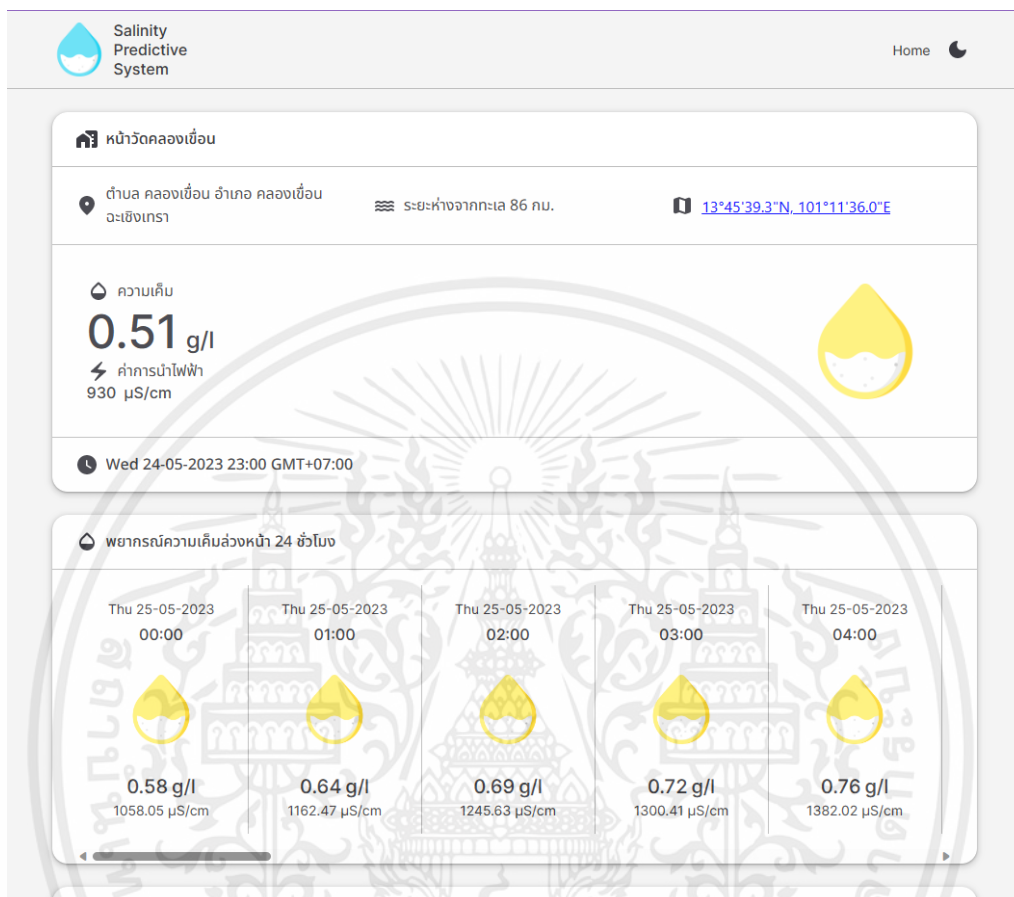


รูป 3.13 หยดน้ำที่มีสีต่างกัน เปลี่ยนไปตามค่าตามเกณฑ์

โดยกล้องที่แสดงข้อมูลของสถานีสามารถกดเพื่อเข้าไปสู่หน้าแสดงรายละเอียดข้อมูลของสถานีนั้นได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.2 หน้าแสดงรายละเอียดข้อมูลของสถานี



รูป 3.14 หน้าแสดงรายละเอียดข้อมูลของสถานี

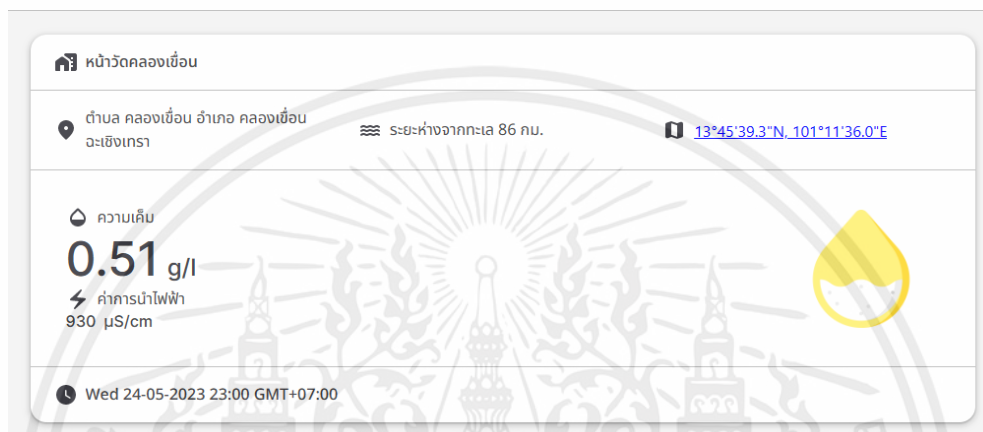
หน้าแสดงรายละเอียดข้อมูลของสถานีของเว็บไซต์มีอยู่ด้วยกันทั้งหมด 2 หน้า เนื่องจากได้มีการทำระบบทำนายค่าความเค็มของน้ำกับ 2 สถานี คือวัดคลองเขื่อน และวัดใหม่บางคล้า โดยหน้าแสดงรายละเอียดข้อมูลของทั้งสอง มีลักษณะเหมือนกัน ในหน้าแสดงรายละเอียดข้อมูลของสถานีนั้น ประกอบไปด้วยกล่องแสดงข้อมูลทั้งหมด 6 กล่อง ซึ่งแสดง

- 1) ข้อมูลของสถานีและค่าความเค็มและค่านำไฟฟ้าของน้ำ ณ เวลา ปัจจุบัน
- 2) ทำนายความเค็มล่วงหน้ารายชั่วโมง
- 3) กราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าจริงแบบรายชั่วโมง
- 4) แผนที่
- 5) กราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าจริงแบบรายวัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.2.1 กล้องแสดงข้อมูลของสถานีและค่าความเค็มและค่านำไฟฟ้าของน้ำ ณ เวลา ปัจจุบัน

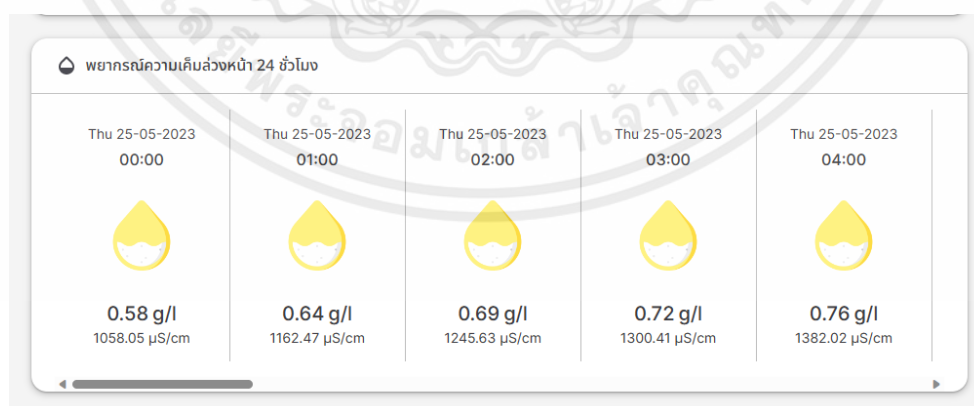
กล้องนี้จะแสดงข้อมูลของสถานี ได้แก่ ชื่อสถานี, ตำแหน่งที่ตั้งของสถานี, ระยะห่างจากปากแม่น้ำของสถานี โดยประมาณ และพิกัดที่สามารถกดเพื่อเปิดแผนที่ Google Maps พร้อมแสดงหมวดตำแหน่งของสถานี นอกจากนี้ยังแสดงค่าความเค็มของน้ำมีหน่วยเป็น กรัมต่อลิตร และค่านำไฟฟ้าของน้ำมีหน่วยเป็น ไมโครซีเมนต์ต่อเซนติเมตร พร้อมรูปหยดน้ำแสดงสถานะความเค็มของน้ำ และแสดงเวลาปัจจุบันด้านล่างของกล้อง



รูป 3.15 กล้องแสดงข้อมูลของสถานี ณ เวลา ปัจจุบัน

3.3.2.2 กล้องพยากรณ์ความเค็มล่วงหน้ารายชั่วโมง

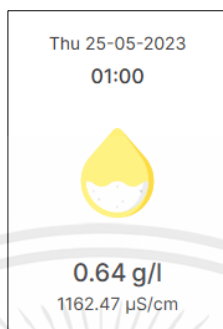
กล้องนี้จะแสดงค่าความเค็มและค่าการนำไฟฟ้าของน้ำที่ทำนายล่วงหน้าได้ 24 ชั่วโมง ในรูปแบบการ์ดที่ต่อกันในแนวนอน สามารถเลื่อนซ้าย-ขวาเพื่อดูข้อมูลได้



รูป 3.16 กล้องพยากรณ์ความเค็มล่วงหน้ารายชั่วโมง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

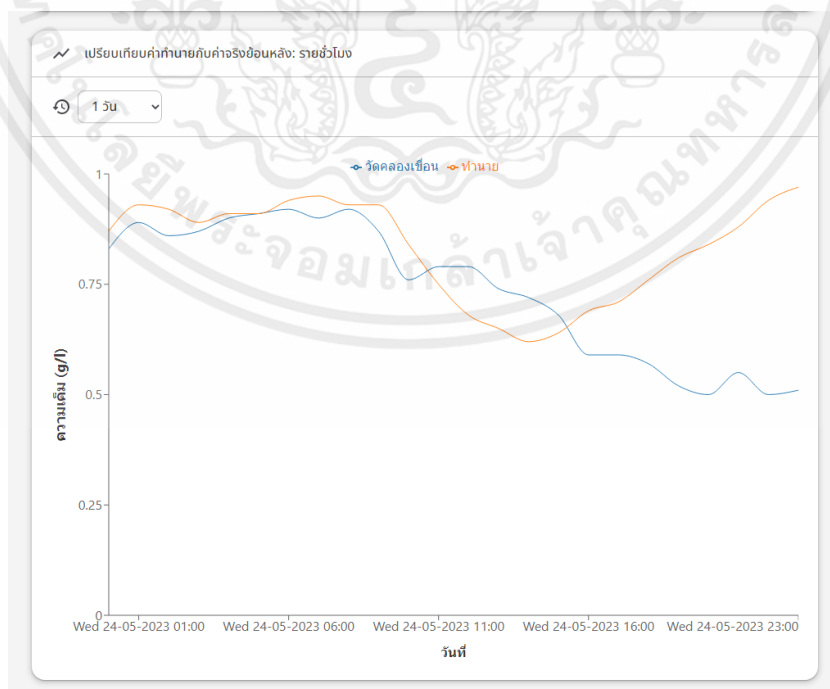
โดยการ์ดแต่ละอันจะประกอบไปด้วยการแสดงผลข้อมูล ได้แก่ วัน วันที่-เดือน-ปี, เวลา, รูปหยดน้ำแสดงสถานะความเต็มของน้ำ, ค่าความเต็มของน้ำมีหน่วยเป็น กรัมต่อลิตร, และค่าการนำไฟฟ้าของน้ำมีหน่วยเป็น ไมโครซีเมนส์ต่อเซนติเมตร จากบนลงล่างตามลำดับ



รูป 3.17 กล้องพยากรณ์ความเต็ม ของแต่ละชั่วโมง

3.3.2.3 กราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าจริงแบบรายชั่วโมง

