การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ค่าความเค็มรายชั่วโมง ที่สถานีสูบน้ำดิบสำแล

The Application of Artificial Neural Network Model for Hourly Salinity Prediction Sumlae Pumping Station

ชนสรณ์ ลาภนิมิตรชัย

Chanasorn Lapnimitchai

ภาควิชาวิศวกรรมทรัพยากรน้ำ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ บางเขน

E-mail : active_save@hotmail.com

บทคัดย่อ

แม่น้ำเจ้าพระยาตอนล่างประสบปัญหาความเค็มรุกตัวเป็นประจำทุกปีในช่วงฤดูแล้ง ส่งผลกระทบต่อคุณภาพน้ำดิบในการผลิตน้ำประปา ดังนั้นหากมีการพยากรณ์ค่าความเค็มบริเวณหน้าโรงสูบน้ำดิบสำแลจะส่งผลให้การบริหารจัดการน้ำดิบในการผลิตน้ำประปามีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ค่าความเค็มรายชั่วโมงที่สถานีสูบน้ำดิบสำแลโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยการหาความสัมพันธ์ระหว่างระดับน้ำด้านเหนือน้ำของสถานีสูบน้ำดิบสำแลได้แก่ ระดับน้ำที่สถานี C.35 ในแม่น้ำเจ้าพระยา ระดับน้ำที่สถานี S.5 ในแม่น้ำป่าสัก และระดับน้ำด้านท้ายน้ำที่สถานี C.54 ในช่วงเวลาต่างๆ เพื่อทำนายค่าความเค็มรายชั่วโมงที่สถานีสูบน้ำดิบสำแล ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทำการTrain Network ด้วยวิธี Levenberg – Marquardt หาความสัมพันธ์ของข้อมูลดังกล่าวในช่วงปี 2556 - 2557 โดยทำการ lag time ข้อมูลย้อนหลังครั้งละ 1 ชั่วโมง ของทุกสถานี รวมกรณีศึกษาทั้งสิ้น 216 กรณี ซึ่งกรณีที่ดีที่สุดได้ให้ผลดังนี้ ระดับน้ำที่สถานี C.35 ที่เวลาย้อนหลัง 8 ชั่วโมง ระดับน้ำที่สถานี S. 5 ที่เวลาย้อนหลัง 9 ชั่วโมง และ ระดับน้ำที่สถานี C.54 ที่เวลาย้อนหลัง 12 ชั่วโมง จะสามารถพยากรณ์ค่าความเค็มรายชั่วโมงของน้ำดิบที่สถานีสูบน้ำดิบสำแลได้ใกล้เคียงที่สุด โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ของการเรียนรู้ การตรวจสอบ และการทดสอบของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเท่ากับ 0.87 , 0.86 และ 0.81 ตามลำดับ

คำสำคัญ: แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม, แม่น้ำเจ้าพระยา, พยากรณ์ค่าความเค็ม, สถานีสูบน้ำดิบสำแล

Abstract

The lower Chao Phraya River experiences salinity problems every year during the dry season. Affecting the quality of raw water in tap water production.Therefore, if the salinity prediction in front of Sumlae Pumping Stations.Resulting in more efficient

management of raw water for tap water production.The objective of this study is to predict hourly salinity values at Sumlae Pumping Stations using artificial neural networks.The correlation between upstream water levels of Sumlae Pumping Station are water level at Station C.35 on the Chao Phraya River The water level at S.5 in Pasak River and the downstream water level at C.54 in various periods to predict hourly salinity values at Sumlae Pumping Stations using artificial neural networks model to Train Network with Levenberg-Marquardt correlation of such data during the years 2013-2014 Back to the lag time of 1 hour at a time at each station, including case studies, a total of 216 cases.The best case gave the following results the water level at the station C.35 at the previous 8 hours water level at the station S. 5 at the previous 9 hours and water level at Station C.54 at the previous 12 hours.Will be able to predict hourly salinity values at Sumlae Pumping Stations at the closest the correlation coefficient (R) of training, validation and test of the artificial neural network model were 0.87, 0.86 and 0.81 respectively.