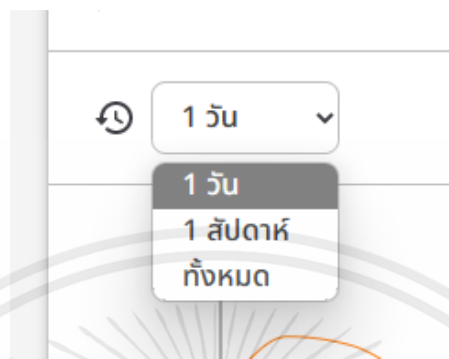
กล่องนี้จะแสดงการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ทำนายได้กับค่าที่แท้จริงในรูปแบบของกราฟเส้นเพื่อทำให้ง่ายต่อการอ่านและวิเคราะห์ข้อมูล เส้นสีเหลืองแสดงค่าทำนาย เส้นสีน้ำเงินแสดงค่าจริง แกนข้อมูลแนวตั้งแสดงปริมาณค่าความเต็มของน้ำ มีหน่วยเป็น กรัมต่อลิตร และแกนข้อมูลแนวนอนแสดงวัน-เวลา ตามรูป 3.18



รูป 3.18 กราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าจริงแบบรายชั่วโมง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นอกจากนี้ยังมีตัวเลือกจำนวนเวลาในการแสดงข้อมูลเปรียบเทียบย้อนหลังว่าต้องการเปรียบเทียบย้อนหลังเป็นจำนวนเวลาเท่าไร? ตัวเลือกเป็น drop-down list มีอยู่ด้วยกันทั้งหมด 3 ตัวเลือก ได้แก่ ย้อนหลัง 1 วัน, ย้อนหลัง 1 สัปดาห์, และย้อนหลังทั้งหมด ตามรูป 3.19



รูป 3.19 แสดงตัวเลือกในการดูข้อมูลย้อนหลัง สำหรับข้อมูลรายชั่วโมง

3.3.2.4 แผนที่

กล่องนี้จะแสดงแผนที่พร้อมระบุตำแหน่งที่ตั้งของสถานีด้วยเป็นหมุด



รูป 3.20 แสดงแผนที่จุดของสถานีนั้นที่ได้เปิดดูข้อมูล

3.3.2.5 กล่องพยากรณ์ความเต็มล่วงหน้ารายวัน

กล่องนี้จะแสดงค่าความเต็มและค่าการนำไฟฟ้าของน้ำที่ทำนายล่วงหน้าได้ 14 วันในรูปแบบการ์ดที่ต่อกันเป็นแนวตั้ง พร้อมทั้งแสดงค่าความเต็มของน้ำและค่านำไฟฟ้าของน้ำ ณ วันปัจจุบัน และแสดงค่าความเต็มของน้ำและค่านำไฟฟ้าของน้ำของวันก่อนหน้าในรูปแบบสีจางอ่อนเพื่อลดความสนใจให้กับข้อมูลที่ไม่ได้สำคัญ และเป็นการเพิ่มความโดดเด่นให้กับข้อมูลที่สำคัญอย่างข้อมูล ณ วันปัจจุบัน และข้อมูลค่าทำนายล่วงหน้าในอนาคตอีกด้วย ด้านล่างของกล่องจะแสดงวันปัจจุบัน

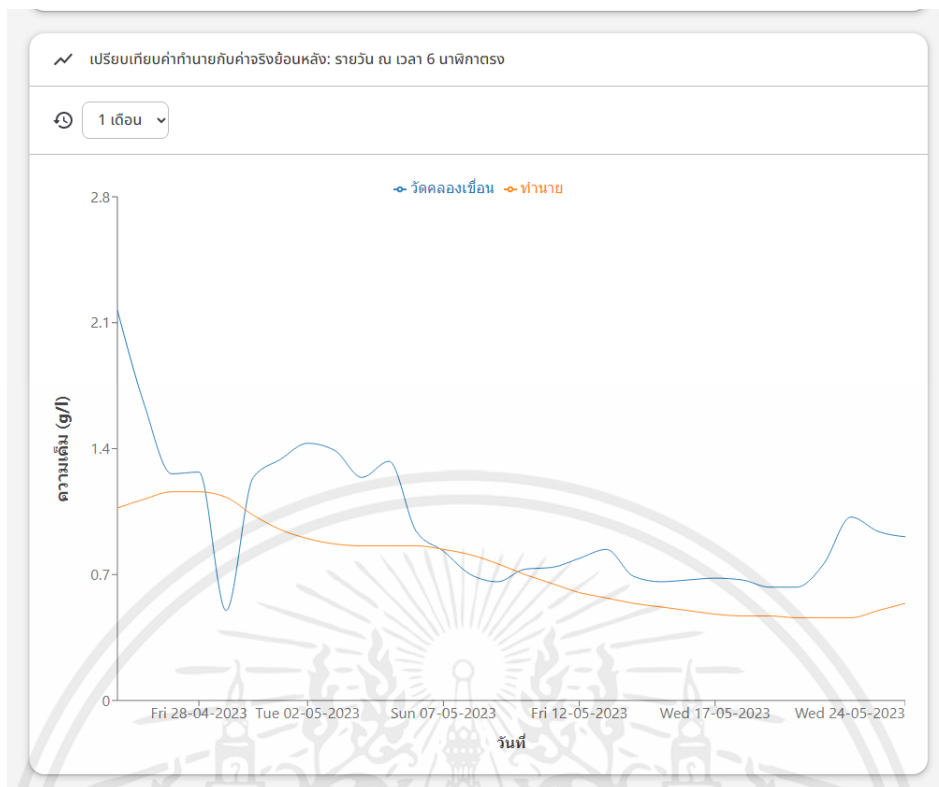
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อวาน	0.94 g/l	1710 $\mu\text{S/cm}$
วันนี้	0.91 g/l	1650 $\mu\text{S/cm}$
Thu 25-05-2023	0.59 g/l	1071.63 $\mu\text{S/cm}$
Fri 26-05-2023	0.52 g/l	941.86 $\mu\text{S/cm}$
Sat 27-05-2023	0.54 g/l	982.97 $\mu\text{S/cm}$
Sun 28-05-2023	0.5 g/l	904.83 $\mu\text{S/cm}$
Mon 29-05-2023	0.48 g/l	865.45 $\mu\text{S/cm}$
Tue 30-05-2023	0.47 g/l	854.24 $\mu\text{S/cm}$
Wed 31-05-2023	0.43 g/l	788.11 $\mu\text{S/cm}$
Thu 01-06-2023	0.45 g/l	825.84 $\mu\text{S/cm}$
Fri 02-06-2023	0.5 g/l	904.26 $\mu\text{S/cm}$
Sat 03-06-2023	0.42 g/l	767.05 $\mu\text{S/cm}$
Sun 04-06-2023	0.44 g/l	805.47 $\mu\text{S/cm}$
Mon 05-06-2023	0.4 g/l	735.23 $\mu\text{S/cm}$
Tue 06-06-2023	0.41 g/l	753.25 $\mu\text{S/cm}$
Wed 07-06-2023	0.39 g/l	708.11 $\mu\text{S/cm}$
📅 วันที่: Wed 24-05-2023		

รูป 3.21 แสดงค่าทำนายล่วงหน้าแบบรายวัน

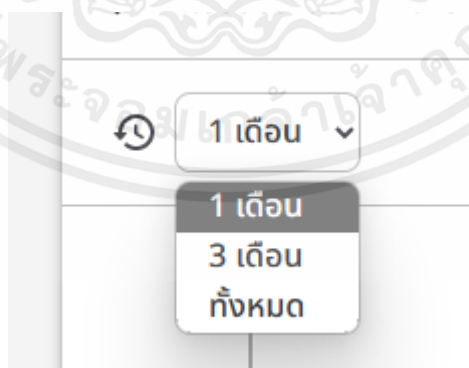
3.3.2.6 กล้องแสดงการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ทำนายได้กับค่าที่แท้จริงของการทำนายแบบรายวัน

กล้องนี้จะแสดงการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ทำนายได้กับค่าที่แท้จริงในรูปแบบของกราฟเส้นเพื่อทำให้ง่ายต่อการอ่านและวิเคราะห์ข้อมูล เส้นสีเหลืองแสดงค่าทำนาย เส้นสีน้ำเงินแสดงค่าจริง แกนข้อมูลแนวตั้งแสดงปริมาณค่าความเค็มของน้ำ มีหน่วยเป็น กรัมต่อลิตร และแกนข้อมูลแนวนอนแสดงวัน-เวลา



รูป 3.22 กราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าจริงแบบรายวัน

นอกจากนี้ยังมีตัวเลือกจำนวนเวลาในการแสดงข้อมูลเปรียบเทียบย้อนหลังว่าต้องการเปรียบเทียบย้อนหลังเป็นจำนวนเวลาเท่าไร ตัวเลือกเป็น drop-down list มีอยู่ด้วยกันทั้งหมด 3 ตัวเลือก ได้แก่ ย้อนหลัง 1 เดือน, ย้อนหลัง 3 เดือน, และย้อนหลังทั้งหมด หากจำนวนความถี่มีค่าน้อยกว่าจำนวนที่ต้องการแสดง จะแสดงข้อมูลทั้งหมดที่มีให้แทน

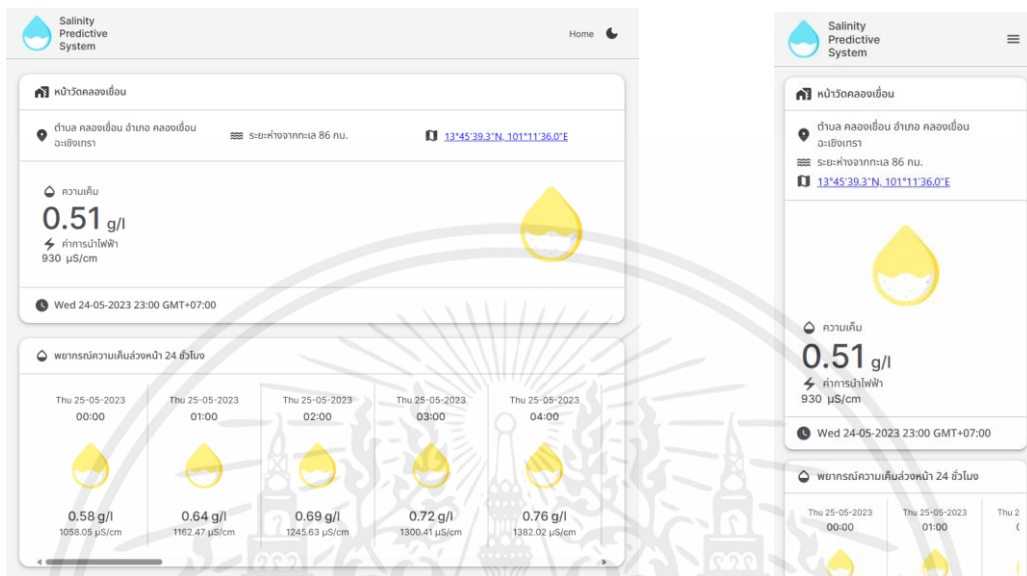


รูป 3.23 แสดงตัวเลือกในการดูข้อมูลย้อนหลัง สำหรับข้อมูลรายวัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.3 การออกแบบเว็บไซต์สำหรับอุปกรณ์และหน้าจอที่แตกต่างกัน

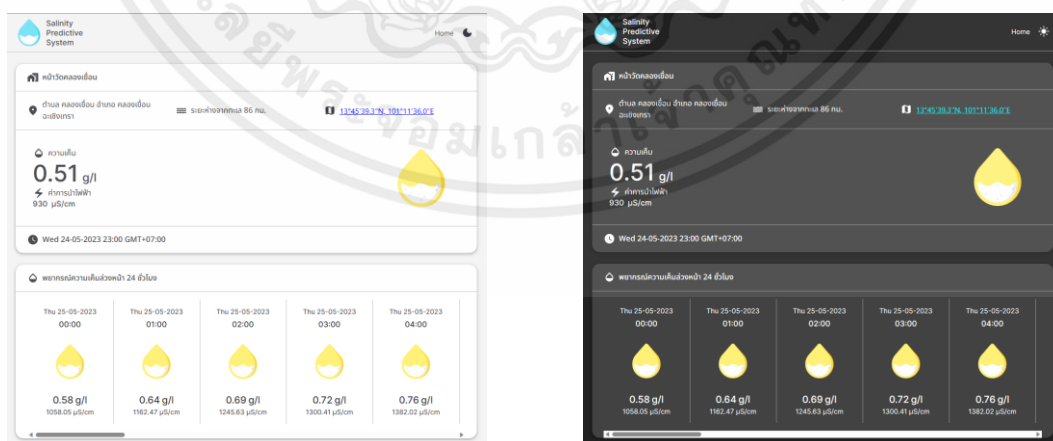
ได้มีการออกแบบเว็บไซต์ในรูปแบบ Responsive Web Design เพื่อให้เว็บไซต์สามารถแสดงผลได้อย่างเหมาะสมกับอุปกรณ์ที่หลากหลายที่มีขนาดหน้าจอแตกต่างกัน