Keywords: Artificial Neural Networks, Chao Phraya River, predict salinity, Sumlae Pumping Stations

บทนำ

แม่น้ำเจ้าพระยาเป็นแม่น้ำสายหลักของภาคกลาง ที่มีความสำคัญต่อการอุปโภค-บริโภค การรักษาระบบนิเวศน์ การเกษตร การอุตสาหกรรม และอื่นๆ ของประชาชนที่ใช้น้ำอยู่ตลอดสองฝั่งแม่น้ำ โดยเฉพาะในช่วงฤดูแล้งของทุกปี แม่น้ำเจ้าพระยาจะได้รับอิทธิพลของน้ำทะเลหนุนจากปากแม่น้ำเจ้าพระยาเข้ามาได้ไกลถึงจังหวัดพระนครศรีอยุธยา ทำให้ค่าความเค็มในบางช่วงเวลาสูง เกิดผลกระทบต่อการอุปโภค-บริโภค การประปา การเกษตร และการประมง ในปี 2557 แม่น้ำเจ้าพระยาเกิดสภาวะน้ำเค็มรุกล้ำเร็วกว่าปกติ และมีค่าความเค็มสูงกว่ามาตรฐานในระดับรุนแรง จากการตรวจวัดที่สถานีสูบน้ำสำแล จังหวัดปทุมธานี ซึ่งเป็นสถานีสูบน้ำดิบที่สำคัญของการประปานครหลวงโดยการรับน้ำดิบจากแม่น้ำเจ้าพระยาเข้าสู่คลองประปาตะวันออกที่จะส่งน้ำดิบให้โรงผลิตน้ำบางเขน โรงผลิตน้ำสามเสน และโรงผลิตน้ำธนบุรี เพื่อผลิตน้ำประปาส่งต่อให้สถานีสูบจ่ายน้ำประปาฝั่งตะวันออก มีปริมาณการสูบน้ำดิบประมาณวันละ 4.5 ล้านลูกบาศก์เมตร พบว่ามีค่าความเค็มสูงสุดถึง 1.92 กรัมต่อลิตร เกินค่ามาตรฐานความเค็มน้ำดิบสำหรับผลิตน้ำประปาที่ต้องต่ำกว่า 0.25 กรัมต่อลิตร ซึ่งส่งผลต่อระบบการบริหารจัดการน้ำดิบของการประปานครหลวง ดังนั้นหากมีการพยากรณ์ค่าความเค็มที่บริเวณหน้าโรงสูบน้ำดิบสำแลได้ล่วงหน้า จะส่งผลดีต่อการบริหารจัดการน้ำดิบของการประปานครหลวง

ณัฐวุฒิ อินบุตร และวิษุวัฒน์ แต้สมบัติ (2557) ได้ศึกษาผลกระทบของการเพิ่มขึ้นของระดับน้ำทะเลในอ่าวไทยตอนบนที่มีผลต่อการรุกล้ำความเค็มในแม่น้ำท่าจีน โดยใช้แบบจำลอง MIKE11-HD/AD โดยจะต้องใช้ข้อมูล อัตราการไหล ระดับน้ำ พื้นที่หน้าตัดการไหล และรัศมีชลศาสตร์ที่ได้จากค่า MIKE11-HD ในการพยากรณ์การรุกล้ำของความเค็มในแม่น้ำ จากการศึกษาที่ผ่านมาพบว่าการพยากรณ์ค่าความเค็มในแม่น้ำ โดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ มีความยุ่งยากและต้องอาศัยข้อมูลสำรวจลักษณะรูปตัดลำน้ำที่เป็นปัจจุบัน ถึงจะให้ค่าความแม่นยำในการทำนาย ดังนั้นการศึกษานี้จึงได้นำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้และจดจำเหตุการณ์ในอดีตมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ค่าความเค็มที่สถานีสูบน้ำดิบสำแล เพื่อทำนายค่าความเค็มบริเวณสถานีสูบน้ำดิบสำแล เพื่อช่วยในการบริหารจัดการน้ำดิบสำหรับการผลิตน้ำประปาของการประปานครหลวง

วัตถุประสงค์

เพื่อประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียมในการทำนายค่าความเค็มในแม่น้ำเจ้าพระยาบริเวณสถานีสูบน้ำดิบสำแล เพื่อเป็นแนวทางในการบริหารจัดการน้ำดิบของการประปานครหลวง

วิธีการศึกษา

งานวิจัยนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) เป็นเครื่องมือในการหาความสัมพันธ์ระหว่างระดับน้ำที่สถานีต่างๆกับค่าความเค็มที่สถานีสูบน้ำดิบสำแล ซึ่งเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่มีหลักการทำงานคล้ายสมองของมนุษย์มีเซลล์ประสาท (Neuron) จำนวนมากแต่ละเซลล์จะประกอบไปด้วยนิวเคลียสตัวเซลล์ประสาทนำเข้าและแกนประสาทนำออกโดยที่เซลล์ประสาทจะสามารถรับค่านำเข้าได้หลายค่าแต่จะมีค่านำออกเพียงค่าเดียวและสามารถทำงานร่วมกับสารสนเทศที่ไม่ชัดเจนได้มีการฝึกสอน (Training) ด้วยตัวประมวลผลที่เรียกว่า นิวรอน ซึ่งจะทำหน้าที่ส่งสัญญาณไปยังนิวรอนตัวอื่นๆ ต่างเลเยอร์ (Layer) ผ่านจุดเชื่อมที่เรียกว่า น้ำหนัก (Weight) ให้มีการเรียนรู้ จดจำ และทดสอบ (Testing)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ (Back Propagation) มีลักษณะโครงข่ายเป็นแบบ Multilayered Feed-Forward Networks ดังแสดงในรูปที่ 1 ซึ่งประกอบด้วย ชั้นรับข้อมูล (Input Layer) ชั้นแสดงผล (Output Layer) และชั้นแฝง (Hidden Layer) แสดงรายละเอียดได้ดังนี้

1. ชั้นรับข้อมูล (Input Layer)

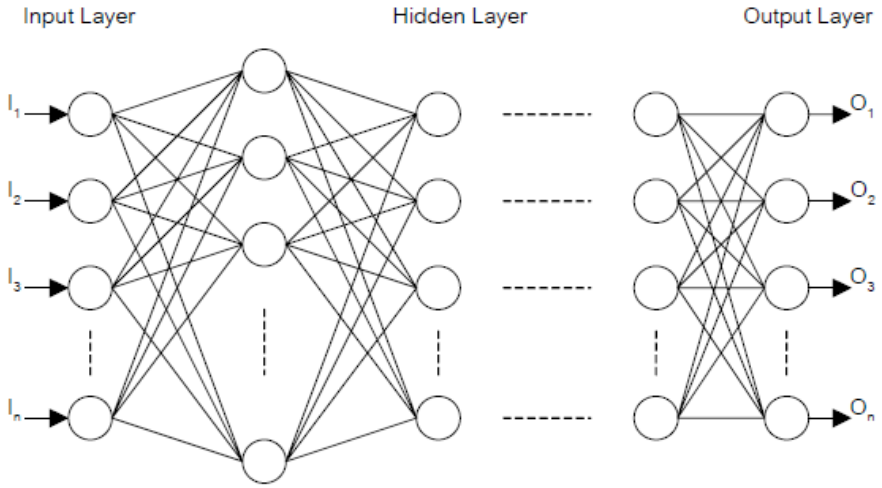
ชั้นรับข้อมูล (Input Layer) เป็นชั้นแรกในโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยหน่วยรับข้อมูล (Input Nodes) ทำหน้าที่รับข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม

2. ชั้นแสดงผล (Output Layer)

ชั้นแสดงผล (Output Layer) เป็นชั้นสุดท้ายในโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยหน่วยแสดงผล (Output Nodes) ทำหน้าที่แสดงผลลัพธ์ (Output)

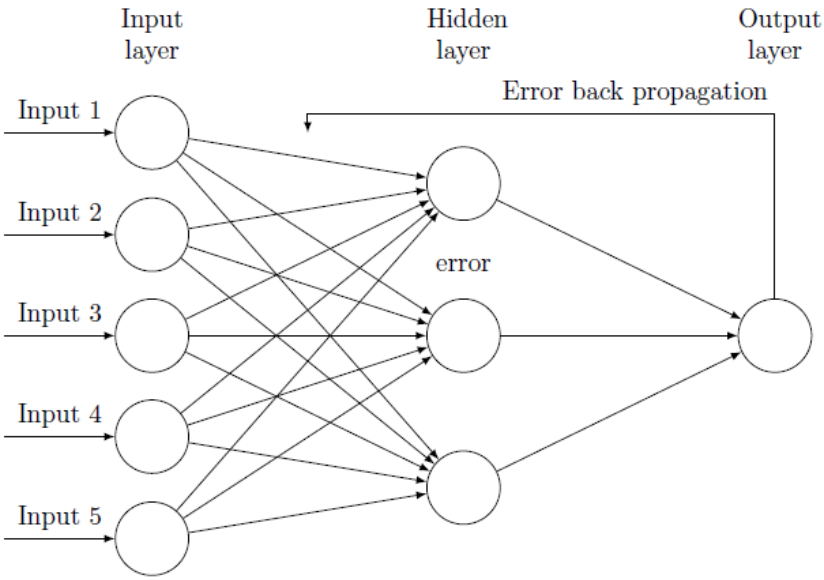
3. ชั้นแฝง (Hidden Layer)