รูป 3.24 เปรียบเทียบรูปแบบการแสดงผลของเว็บในอุปกรณ์ต่าง ๆ

3.3.4 เว็บไซต์โหมคมืด

ได้มีการออกแบบเว็บไซต์ในรูปแบบ โทนมืดเพื่อผู้ที่ต้องการนอนสบายตาในการใช้งานเว็บไซต์ สามารถกดสลับเปลี่ยนโหมคมืดได้ที่ไอคอนรูปดวงจันทร์ด้านขวาบนในแถบนำทาง



รูป 3.25 แสดงโทนมืดเว็บ ระหว่างโทนสว่างและโตนมืด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.5 กลไกในการเก็บข้อมูล

ใช้เวลาของตัวเว็บในการอ้างอิงเวลาในการเก็บข้อมูลแบบเรียลไทม์ ส่วนรายละเอียด จะออกแบบแยกตามสถานีวัด โดยมีรายละเอียดดังนี้

- 1) สถานีวัดใหม่บางคล้า เก็บข้อมูลราย 15 นาที โดยเก็บหลังจากผ่านคาบเวลาดังกล่าวไป 6 นาที 30 วินาที
- 2) สถานีวัดคลองเขื่อน เก็บข้อมูลทุก 1 นาที แต่หน่วงเวลาไป 10 วินาที ส่วนข้อมูลที่นำมาใช้ จะเป็นค่าเฉลี่ย แล้วให้เป็นค่าวัดของชั่วโมงถัดไป

3.3.6 กลไกในการทำนาย

ทั้งสองสถานี จะทำนายพร้อมกันแต่หน่วงเวลาออกไป 6 นาที 35 วินาที

ผู้จัดทำออกแบบกลไกในการนำข้อมูลมาทำนาย โดยจะทำนายทุกชั่วโมง โดยเอาค่าชั่วโมงตรงมาใช้ ส่วนกลไกในการข้อมูลมาทำนายของแต่ละสถานี ของทั้งรายชั่วโมงและรายวัน เพื่อรองรับในกรณีที่ข้อมูล ณ เวลาดังกล่าวขาดหาย มีดังนี้

- 1) วัดใหม่บางคล้า จะอ่านค่าก่อนหน้าย้อนหลัง 15 นาที แต่ไม่เกิน 45 นาที หากไม่มีข้อมูลในช่วงเวลาดังกล่าว จะอ่านย้อนหลังไปหนึ่งวันแต่เริ่มจากชั่วโมงตรงของชั่วโมงนั้น แล้วอ่านย้อนหลังราย 15 นาที ตามข้างต้น หากไม่มีในวันนั้น ให้อ่านย้อนหลังด้วยวิธีข้างต้นทั้งหมด โดยอ่านย้อนหลังไปจนกว่าจะเจอค่าข้อมูล
- 2) วัดคลองเขื่อน จะอ่านค่าย้อนหลังไปหนึ่งวันในชั่วโมงเดียวกัน โดยย้อนอ่านข้อมูลจนกว่าจะเจอข้อมูลล่าสุดที่มีให้

บทที่ 4

ผลการดำเนินการวิจัย

4.1 แบบจำลอง

ในวัดผล จะใช้เครื่องมือในการวัด คือ RMSE และ MAPE ในการวัดในแต่ละส่วน ที่ได้กล่าวไว้ โดยมารายละเอียดดังนี้

4.1.1 การสร้างและเลือกแบบจำลอง

ในการเลือกแบบจำลองเพื่อนำมาทำนายจะวัดค่าเฉลี่ยของทุกชั้นเวลา เพื่อดูประสิทธิภาพในภาพรวม ซึ่งจะได้ผลการวิจัยดังนี้

ตาราง 4.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองแบบรายชั่วโมง

Model	RMSE	MAPE
RNN	45.337	11.949
LSTM	30.487	7.285
Bi-LSTM	27.036	6.424

จากตาราง 4.1 จะพบว่า RMSE ที่น้อยที่สุดคือ Bi-LSTM ซึ่งมีค่าที่ 27.036 $\mu\text{S}/\text{cm}$ แต่ในการเลือกแบบจำลองมาใช้งาน จะดูที่ค่าความแม่นยำเป็นหลัก คือ MAPE โดยแบบจำลองที่ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด คือ Bi-LSTM เช่นเดียวกัน ซึ่งวัดค่าได้ 7.285% ดังนั้นในการทำนายข้อมูลรายชั่วโมง จะใช้โครงสร้าง Bi-LSTM ซึ่งมีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

ตาราง 4.2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองแบบรายวัน

Model	RMSE	MAPE
RNN	120.328	33.781
LSTM	58.624	16.269
Bi-LSTM	78.592	22.154

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตาราง 4.2 พบว่า RMSE ที่น้อยที่สุด คือ LSTM ซึ่งวัดค่าได้ที่ 58.624 $\mu\text{S}/\text{cm}$ และเมื่อดูที่ค่า MAPE พบว่า LSTM มีค่าน้อยที่สุด คือ 16.269% ดังนั้น แบบจำลองที่แม่นยำที่สุด สำหรับการทำนายแบบรายวัน คือ LSTM

ดังนั้น แบบจำลองที่ถูกเลือกมาทำนายในแบบรายชั่วโมงและรายวันที่แม่นยำที่สุด คือ Bi-LSTM และ LSTM ตามลำดับ

4.1.2 การทำนายกับข้อมูลใหม่

ใช้เครื่องมือวัดประสิทธิภาพคือ RMSE และ MAPE เพื่อวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองในการวัดประสิทธิภาพ จะเทียบกับค่าที่วัดได้จริง ซึ่งเป็นชุดข้อมูลที่นอกเหนือไปจากชุดข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง และมีช่วงเวลาที่ต่างกันไปตามสถานี โดยมีรายละเอียดดังนี้

- 1) สถานีวัดใหม่บางคล้า วัดผลในช่วงตั้งแต่เดือนกุมภาพันธ์ถึงเมษายน พ.ศ. 2566
- 2) วัดคลองเขื่อน วัดผลในช่วงเดือนเมษายน พ.ศ. 2566

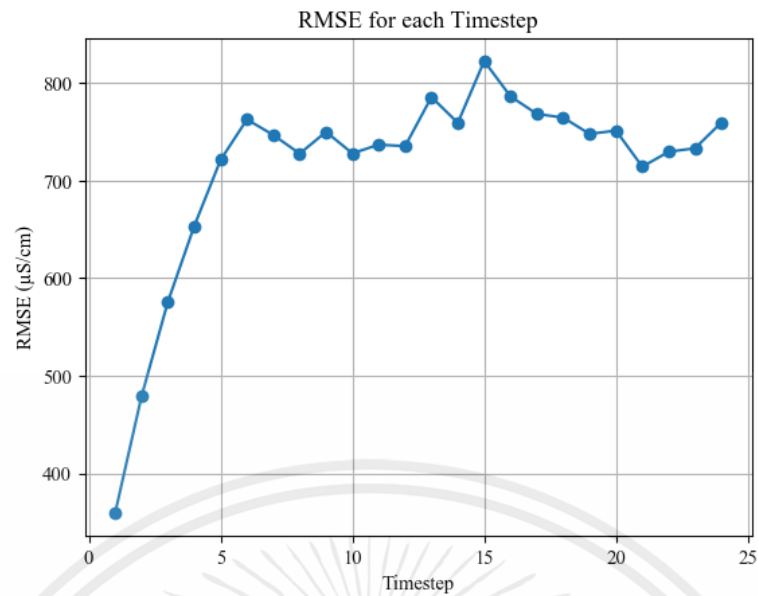
4.1.2.1 สถานีวัดใหม่บางคล้า

จากการใช้แบบจำลอง Bi-LSTM ทำนายค่าการนำไฟฟ้าของกรมชลประทาน ใน 24 ชั่วโมงข้างหน้า โดย ดังตารางที่ 4.3

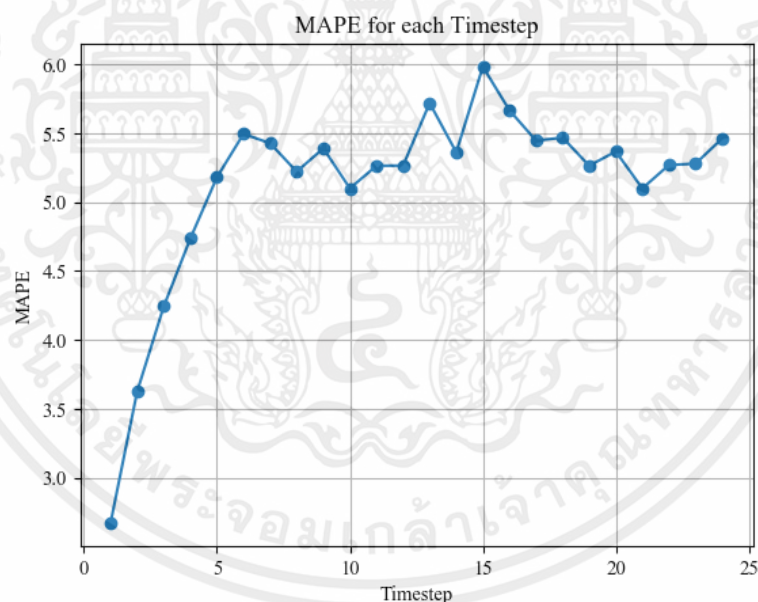
ตาราง 4.3 ประสิทธิภาพในการทำนายรายชั่วโมงของสถานีวัดใหม่บางคล้า เทียบระหว่างค่าทำนายได้กับค่าจริงของค่าการนำไฟฟ้า

ชั้นเวลาถัดไป	RMSE ($\mu\text{S}/\text{cm}$)	MAPE (%)
t+1	359.517	2.671
t+2	478.938	3.625
t+3	575.886	4.243
t+4	653.514	4.737
t+5	721.347	5.182
t+6	762.739	5.497
t+7	746.792	5.428
t+8	727.696	5.222
t+9	750.023	5.392
t+10	727.975	5.101
t+11	736.889	5.265
t+12	735.387	5.266
t+13	785.691	5.721
t+14	759.232	5.362
t+15	822.577	5.985
t+16	786.316	5.668
t+17	768.393	5.448
t+18	764.605	5.469
t+19	747.905	5.265
t+20	751.316	5.369
t+21	714.332	5.101
t+22	729.617	5.271
t+23	733.221	5.280
t+24	759.651	5.463
เฉลี่ย	712.482	5.126

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 4.1 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายชั่วโมง แบบ RMSE ของสถานีวัดใหม่บางคล้า โดยเปรียบเทียบค่าการนำไฟฟ้าระหว่าง ค่าจริงกับค่าที่ทำนายได้



รูป 4.2 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายชั่วโมง แบบ MAPE ของสถานีวัดใหม่บางคล้า โดยเปรียบเทียบค่าการนำไฟฟ้าระหว่าง ค่าจริงกับค่าที่ทำนายได้