ชั้นแฝง (Hidden Layer) อยู่ระหว่างชั้นรับข้อมูลและชั้นแสดงผลประกอบด้วยหน่วยแฝง (Hidden Nodes) ทำหน้าที่ในการรวม Input และ Weight เพื่อแปลงให้เป็นผลลัพธ์ (Output) และส่งผลลัพธ์ไปยังชั้นแสดงผล ซึ่งชั้นแฝงมีได้หลายชั้นตามความเหมาะสมของปัญหาที่นำมาวิเคราะห์



รูปที่ 1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ (Back Propagation)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ (Back Propagation) มีขั้นตอนกระบวนการทำงาน คือ เมื่อข้อมูลนำเข้า (Input Data) ถูกส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward) ตามลำดับชั้น ภายในชั้นแฝง (Hidden Layer) จะทำหน้าที่รวมข้อมูล Input กับค่า Weight และส่งผ่านฟังก์ชันแปลงค่า (Transfer Function) เพื่อประมวลผล โดยแสดงผลลัพธ์ (Output) ไว้ในชั้นแสดงผล (Output Layer) โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จริง (Target Output) และทำการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนทั้งหมดที่เกิดขึ้น (Total Error) หลังจากนั้นจึงดำเนินขั้นตอนการคำนวณย้อนกลับ (Backward) โดยเริ่มจากการปรับค่า Weight ระหว่างชั้นแสดงผลกับชั้นแฝงชั้นสุดท้ายและย้อนกลับไปจนถึงชั้นรับข้อมูล จากนั้นจะเริ่มขั้นตอนของการคำนวณไปข้างหน้าและการคำ นวณย้อนกลับอีกครั้ง จนกระทั่งค่าความคลาดเคลื่อนทั้งหมดลู่เข้าหาค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุดที่ยอมรับได้จึงหยุดการปรับค่า Weight ดังแสดงในรูปที่ 2



รูปที่ 2 ลักษณะการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ (Back Propagation)

ในการนี้เลือกใช้การทำงานโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation) ซึ่งเป็นการคำนวณเชิงประสาทมีการเรียนรู้ที่กระทำโดยการเปรียบเทียบค่าการนำไฟฟ้าที่คำนวณได้กับค่าการนำไฟฟ้าที่ต้องการมาหาความสัมพันธ์ สมการที่ใช้ในการหาความผิดพลาดของข้อมูล คือ

$$\% \text{ Error} = \left|\frac{Xmea - Xt}{Xt}\right| * 100$$

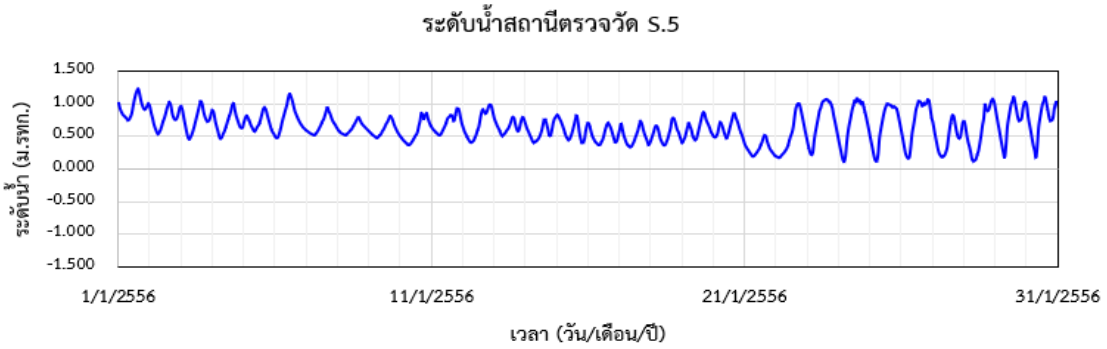
โดย X_t คือ ค่าการนำไฟฟ้าของน้ำจริง (True Value)

X_{mea} คือ ค่าการนำไฟฟ้าของน้ำที่ได้จากการทดสอบด้วยแบบจำลอง (Measure value)

ขั้นตอนการดำเนินการ

1.ตรวจสอบและวิเคราะห์ข้อมูลนำเข้าแบบจำลอง ANN ได้แก่ ข้อมูลระดับน้ำรายชั่วโมงที่สถานีตรวจวัด C.35 สถานี S.5 และสถานี C.54 ข้อมูลตรวจวัดค่าการนำไฟฟ้าของน้ำ (Conductivity) ที่สถานีสูบน้ำดิบสำแลสำหรับการฝึกฝนและทดสอบแบบจำลอง ทั้งนี้ในประยุกต์ใช้แบบจำลองเพื่อพยากรณ์ค่าความเค็มบริเวณสถานีสูบน้ำดิบสำแลจะนำค่าการนำไฟฟ้ามาแปลเป็นค่าความเค็มอีกครั้งหนึ่ง สำหรับข้อมูลระดับน้ำรายชั่วโมง และค่าการนำไฟฟ้ารายชั่วโมงที่นำเข้าแบบจำลองเป็นข้อมูลตรวจวัดในช่วงฤดูแล้ง เนื่องจากความเค็มในแม่น้ำเจ้าพระยาสามารถรุกตัวเข้ามาในพื้นที่ต้นน้ำมีความรุนแรง อันเป็นผลมาจากปริมาณน้ำท่าจากด้านเหนือน้ำมีปริมาณน้อย ได้แก่ช่วงเดือนมกราคมถึงเดือนพฤษภาคม ของปี พ.ศ. 2556 และ ปี พ.ศ. 2557 แสดงรายละเอียดตัวอย่างข้อมูลน้ำเข้าแบบจำลอง ANN ดังแสดงในรูปที่ 3 ถึงรูปที่ 6