ในการทำนายรายชั่วโมง ด้วยแบบจำลอง Bi-LSTM จากตารางที่ 4.3 พบว่า ค่าเฉลี่ยคลาดเคลื่อนขึ้นเวลารวม ทั้งค่า RMSE และ MAPE อยู่ที่ 712.482 $\mu\text{S}/\text{cm}$ และ 5.126% ตามลำดับ ขึ้นเวลาที่ $t+1$ มีค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด คือมีค่า RMSE และ MAPE ที่ 359.517 $\mu\text{S}/\text{cm}$ และ 2.671% ตามลำดับ ส่วนขึ้นเวลาที่มีค่าคลาดเคลื่อนมากที่สุด คือ $t+15$ ซึ่งมีค่า RMSE และ MAPE ที่ 822.577

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

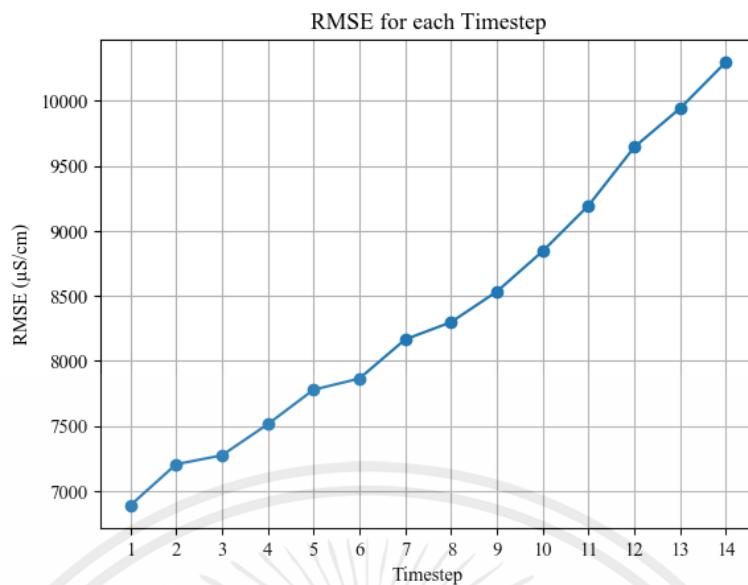
$\mu\text{S/cm}$ และ 5.985% ตามลำดับ แต่เมื่อดูชั้นเวลาที่ออกห่างไป ตามรูปที่ 4.1 และ 4.2 ค่าคลาดเคลื่อนจะสูงขึ้นแบบก้าวกระโดด แต่จะลยตัวลงที่ ตั้งแต่ชั้นเวลาที่ $t+6$ เป็นต้นไป โดยที่ RMSE อยู่ในช่วงระหว่าง 700 ถึง 800 $\mu\text{S/cm}$ และ MAPE อยู่ในช่วงระหว่างร้อยละ 5 ถึง 6

ในส่วนของการทำนายรายวัน 14 วันล่วงหน้า ด้วยแบบจำลอง LSTM โดยวัดผลด้วยช่วงเวลาเดียวกันกับการทำนายรายชั่วโมง

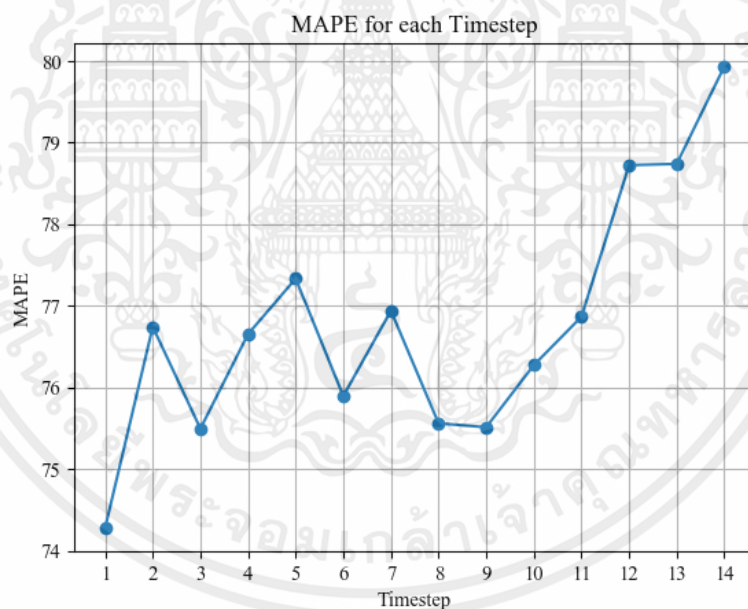
ตาราง 4.4 ประสิทธิภาพในการทำนายรายชั่วโมงของสถานีวัดใหม่บางคล้า เทียบระหว่างค่าทำนายได้กับค่าจริงของค่าการนำไฟฟ้า

ชั้นเวลาถัดไป	RMSE ($\mu\text{S/cm}$)	MAPE (%)
t+1	6888.662	74.282
t+2	7205.391	76.743
t+3	7274.14	75.496
t+4	7513.171	76.653
t+5	7778.487	77.333
t+6	7864.284	75.896
t+7	8165.014	76.94
t+8	8297.827	75.562
t+9	8533.061	75.513
t+10	8843.17	76.274
t+11	9194.523	76.866
t+12	9643.421	78.722
t+13	9941.783	78.738
t+14	10297.53	79.931
เฉลี่ย	8388.604	76.782

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 4.3 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายวัน แบบ RMSE ของสถานีวัดใหม่บางคล้า โดยเปรียบเทียบค่าการนำไฟฟ้าระหว่าง ค่าจริงกับค่าที่ทำนายได้



รูป 4.4 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายวัน แบบ MAPE ของสถานีวัดใหม่บางคล้า โดยเปรียบเทียบค่าการนำไฟฟ้าระหว่าง ค่าจริงกับค่าที่ทำนายได้

จากตาราง 4.4 พบว่า RMSE และ MAPE ของชั้นเวลาเฉลี่ย อยู่ที่ 8388.604 และ 76.728 ตามลำดับ เมื่อดูในแต่ละชั้นเวลา พบว่า ชั้นเวลาที่ $t+1$ มีค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด คือมี RMSE และ MAPE น้อยที่สุด คือ 6888.662 $\mu\text{S}/\text{cm}$ และ 74.282% ตามลำดับ และชั้นเวลา $t+14$ มีค่าคลาดเคลื่อนมากที่สุด คือวัดค่า RMSE และ MAPE คือ 10297.53 $\mu\text{S}/\text{cm}$ และ 79.931% ตามลำดับ แต่เมื่อดูภาพรวม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ของค่าคลาดเคลื่อนของทุกชั้นเวลา ตามรูป 4.3 และ 4.4 พบว่า ในส่วนของ RMSE มีค่าสูงขึ้น เมื่อชั้นเวลาห่างไกลมากขึ้น ส่วน MAPE แม้ว่าจะมีการขึ้นลงในบางชั้นเวลา แต่เมื่อดูภาพรวมแล้ว มีค่าสูงขึ้น

4.1.2.2 สถานีวิัดคลองเขื่อน

จากการใช้แบบจำลอง Bi-LSTM ทำนายค่าการนำไฟฟ้าจากเครื่องวัดที่ได้สร้างขึ้น ใน 24 ชั่วโมงข้างหน้า โดย ดังตารางที่ 4.5

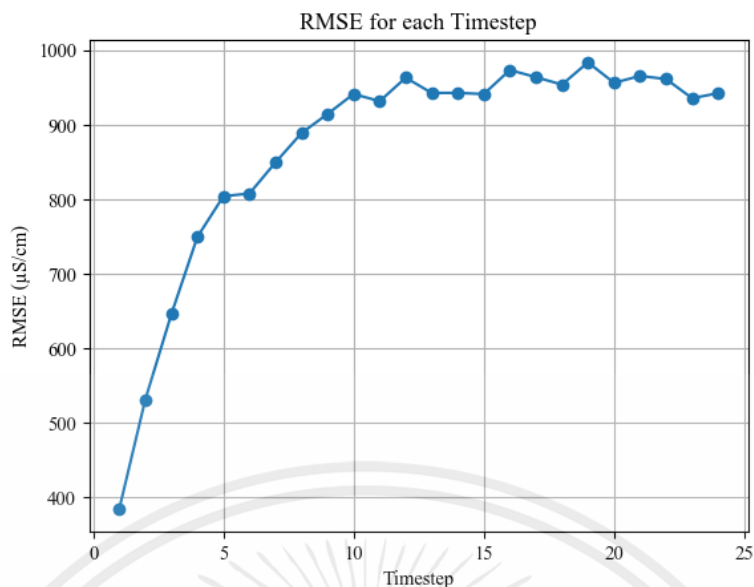


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

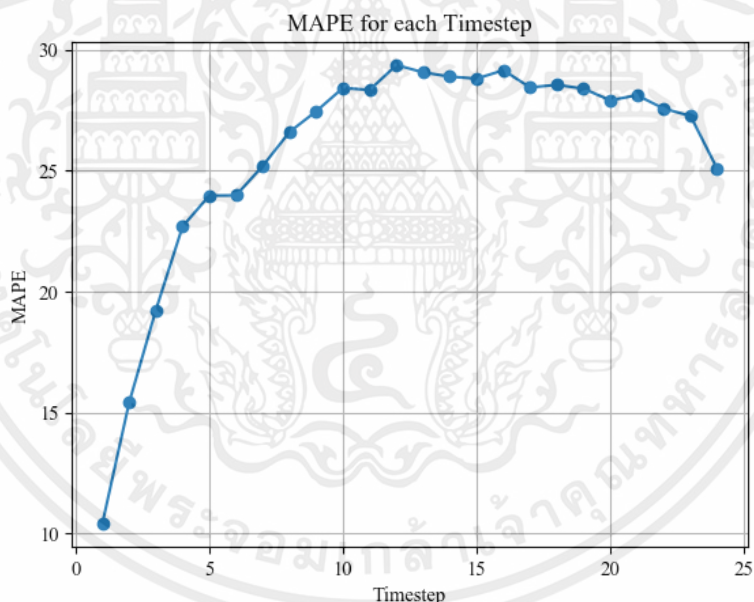
ตาราง 4.5 ประสิทธิภาพในการทำนายรายชั่วโมงของสถานีวัดคลองเขื่อน เทียบระหว่างค่าทำนายได้กับค่าจริงของค่าการนำไฟฟ้า

ชั้นเวลาถัดไป	RMSE ($\mu\text{S}/\text{cm}$)	MAPE (%)
t+1	384.417	10.427
t+2	531.213	15.415
t+3	645.717	19.238
t+4	749.429	22.694
t+5	803.975	23.967
t+6	807.659	23.976
t+7	849.367	25.194
t+8	888.767	26.595
t+9	914.441	27.451
t+10	941.232	28.414
t+11	931.46	28.331
t+12	963.067	29.361
t+13	942.576	29.057
t+14	942.679	28.881
t+15	941.11	28.798
t+16	973.365	29.144
t+17	963.809	28.434
t+18	953.806	28.541
t+19	983.643	28.382
t+20	956.194	27.902
t+21	965.417	28.112
t+22	961.236	27.561
t+23	935.544	27.256
t+24	942.247	25.079
เฉลี่ย	869.682	25.759

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 4.5 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายชั่วโมง แบบ RMSE ของสถานีวัดคลองเขื่อน โดยเปรียบเทียบค่าการนำไฟฟ้าระหว่าง ค่าจริงกับค่าที่ทำนายได้



รูป 4.6 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายชั่วโมง แบบ MAPE ของสถานีวัดคลองเขื่อน โดยเปรียบเทียบค่าการนำไฟฟ้าระหว่าง ค่าจริงกับค่าที่ทำนายได้

จากตาราง 4.5 พบว่า ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของทุกชั้นเวลาในด้าน RMSE และ MAPE อยู่ที่ 869.682 $\mu\text{S}/\text{cm}$ และ 25.759% ตามลำดับ โดยชั้นเวลาที่คลาดเคลื่อนน้อยที่สุด คือ +1 ซึ่งวัดค่า RMSE และ MAPE ได้ที่ 384.417 $\mu\text{S}/\text{cm}$ และ 10.427% ตามลำดับ เมื่อดูที่ค่า RMSE ตามรูป 4.5 แนวโน้มใกล้เคียงกับ RMSE ของสถานีวัดใหม่บางคล้า คือเมื่อชั้นเวลาออกไกลไปมากขึ้น ค่า

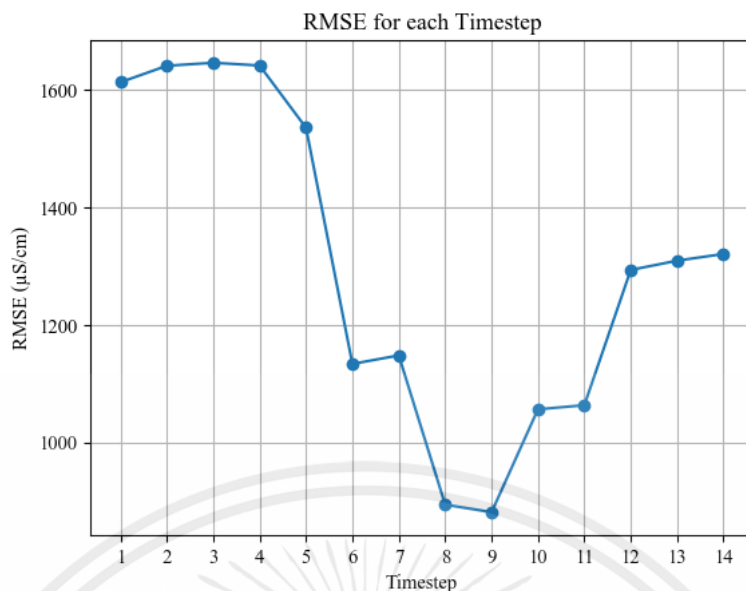
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คลาดเคลื่อนจ้าวกระโดด แต่จะคงตัวในช่วง 900 $\mu\text{S}/\text{cm}$ โดยประมาณ ส่วนค่า MAPE ตามรูป 4.6 จะใกล้เคียงเช่นเดียวกัน แต่แนวโน้มจะมีค่าคลาดเคลื่อนลดลง ตั้งแต่ขั้นเวลาที่ 12 เป็นต้นไป แม้ว่าจะไม่ได้ลงมาใกล้กับขั้นเวลาที่ $t+1$ ก็ตาม

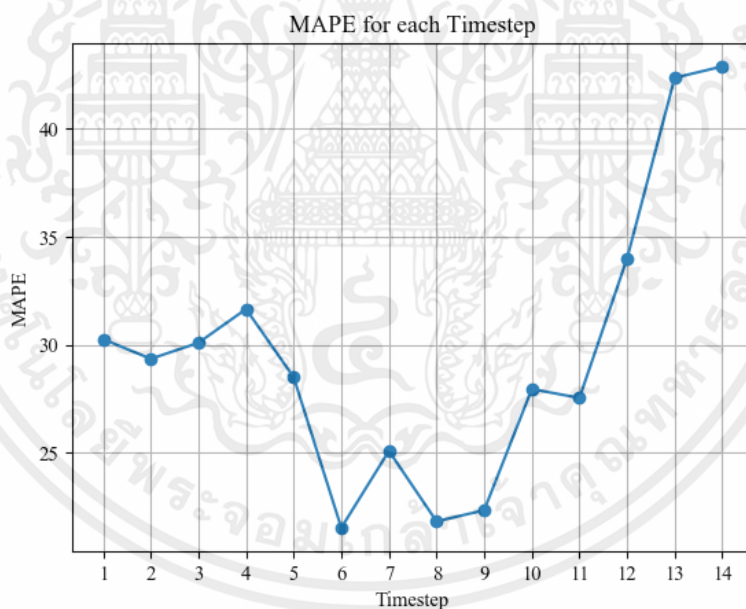
ตาราง 4.6 ประสิทธิภาพในการทำนายรายวันของสถานีวัดคลองเขื่อน เทียบระหว่างค่าทำนายได้กับค่าจริงของค่าการนำไฟฟ้า

ขั้นเวลาที่ตัดไป	RMSE ($\mu\text{S}/\text{cm}$)	MAPE (%)
t+1	1613.431	30.259
t+2	1641.502	29.351
t+3	1646.618	30.091
t+4	1641.965	31.653
t+5	1535.951	28.502
t+6	1133.651	21.537
t+7	1148.133	25.091
t+8	893.957	21.834
t+9	880.973	22.35
t+10	1056.326	27.953
t+11	1063.337	27.542
t+12	1293.686	33.996
t+13	1309.501	42.347
t+14	1320.976	42.874
เฉลี่ย	1298.572	29.67

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 4.7 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายวัน แบบ RMSE ของสถานีวัดคลองเขื่อน โดยเปรียบเทียบค่าการนำไฟฟ้าระหว่าง ค่าจริงกับค่าที่ทำนายได้



รูป 4.8 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการทำนายรายวัน แบบ MAPE ของสถานีวัดคลองเขื่อน โดยเปรียบเทียบค่าการนำไฟฟ้าระหว่าง ค่าจริงกับค่าที่ทำนายได้

ในส่วนของการทำนายรายวันด้วยแบบจำลอง LSTM 14 วันล่วงหน้า จากตาราง 4.6 พบว่า ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของทุกชั้นเวลา ในหน่วย RMSE และ MAPE อยู่ที่ 1298.572 $\mu\text{S}/\text{cm}$ และ 29.67 % ตามลำดับ ชั้นเวลาถัดไปที่ +9 มีค่าน้อยที่สุด คือ 880.973 $\mu\text{S}/\text{cm}$ แต่เมื่อดูที่ค่า MAPE พบว่า ชั้นเวลาถัดไปที่ +6 มีค่าน้อยที่สุด คือ 21.537% เมื่อดูแนวโน้มค่า RMSE ตามรูป 4.7 มีค่าสูงขึ้น แต่มีค่าเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลงในชั้นเวลาถัดไปที่ $t+5$ ไปจนถึง $t+9$ แล้วมีแนวโน้มขึ้นนับจากนั้น แต่น้อยกว่าในช่วงแรก ในส่วนของค่า MAPE ตามรูป 4.8 ในชั้นเวลาถัดไปที่ $t+1$ ถึง $t+4$ ทรงตัวในช่วง 30% เมื่อผ่านชั้นเวลาถัดไปที่ $t+5$ ถึง $t+9$ มีค่าลดลง แต่ต่อจากนั้น มีค่าคลาดเคลื่อนสูงขึ้น และสูงขึ้นกว่า 30% ของช่วงแรก

4.1.3 ค่าความเค็มที่ทำนาย

เนื่องด้วยการทำนายความเค็ม จะดูที่ค่าความเค็มเป็นหลัก แต่เนื่องจากตัวแปรที่ทำนาย เป็นค่าการนำไฟฟ้า ดังนั้น จึงต้องเปลี่ยนค่าเป็นค่าความเค็ม โดยอาศัยทฤษฎีน้ำเค็มที่ทำนาย ที่ได้นำเสนอไปข้างต้น ในการเทียบประสิทธิภาพการเทียบเคียง จะใช้ชุดข้อมูลเดียวกันกับแบบจำลองในข้อ 4.1.2 โดยได้ผลแยกตามแบบการทำนาย โดยแยกตามสถานีดังนี้

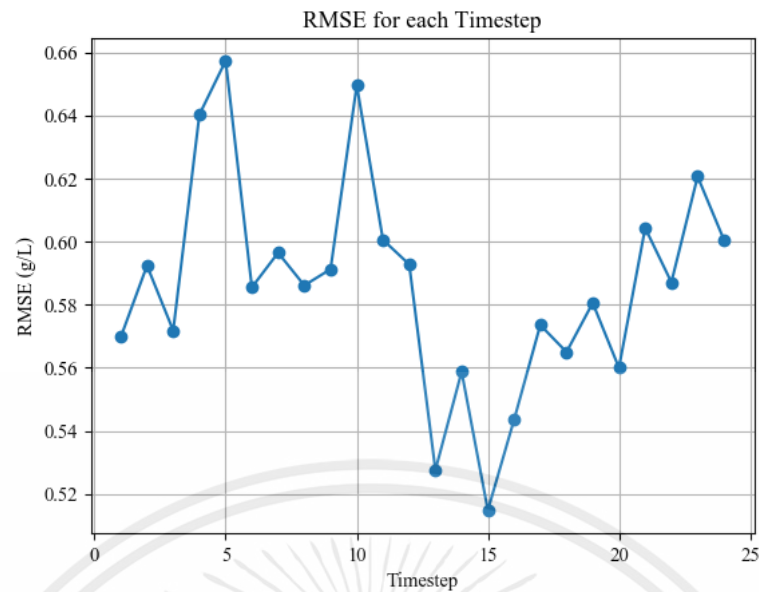
4.1.3.1 สถานีวัดใหม่บางคล้า



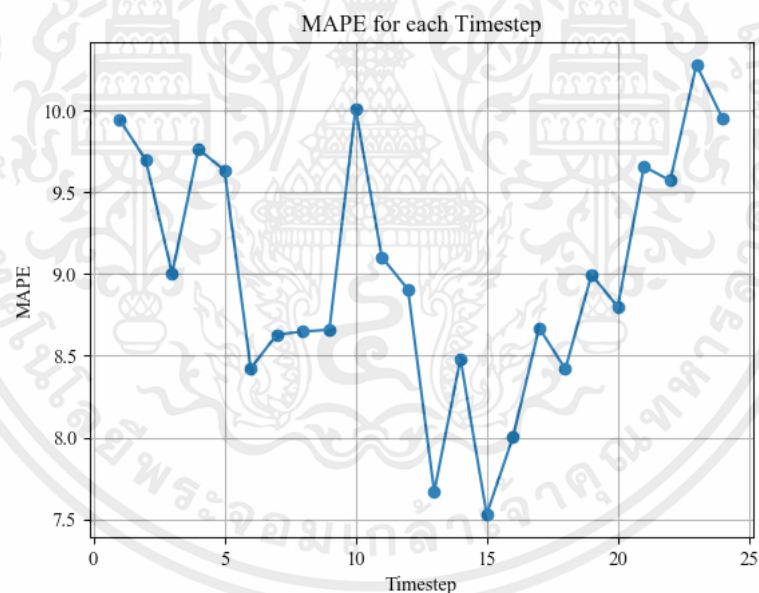
ตาราง 4.7 เปรียบเทียบการคลาดเคลื่อนของค่าความเค็มรายชั่วโมง ระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง ของสถานีวัดใหม่บางคล้า

ชั้นเวลาถัดไปที่	RMSE (g/L)	MAPE (%)
t+1	0.57	9.947
t+2	0.592	9.699
t+3	0.572	9.004
t+4	0.64	9.766
t+5	0.657	9.637
t+6	0.585	8.424
t+7	0.596	8.631
t+8	0.586	8.648
t+9	0.591	8.66
t+10	0.65	10.012
t+11	0.601	9.105
t+12	0.593	8.906
t+13	0.528	7.668
t+14	0.559	8.483
t+15	0.515	7.53
t+16	0.544	8.001
t+17	0.574	8.671
t+18	0.565	8.42
t+19	0.581	8.997
t+20	0.56	8.8
t+21	0.604	9.66
t+22	0.587	9.573
t+23	0.621	10.283
t+24	0.601	9.951
เฉลี่ย	0.586	9.02

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 4.9 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายชั่วโมง แบบ RMSE ของสถานีวัดใหม่บางคล้า โดยเปรียบเทียบระหว่าง ค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง



รูป 4.10 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายชั่วโมง แบบ MAPE ของสถานีวัดใหม่บางคล้า โดยเปรียบเทียบระหว่าง ค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง

จากตาราง 4.7 พบว่า ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของทุกชั้นเวลาถัดไป ในหน่วย RMSE และ MAPE อยู่ที่ 0.586 g/L และ 9.02% ชั้นเวลาถัดไปที่มีค่าคลาดเคลื่อนถัดไปที่น้อยที่สุด คือ ชั้นเวลาถัดไปที่ t+15 ซึ่งมีค่า RMSE และ MAPE ที่ 0.515 g/L และ 7.53% ตามลำดับ เมื่อดูแนวโน้มค่า