รูปที่ 3 ข้อมูลระดับน้ำรายชั่วโมงที่สถานี C.35 ที่ใช้ในการศึกษา

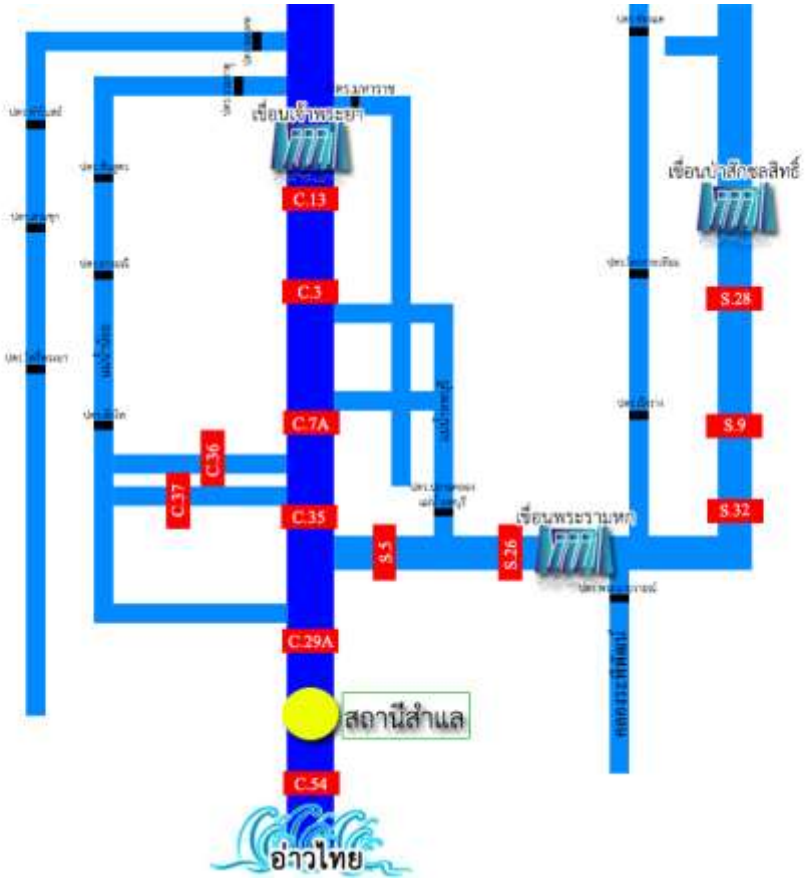


รูปที่ 4 ข้อมูลระดับน้ำรายชั่วโมงที่สถานี S.5 ที่ใช้ในการศึกษา

รูปที่ 5 ข้อมูลระดับน้ำรายชั่วโมงที่สถานี C.54 ที่ใช้ในการศึกษา

รูปที่ 6 ข้อมูลการนำไฟฟ้าของน้ำรายชั่วโมงน้ำที่สถานีสูบน้ำดิบสำแล ที่ใช้ในการศึกษา

2. กำหนดความสัมพันธ์ของข้อมูลระดับน้ำที่สถานีต่าง ๆ กับข้อมูลค่าการนำไฟฟ้าของน้ำ (Conductivity) ของสถานีสูบน้ำดิบสำแล โดยใช้เกณฑ์ระยะเวลาการเคลื่อนตัวของน้ำเทียบกับระยะทางระหว่างสถานีสูบน้ำดิบสำแลกับสถานีต่าง ๆ ประกอบการเปลี่ยนแปลงของระยะเวลาการเคลื่อนตัวของน้ำจะสัมพันธ์กับระดับน้ำขึ้น-น้ำลงของน้ำทะเลเป็นปัจจัยร่วม โดยมีรายละเอียดการกำหนดความสัมพันธ์ของข้อมูลเบื้องต้น ดังนี้



รูปที่ 7 ผังแสดงเส้นทางน้ำของพื้นที่ศึกษา

- สถานี C.35 กับสถานีสูบน้ำดิบสำแล มีระยะห่าง 55 กิโลเมตร ระยะเวลาการเดินทางของน้ำอยู่ในช่วง 5 ชั่วโมง ถึง 10 ชั่วโมง

- สถานี S.5 กับสถานีสูบน้ำดิบสำแล มีระยะห่าง 49 กิโลเมตร ระยะเวลาการเดินทางของน้ำอยู่ในช่วง 8 ชั่วโมง ถึง 13 ชั่วโมง

- สถานี C.54 กับสถานีสูบน้ำดิบสำแล มีระยะห่าง 95 กิโลเมตร ระยะเวลาการเดินทางของน้ำอยู่ในช่วง 7 ชั่วโมง ถึง 12 ชั่วโมง

3. จัดเตรียมชุดข้อมูลเพื่อนำเข้าแบบจำลอง ANN โดยใช้ความน่าจะเป็นของความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ช่วงเวลาต่าง ๆ ดังที่ได้กล่าวในข้างต้นนั้นมาเป็นกรณีศึกษา โดยจัดเรียงข้อมูลของแต่ละสถานีตามช่วงเวลาซึ่งจะได้กรณีศึกษาจำนวนทั้งสิ้น 216 เหตุการณ์ เพื่อหาช่วงเวลาที่ให้ความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ดีที่สุด จากแบบจำลอง ANN โดยข้อมูลที่นำเข้าแบบจำลองจะแบ่งเป็นสัดส่วนต่าง ๆ ดังนี้

- ข้อมูลนำเข้าแบบจำลอง 90% จะถูกใช้ในส่วนของการเรียนรู้ข้อมูล (Training) ของแบบจำลอง ANN

- ข้อมูลนำเข้าแบบจำลอง 5% จะถูกใช้ในส่วนของการตรวจสอบความถูกต้อง (Validation) ของแบบจำลอง ANN ที่ได้จากการเรียนรู้

- ข้อมูลนำเข้าแบบจำลอง 5% จะถูกใช้ในส่วนของการทดสอบ (Test) ของแบบจำลอง ANN หลังจากการเรียนรู้และตรวจสอบแบบจำลอง

โดยค่าความสัมพันธ์ทางสถิติที่ได้จากการเรียนรู้ ตรวจสอบ และทดสอบของแบบจำลอง ANN จะอยู่ในรูปของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) โดยแบบจำลอง ANN จะแสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ของผลรวมจากการเรียนรู้ ตรวจสอบ และทดสอบแบบจำลองด้วย