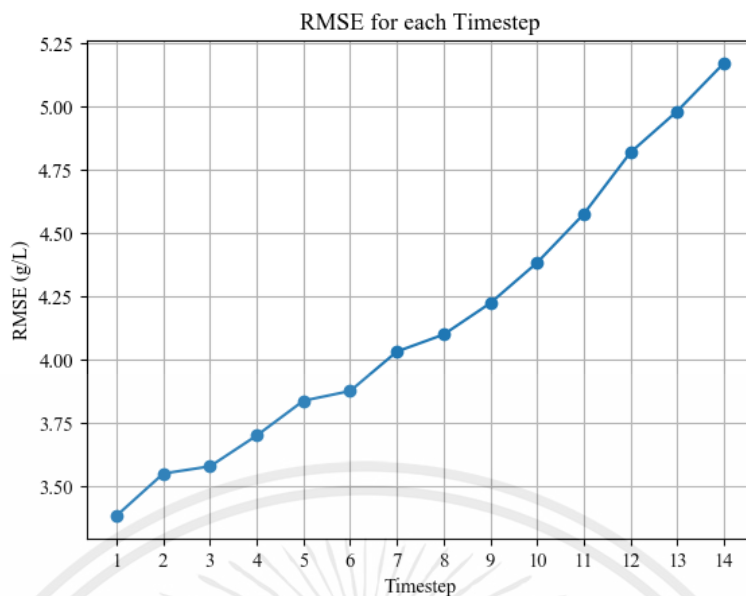
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คลาดเคลื่อนรวม ในทั้ง RMSE และ MAPE มีแนวโน้มลดลงใน 14 ขั้นตอนเวลาถัดไปแรก แต่มีแนวโน้มสูงขึ้น เพียงแต่ในค่า RMSE จะสูงไม่เกินช่วงแรก ส่วน MAPE จะสูงมากกว่าช่วงแรก

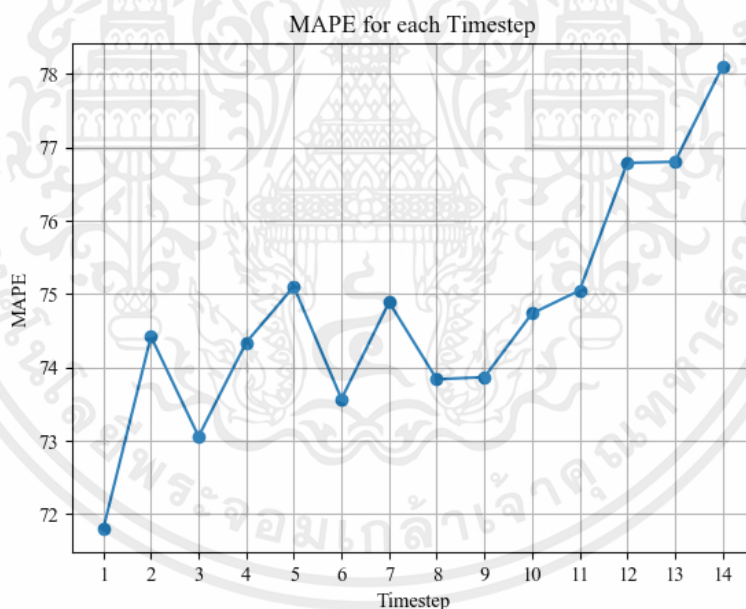
ตาราง 4.87 เปรียบเทียบการคลาดเคลื่อนของค่าความเค็มรายวัน ระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง ของสถานีวัดใหม่บางคล้า

ขั้นตอนเวลาถัดไปที่	RMSE (g/L)	MAPE (%)
t+1	3.384	71.803
t+2	3.55	74.422
t+3	3.579	73.059
t+4	3.701	74.341
t+5	3.838	75.102
t+6	3.877	73.571
t+7	4.033	74.89
t+8	4.1	73.84
t+9	4.224	73.868
t+10	4.384	74.736
t+11	4.576	75.049
t+12	4.82	76.789
t+13	4.983	76.804
t+14	5.173	78.102
เฉลี่ย	4.159	74.741

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 4.11 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายวัน แบบ RMSE ของสถานีวัดใหม่บางคล้า โดยเปรียบเทียบระหว่าง ค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง



รูป 4.12 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายวัน แบบ MAPE ของสถานีวัดใหม่บางคล้า โดยเปรียบเทียบระหว่าง ค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง

ในส่วนของการทำนายแบบรายวัน จากตาราง 4.8 พบว่า ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของทุกชั้นเวลาถัดไป ในหน่วย RMSE และ MAPE คือ 4.159 g/L และ 74.741% ตามลำดับ ชั้นเวลาถัดไปที่ $t+1$ มีค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด โดยที่ค่า RMSE และ MAPE อยู่ที่ 3.384 g/L และ 71.803%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตามลำดับ แต่เมื่อค่าคลาดเคลื่อนโดยรวม ทั้ง RMSE และ MAPE จากรูป 4.11 และ 4.12 พบว่ามีแนวโน้มสูงขึ้นเมื่อชั้นเวลาถัดไป อยู่ห่างจากเวลาที่ทำนาย

4.1.3.2 สถานีวิัดคลองเขื่อน

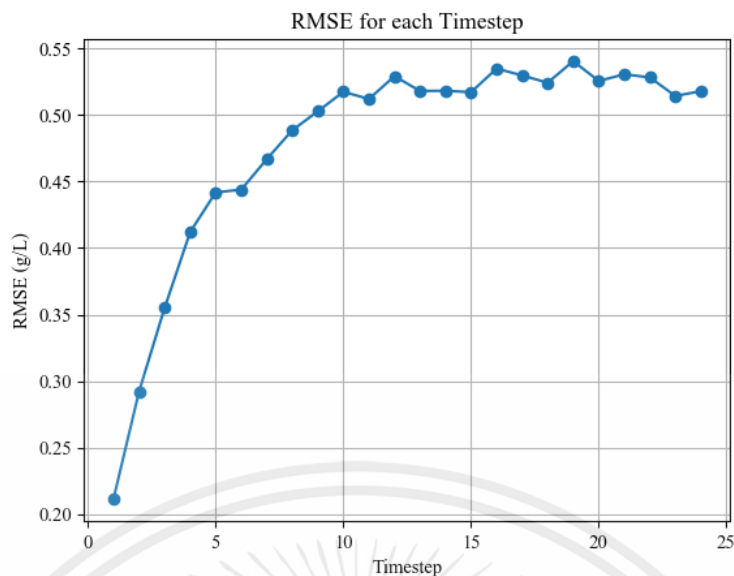


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

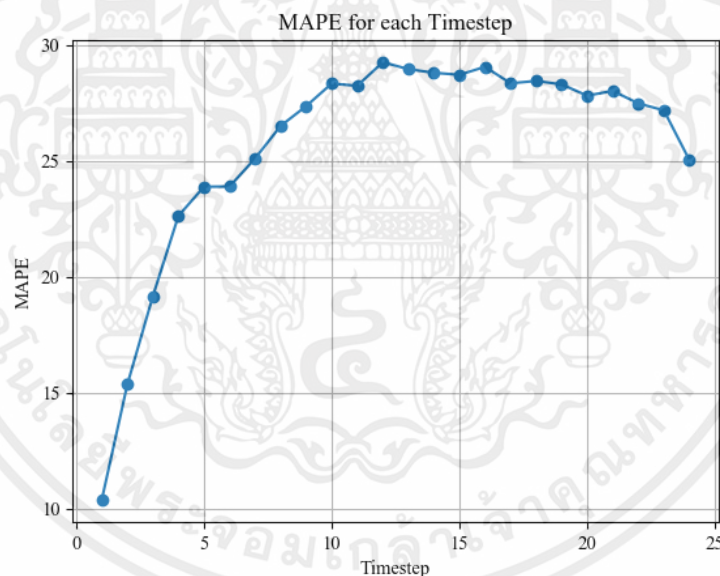
ตาราง 4.98 เปรียบเทียบการคลาดเคลื่อนของค่าความเค็มรายชั่วโมง ระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง ของสถานีวัดคลองเขื่อน

ชั้นเวลาถัดไปที่	RMSE (g/L)	MAPE (%)
t+1	0.211	10.38
t+2	0.292	15.351
t+3	0.355	19.161
t+4	0.412	22.625
t+5	0.442	23.881
t+6	0.444	23.89
t+7	0.467	25.102
t+8	0.489	26.506
t+9	0.503	27.359
t+10	0.518	28.335
t+11	0.512	28.235
t+12	0.529	29.258
t+13	0.518	28.953
t+14	0.518	28.798
t+15	0.517	28.709
t+16	0.535	29.055
t+17	0.53	28.344
t+18	0.524	28.446
t+19	0.541	28.296
t+20	0.526	27.811
t+21	0.531	28.016
t+22	0.528	27.476
t+23	0.514	27.178
t+24	0.518	25.033
เฉลี่ย	0.478	25.675

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 4.13 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายชั่วโมง แบบ RMSE ของสถานีวัดคลองเขื่อน โดยเปรียบเทียบระหว่าง ค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง



รูป 4.14 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายชั่วโมง แบบ MAPE ของสถานีวัดคลองเขื่อน โดยเปรียบเทียบระหว่าง ค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง

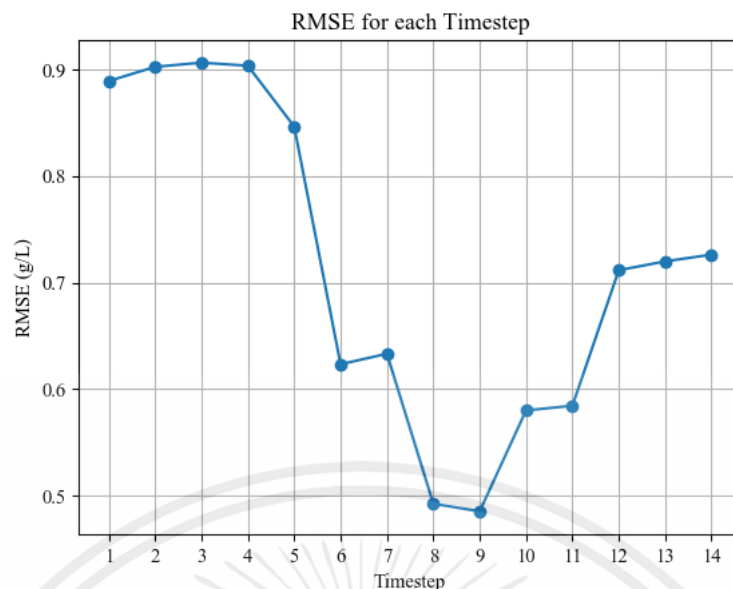
จากตาราง 4.9 พบว่า ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของทุกชั้นเวลาถัดไป ในหน่วย RMSE และ MAPE อยู่ที่ 0.478 g/L และ 25.675% ตามลำดับ โดยชั้นเวลาที่คลาดเคลื่อนน้อยที่สุด คือ t+1 ซึ่งวัดค่า RMSE และ MAPE ได้ที่ 0.211 g/L และ 10.38 % ตามลำดับ ส่วนชั้นเวลาถัดไปที่มีค่า RMSE คลาดเคลื่อนมากที่สุด คือ t+19 ซึ่งค่า RMSE ที่ 0.541 g/L และชั้นเวลาถัดไปที่มีค่า MAPE คลาดเคลื่อนมากที่สุด คือ t+12 ซึ่งค่า MAPE ที่ 29.258% จะสังเกตเห็นว่ายิ่งชั้นเวลานั้นมากขึ้น ค่าคลาดเคลื่อนทั้งเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