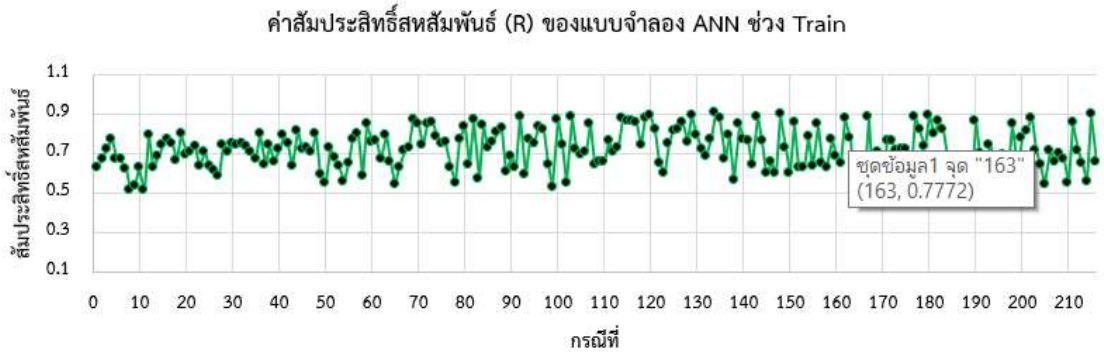
4. ตรวจสอบเหตุการณ์ที่ได้ค่า R ที่ดีที่สุดในขั้นตอนที่ 3 โดยตรวจสอบจากค่าผิดพลาด (Error Histogram) ของแบบจำลอง ANN อีกครั้งหนึ่งเพื่อหาชุดข้อมูลที่ดีที่สุด

ผลการศึกษา

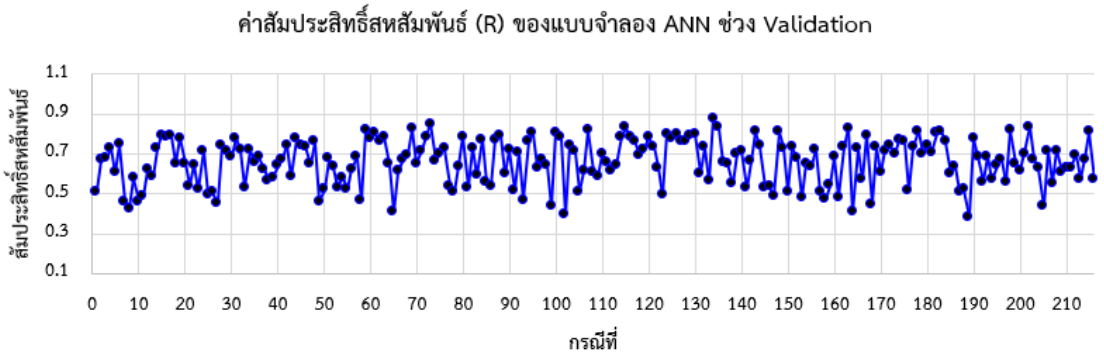
จากผลการศึกษาหาช่วงเวลาที่ให้ความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ดีที่สุดของระดับน้ำ ณ ช่วงเวลาย้อนหลังต่างๆ ที่สถานีตรวจวัด C.35 S.5 และ C.54 กับค่าการนำไฟฟ้าของน้ำ (Conductivity) ของสถานีสูบน้ำดิบสำแล ด้วยแบบจำลอง ANN จำนวน 216 เหตุการณ์ แสดงดังรูปที่ 8 พบว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ของแบบจำลอง ANN ในช่วงการเรียนรู้ข้อมูล (Training) จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0.47 – 0.90 โดยมีค่า R เฉลี่ยเท่ากับ 0.72 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ของแบบจำลอง ANN ในช่วงการตรวจสอบความถูกต้อง (Validation) จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0.38 – 0.88 โดยมีค่า R เฉลี่ยเท่ากับ 0.66 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ของแบบจำลอง ANN ในช่วงการทดสอบ (Testing) จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0.22 – 0.87 โดยมีค่า R เฉลี่ยเท่ากับ 0.62 และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) แบบรวมทุกช่วงการจำลองจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0.47 – 0.89 โดยมีค่า R เฉลี่ยเท่ากับ 0.71 รายละเอียดค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) จากแบบจำลอง ANN ในช่วงการเรียนรู้ข้อมูล (Training) ในช่วงการตรวจสอบความถูกต้อง (Validation) ในช่วงการทดสอบ (Testing) และผลรวมในช่วงต่าง ๆ แสดงดังรูปที่ 9 ถึงรูปที่ 12