RMSE และ MAPE จะยิ่งเพิ่มสูงขึ้น ตามรูปที่ 4.13 และ 4.14 แต่ค่า RMSE จะเริ่มคงตัวที่ 0.50 ในช่วงชั้นเวลาถัดไปที่ $t+10$ เป็นต้นไปโดยประมาณ ส่วนค่า MAPE ก็จะคงตัวในช่วงชั้นเวลาใกล้เคียงกัน ตามรูป 4.14 แต่มีแนวโน้มที่ค่าคลาดเคลื่อนจะลดลงตั้งแต่ชั้นเวลา $t+22$ เล็กน้อย

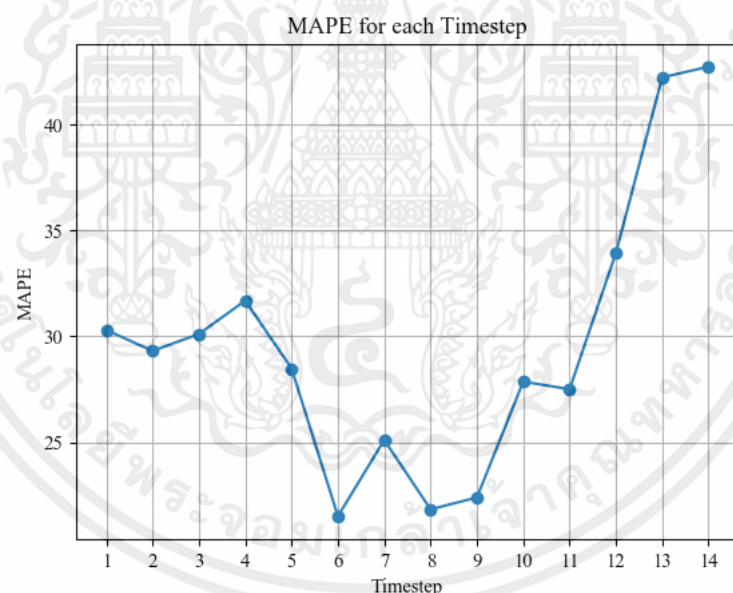
ตาราง 4.109 เปรียบเทียบการคลาดเคลื่อนของค่าความเค็มรายวัน ระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริงของสถานีวัดคลองเขื่อน

ชั้นเวลาถัดไปที่	RMSE (g/L)	MAPE (%)
t+1	0.889	30.301
t+2	0.902	29.314
t+3	0.906	30.114
t+4	0.903	31.687
t+5	0.846	28.483
t+6	0.623	21.516
t+7	0.633	25.112
t+8	0.493	21.842
t+9	0.485	22.401
t+10	0.58	27.867
t+11	0.584	27.507
t+12	0.712	33.936
t+13	0.72	42.218
t+14	0.726	42.717
เฉลี่ย	0.715	29.644

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูป 4.15 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายวัน แบบ RMSE ของสถานีวัดคลองเขื่อน โดยเปรียบเทียบระหว่าง ค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง



รูป 4.16 กราฟค่าคลาดเคลื่อนในการเทียบค่าความเค็มแบบรายวัน แบบ MAPE ของสถานีวัดคลองเขื่อน โดยเปรียบเทียบระหว่าง ค่าที่ทำนายกับค่าที่วัดได้จริง

ในส่วนของการทำนายแบบรายวัน จากตาราง 4.10 พบว่า ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของทุกชั้นเวลาถัดไป ในหน่วย RMSE และ MAPE คือ 0.715 g/L และ 29.644% ตามลำดับ ชั้นเวลาถัดไปที่มีค่าคลาดเคลื่อน RMSE น้อยที่สุดคือ t+9 ที่ 0.485 g/L แต่เมื่อดูที่ค่า MAPE กลับพบว่า ชั้นเวลาถัดไปที่ t+6 มีค่าน้อยที่สุด คือ 21.516% เมื่อดูแนวโน้มค่า RMSE ตามรูป 4.15 จะเห็นว่าเริ่มต้นมีค่าสูง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แต่มีค่าลงในชั้นเวลาถัดไปที่ $t+5$ ไปจนถึง $t+9$ แล้วมีแนวโน้มขึ้นนับจากนั้น แต่ไม่สูงเท่ากับช่วงแรก ใน ส่วนของค่า MAPE ตามรูป 4.16 ในชั้นเวลาถัดไปที่ $t+1$ ถึง $t+4$ ทรงตัวในช่วง 30% เมื่อผ่านชั้นเวลา ถัดไปที่ $t+5$ ถึง $t+9$ จะมีค่าลดลง แต่หลังจากนั้นค่าคลาดเคลื่อนจะสูงขึ้น และสูงขึ้นกว่า 30% ของ ช่วงแรก



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

5.1.1 แบบจำลอง

5.1.1.1 การสร้างและเลือกแบบจำลอง

แบบจำลองที่ทำนายแม่นยำที่สุดสำหรับการทำนายรายชั่วโมง คือ Bi-LSTM แต่แบบจำลองที่ทำนายแม่นยำที่สุด สำหรับการทำนายรายวัน คือ LSTM ซึ่งในความเป็นจริง Bi-LSTM ควรให้ความแม่นยำมากกว่า LSTM ธรรมดา อันมาจากโครงสร้าง แต่เมื่อนำมาใช้กับชุดข้อมูลรายวันข้างต้น กลับไม่เป็นไปตามที่คาดไว้

5.1.1.2 การทำนายกับข้อมูลใหม่

ในการวัดผลที่แท้จริง จะดูที่ค่าคลาดเคลื่อนที่ MAPE เป็นหลัก ซึ่งได้ผลดังนี้

ในการทำนายรายชั่วโมงกับสถานีวัดใหม่บางคล้า ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยอยู่ที่ ร้อยละ 5 โดยประมาณ ขึ้นเวลาถัดไปที่ $t+1$ มีความแม่นยำที่สุด เพราะในชั้นเวลาอื่น มีสัดส่วนพุ่งสูงขึ้น แต่เมื่อนำมาใช้กับสถานีวัดคลองเขื่อน มีความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยอยู่ที่ร้อยละ 25 โดยประมาณ ส่วนชั้นเวลาถัดไปที่แม่นยำที่สุด คือชั้นที่ $t+1$

แต่ในส่วนการทำนายรายวันกับสถานีวัดใหม่บางคล้า พบว่าค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย ร้อยละ 76 โดยประมาณ ขึ้นเวลาถัดไปที่แม่นยำที่สุด คือ $t+1$ แต่เมื่อนำมาใช้สถานีวัดคลองเขื่อน ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยอยู่ที่ ร้อยละ 29 โดยประมาณ ขึ้นเวลาที่แม่นยำที่สุด คือ $t+6$ แม้ว่าข้อมูลมาจากต่างสถานีที่นำมาสร้างแบบจำลองก็ตาม

5.1.1.3 ค่าความเค็มที่ทำนาย

เมื่อนำมาใช้กับชุดข้อมูลทำนายในข้อ 5.1.1.2 พบว่า

สถานีวัดใหม่บางคล้าแบบรายชั่วโมง ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย อยู่ที่ร้อยละ 9 โดยประมาณ ชั้นเวลาที่ $t+15$ มีค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ซึ่งหากเทียบค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการทำนายค่าการนำไฟฟ้า มีค่าสูงขึ้น แต่เมื่อนำมาใช้กับค่าทำนายรายวัน กลับมีค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยน้อยลง และชั้นเวลาถัดไปที่ $t+1$ เป็นชั้นเวลาที่แม่นยำที่สุด เช่นเดียวกับการทำนายค่าการนำไฟฟ้า

ส่วนสถานีวัดคลองเขื่อนแบบรายชั่วโมง มีค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยที่ร้อยละ 25 โดยประมาณ ขึ้นเวลาถัดไปที่ $t+1$ ส่วนการทำนายรายวัน ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยอยู่ในช่วงเดียวกันกับรายชั่วโมง คือร้อยละ 29 โดยประมาณ ขึ้นเวลาถัดไปที่ $t+6$ มีค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

5.1.2 เครื่องวัดความเค็มในแม่น้ำ

- 1) ค่าการนำไฟฟ้าที่วัดได้ มีความอ่อนไหวสูง ต้องลดความอ่อนไหวลง โดยการ ใช้ค่าเฉลี่ย
- 2) คาบเวลาการวัดที่เก็บได้ในแต่ละนาที ไม่ได้เที่ยงตรงมากนักกับเวลาฝั่งเว็บ ทำให้เวลาที่อ่านได้ ผิดไปจากเวลาที่ตัวเว็บดึงข้อมูล

5.1.3 เว็บไซต์

- 1) ไม่สามารถดึงข้อมูลจากกรมชลประทานได้ในบางเวลา ทำให้กระทบต่อความแม่นยำในการทำนาย

5.2 อภิปรายผล

5.2.1 แบบจำลอง

ในการสร้างแบบจำลอง Deep Learning สำหรับการทำนายค่าความเค็ม (Water Salinity) ล่วงหน้า โดยมีการใช้ข้อมูลค่าการนำไฟฟ้าของน้ำในรูปแบบรายชั่วโมงและรายวันมาใช้ในการฝึกสอนแบบจำลองและนำแบบจำลองนั้นไปใช้ทำนายค่าความเค็ม

โดยแบบจำลองที่ถูกเลือกมาใช้คือ RNN, LSTM, และ Bi-LSTM จากผลการทดลองพบว่าแบบจำลองรายชั่วโมงที่ดีที่สุดคือ Bi-LSTM ซึ่งมีค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด โดยที่ค่า RMSE เท่ากับ 27.04 และค่า MAPE เท่ากับ 0.064 ในขณะที่แบบจำลอง RNN และ LSTM มีค่าความผิดพลาดที่มากกว่า โดยที่ค่า RMSE เท่ากับ 45.34 และ 30.49 ตามลำดับ และค่า MAPE เท่ากับ 0.12 และ 0.073 ตามลำดับ

แบบจำลองรายวันที่ดีที่สุดที่สุดคือ LSTM ซึ่งมีค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด โดยที่ค่า RMSE เท่ากับ 58.62 และค่า MAPE เท่ากับ 0.16 ในขณะที่แบบจำลอง RNN และ Bi-LSTM มีค่าความผิดพลาดที่มากกว่า โดยที่ค่า RMSE เท่ากับ 120.33 และ 78.95 ตามลำดับ และค่า MAPE เท่ากับ 0.34 และ 0.22 ตามลำดับ

โดยจะสังเกตเห็นว่าแบบจำลอง RNN ทั้งรายชั่วโมงและรายวันมีค่าความผิดพลาดสูงเป็นไปตามทฤษฎีกล่าวไว้ เพราะข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนมี time step ย้อนหลังที่ยาวไกล และตามทฤษฎีแล้ว Bi-LSTM จะเป็นแบบจำลองที่ดีที่สุด เนื่องจากการนำ LSTM มาใช้งานในสองทิศทางทั้งขาไปและขากลับทำให้มีการเรียนรู้ข้อมูลแบบอนุกรมเวลาจากหน้าไปหลังและหลังไปหน้า แต่จากทดลองพบว่าแบบจำลองรายวันนั้น LSTM เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุด ซึ่งผลการทดลองนั้นไม่เป็นไปตามทฤษฎีอาจเป็นเพราะข้อมูลรายวันที่ใช้ในการฝึกสอนมีการกำหนด time step ของข้อมูลที่สั้นทำให้มีโอกาสที่แบบจำลอง LSTM นั้นดีกว่า Bi-LSTM เนื่องจาก Bi-LSTM เหมาะกับการแก้ไขปัญหาค่าข้อมูลที่ซับซ้อน หากข้อมูลนั้นไม่มีความซับซ้อนมาก LSTM อาจจะได้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า

5.2.2 ค่าความเค็มที่ทำนาย

เมื่อนำค่าการนำไฟฟ้าที่ทำนายได้ มาแปลงเป็นค่าความเค็มที่ทำนาย แล้ววัดความแม่นยำ พบว่า ขั้นตอนถัดไปที่แม่นยำที่สุด ของสถานวัดใหม่บางคล้ารายชั่วโมง เปลี่ยนจาก $t+1$ เป็น $t+15$ ส่วนรายวัน ขั้นตอนที่แม่นยำที่สุด คือ $t+1$ ทั้งก่อนและหลังในการแปลง ส่วนของสถานีวัดคลองเขื่อน ในการทำนายรายชั่วโมง เปลี่ยนจาก $t+1$ เป็น $t+10$ และรายวันเปลี่ยน $t+6$ เป็นเป็น $t+3$

สาเหตุสำคัญ คืออุณหภูมิเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา ไม่ได้มีค่า 25 องศาเซลเซียสตลอดเวลา และน้ำในแม่น้ำ ไม่ได้มีแต่เกลือเป็นส่วนผสมหลัก แต่มีสารอื่นที่นำไฟฟ้าได้เช่นเดียวกัน

ดังนั้น จึงมีโอกาสที่ทำให้ค่าความแม่นยำในการทำนายของขั้นตอน ที่แม่นยำที่สุดเปลี่ยนไป

5.2.3 เครื่องวัดจำลอง

- 1) ตัวเซนเซอร์มีความละเอียดในการวัดในระดับมิลลิพร้อมเลขทศนิยมสองหลักเท่านั้น แม้ว่าจะแปลงเป็นไมโครแล้ว แต่ความละเอียดยังไม่มากพอกับการนำมาใช้กับแบบจำลอง
- 2) น้ำยาที่ปรับตั้ง ไม่ได้ครอบคลุมค่าการนำไฟฟ้าทุกช่วงของเซนเซอร์ ทำให้มีโอกาสที่ค่าที่วัดได้ ไม่เป็นไปตามแนวโน้มของสถานีที่วัดเครื่องมือเฉพาะทาง
- 3) ตัวเซนเซอร์ ออกแบบมาเพื่อใช้กับการวัดในห้องทดลอง คือใช้ในเวลานั้น ๆ ไม่ได้ ออกแบบมาใช้งานกับการวัดในน้ำหรือของเหลวตลอดเวลา ดังนั้นอาจเกิดโอกาสที่วัดค่าไปเป็นเวลานานแล้วผิดเพี้ยนไปจากแนวโน้มที่ควรจะเป็น

5.2.4 เว็บไซต์

- 1) ข้อมูลจากกรมชลในบางเวลาล่าช้า เกิดขึ้นจากฝั่งเว็บของกรมชลฯ ซึ่งในบางครั้ง มีคาบเวลาในการส่งไม่สม่ำเสมอ ทางผู้จัดจึงต้องหน่วงเวลาให้มากที่สุด เพื่อให้รับข้อมูลแบบเรียลไทม์จากกรมชลฯ แต่ในขณะเดียวกันต้องให้อัปเดตข้อมูลบนเว็บแบบเรียลไทม์ได้ไวที่สุดด้วยเช่นกัน ดังนั้นปัญหาดังกล่าว เป็นปัญหาที่ไม่สามารถแก้ไขความล่าช้าได้ทุกครั้ง
- 2) ข้อมูลจากกรมชลประทานในบางเวลาหายไป ไม่สามารถเรียกย้อนหลังได้ เป็นสาเหตุที่เกิดจากฝั่งระบบของกรมชลฯ ทำให้ต้องใช้กลไกในการทดแทนข้อมูลที่หายไป

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 แบบจำลอง

- 1) ปรับปรุงข้อมูลในปีอื่นที่ไม่ได้เลือกมาใช้สอน ให้ออกมาดีที่สุดเท่าที่สามารถทำได้ จากการศึกษาในปีการศึกษานี้ ทางคณะผู้จัดทำ ได้วิจัยวิธีการปรับปรุง โดยการใช้ STL (Seasonal-Trend decomposition using LOESS) แยกองค์ประกอบของอนุกรมเวลา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากนั้นแก้ไขค่าข้อมูลขององค์ประกอบต่าง ๆ แล้วนำองค์ประกอบนำมารวมกลับเป็น
อนุกรมเวลาแบบเดิม

5.3.2 ค่าความเค็มที่ทำนาย

- 1) ควรหาสูตรสมการคำนวณน้ำเค็มที่ทำนาย ที่แปรผันตามอุณหภูมิ

5.3.3 เครื่องวัด

- 1) ควรใช้เซนเซอร์ที่มีความละเอียดในการวัดที่สูงกว่านี้
- 2) ให้นำยาปรับตั้งเซนเซอร์ให้ครอบคลุมย่านการวัดของเซนเซอร์ให้มากกว่านี้

5.3.4 เว็บไซต์

- 1) ระบบดึงข้อมูลย้อนหลัง สำหรับการเก็บย้อนหลังในบางเวลา มาจากการส่งไม่สม่ำเสมอ
จากเว็บของกรมชลฯ
- 2) ระบบทำนายใหม่ เพื่อนำข้อมูลที่ได้จากความล่าช้า ซึ่งเป็นข้อมูลที่ควรนำมาทำนายใน
คาบเวลานั้น

บรรณานุกรม

จิณฉัตร วัฒนเวชรรัตน์, วีระเกษร สวนผกา, ดีบุญ เมฆาสกุลชาติ. (ม.ป.ป.). “การศึกษาเบื้องต้นเกี่ยวกับแนวทางการบริหารจัดการน้ำในฤดูแล้ง: กรณีศึกษา การบริหารจัดการความเค็มรุกคืบในแม่น้ำเจ้าพระยา ฤดูแล้งปีพ.ศ. 2562/63” ภาควิชาวิศวกรรมโครงสร้างพื้นฐานและการจัดการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

ธารรัตน์ ตั้งจิตร์, ดร.วิภาดา หงษ์ทะนี, ดร.นงลักษณ์ ตั้งไพศาลกุล, ปทุมพร มานาม, ชวิชัย โลกะนัง. (2562). “ค่าการนำไฟฟ้า” กับการประยุกต์ใช้งานในภาคอุตสาหกรรม. ห้องปฏิบัติการวิเคราะห์เคมีไฟฟ้า กลุ่มงานวิเคราะห์หอนินทรีย์เคมี ฝ่ายมาตรฐานวิทยาศาสตร์และชีวภาพ สถาบันมาตรวิทยาแห่งชาติ. (21). https://www.mhesi.go.th/images/2563/pusit/nimt/Metro-Vol21.W01.2019_Electrolytic_conductivity.pdf

นีโอนิกส์. (ม.ป.ป.) *รู้และเข้าใจ Conductivity คืออะไร*. <https://www.neonics.biz/water-quality/what-is-conductivity/>

นีโอนิกส์. (2564) *ความเค็ม ppt คือ*. <https://www.neonics.co.th/ความเค็ม/salinity-ppt.html>

นีโอนิกส์. (2564) *Salinity คืออะไร*. <https://www.neonics.co.th/ความเค็ม/salinity.html>

ภูมิฐาน รังคกุลณวัฒน์. 2562. *การวิเคราะห์หอนุกรมเวลาสำหรับเศรษฐศาสตร์และธุรกิจ*.

https://economics.utcc.ac.th/wp-content/uploads/Time-Series-for-Econ-and-Bus_Poomthan.pdf

วอเตอร์เทสต์. (2543). “คุณแน่ใจหรือ...? ว่าค่าการนำไฟฟ้าของน้ำ (Conductivity) ที่วัดนั้นถูกต้อง”

Industrial Technology Review, (67). [https://water.co.th/download/62-ค่าการนำไฟฟ้าของน้ำ_\(Conductivity\).pdf](https://water.co.th/download/62-ค่าการนำไฟฟ้าของน้ำ_(Conductivity).pdf)

วิรุฬห์ สัมสิทธิ์ราช. (2 พฤษภาคม 2566). *ความเข้าใจเกี่ยวกับลุ่มน้ำและชั้นคุณภาพลุ่มน้ำ*.

<https://www.onep.go.th/ความเข้าใจเกี่ยวกับลุ่มน้ำ/>

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ศุภนาถ เห็นสว่าง และเพ็ญรติ จันทรภักดิ์. 2564. “จับตาค่าความเค็มของแม่น้ำบางปะกง...แม่น้ำสายหลักของพื้นที่ระยองเศรษฐกิจพิเศษภาคตะวันออก.” สถาบันวิจัยสภาวะแวดล้อม จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 25(2). <https://ej.eric.chula.ac.th/article/view/308>

สำนักงานทรัพยากรน้ำแห่งชาติ. (2564). 22 ลุ่มน้ำในประเทศไทย และ พระราชกฤษฎีกากำหนดลุ่มน้ำ พ.ศ. 2564. <http://sonwr.onwr.go.th/wp-content/uploads/2021/07/22-basin-in-thailand.pdf>

Atlas Scientific. (2022). *What Are Conductivity Probe Cell Constants?*. <https://atlas-scientific.com/blog/conductivity-probe-cell-constants/>

Christopher Olah. (2015). *Understanding LSTM Networks*. <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>

DataDrivenInvestor. (2022). *Deep Learning Explained In 7 Steps – Updated*. <https://www.datadriveninvestor.com/deep-learning-explained>

Doratong24. (2017). *[ML] LSTMs แบบบ (เกือบ) ละเอียดยิบ ๆ*. <https://medium.com/@tongkornkitt/ml-lstms-แบบบ-เกือบ-ละเอียดยิบ-ๆ-a3a55cd37883>

Enes Zvornicanin. (2022). *Differences Between Bidirectional and Unidirectional LSTM*. <https://www.baeldung.com/cs/bidirectional-vs-unidirectional-lstm>.

Jason Brownlee. (2021). *How to Choose an Activation Function for Deep Learning*. <https://machinelearningmastery.com/choose-an-activation-function-for-deep-learning>

Kim Lundmark. 2018. “The spatial variability of salinity and water flux estimates in Gialova Lagoon, Greece.” Department of Physical Geography, Stockholm University

Lei Zhang, Linghui Yang, Chengyu Gu and Da Li. (2020). “LSTM-based Short-term Electrical Load Forecasting and Anomaly Correction.” State Grid Shanghai Electric Power Research Institute, Shanghai, China.

M. Anand Kumar, Premjith B. and Soman Kp. 2018. “A deep learning approach for Malayalam morphological analysis at character level.” Center for Computational Engineering and

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Networking (CEN), Amrita School of Engineering, Coimbatore, Amrita Vishwa Vidyapeetham, India.

Mehreen Saeed. (2021). *A Gentle Introduction To Sigmoid Function*.

<https://machinelearningmastery.com/a-gentle-introduction-to-sigmoid-function/>

Md. Mostafizer Rahman, Yutaka Watanobe and Keita Nakamura. 2021. “A Bidirectional LSTM Language Model for Code Evaluation and Repair.” Department of Computer and Information Systems, School of Computer Science and Engineering, The University of Aizu, Aizu-Wakamatsu, Fukushima, Japan.

PCP. *MAE, MSE, RMSE* — เลือกใช้ยังไงดีมาลองดูที่ความหมาย. <https://medium.com/c-g-datacommunity/mse-rmse-mae-เลือกใช้ยังไงดีมาลองดูที่ความหมาย-17b37b0b14b3>

Ruijing Zhang. and Xingguo Yang. 2019. “Salinity Time Series Prediction Based on LSTMs Neural Network.” College of electrical and information engineering, Hunan University of technology.

Sirawich Smitsomboon. (2020). *สรุปความเข้าใจ RNN, LSTM, GRU (24/10/2020)*.
<https://sirawich99.medium.com/สรุปความเข้าใจ-rnn-lstm-gru-24-10-2020-95602afe3053>

Sirinart Tangruamsub. (2017). *Long Short-Term Memory (LSTM)*. <https://medium.com/@sinart.t/long-short-term-memory-lstm-e6cb23b494c6>

scikit-learn developers. (n.p.p.) *sklearn.metrics.mean_absolute_percentage_error*. https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.mean_absolute_percentage_error.html

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้