ลำดับที่	จำนวนขั้วโมงย้อนหลังที่น้ำเดินทาง			R			
	C.35	S.5	C.54	Train	Val	Test	All
1	5	8	7	0.63004	0.51273	0.66626	0.62654
2	5	8	8	0.67386	0.66954	0.51715	0.6671
3	5	8	9	0.72334	0.67765	0.49999	0.71133
4	5	8	10	0.77048	0.73201	0.72599	0.76638
5	5	8	11	0.67226	0.60799	0.73126	0.67212
6	5	8	12	0.67015	0.74976	0.66958	0.67479
7	5	9	7	0.62255	0.4619	0.47212	0.60955
8	5	9	8	0.5112	0.42755	0.50082	0.5055
9	5	9	9	0.53242	0.57748	0.44057	0.53044
10	5	9	10	0.62468	0.46067	0.32153	0.60105
11	5	9	11	0.51048	0.4861	0.45952	0.50553
12	5	9	12	0.7943	0.62059	0.55714	0.77811
13	5	10	7	0.63004	0.58482	0.4959	0.62236
14	5	10	8	0.68295	0.72602	0.48423	0.68174
15	5	10	9	0.74072	0.79291	0.61989	0.73729
16	5	10	10	0.76936	0.78257	0.38424	0.74721
17	5	10	11	0.74736	0.79052	0.69989	0.74794
18	5	10	12	0.66484	0.65199	0.74436	0.6689
19	5	11	7	0.79626	0.77863	0.68838	0.78903
20	5	11	8	0.69369	0.65241	0.62935	0.6875
21	5	11	9	0.70602	0.54138	0.58138	0.68948
22	5	11	10	0.73644	0.64487	0.68457	0.72753
23	5	11	11	0.63194	0.521	0.66905	0.62581
24	5	11	12	0.70741	0.7164	0.66166	0.70495
25	5	12	7	0.63298	0.49816	0.56331	0.62312
26	5	12	8	0.61609	0.50894	0.58549	0.6096
27	5	12	9	0.58223	0.45457	0.4899	0.57189
28	5	12	10	0.74498	0.74321	0.70363	0.74093
29	5	12	11	0.70557	0.71674	0.51905	0.69136
30	5	12	12	0.74604	0.68959	0.56527	0.7313
31	5	13	7	0.74118	0.77848	0.72044	0.74147
32	5	13	8	0.74816	0.71949	0.62381	0.74164
33	5	13	9	0.73635	0.53434	0.7115	0.72935
34	5	13	10	0.70458	0.72098	0.39607	0.6826

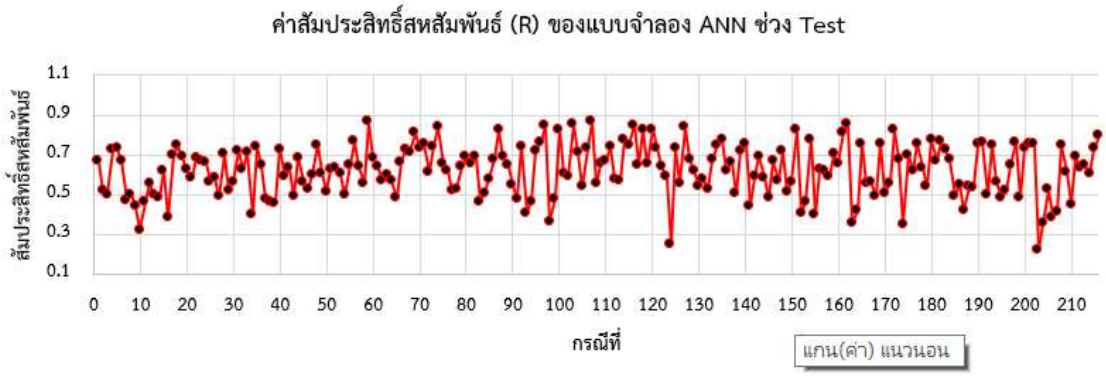
รูปที่ 8 ตารางแสดงผลการทดสอบแบบจำลอง ณ ช่วงเวลาย้อนหลังต่างๆ



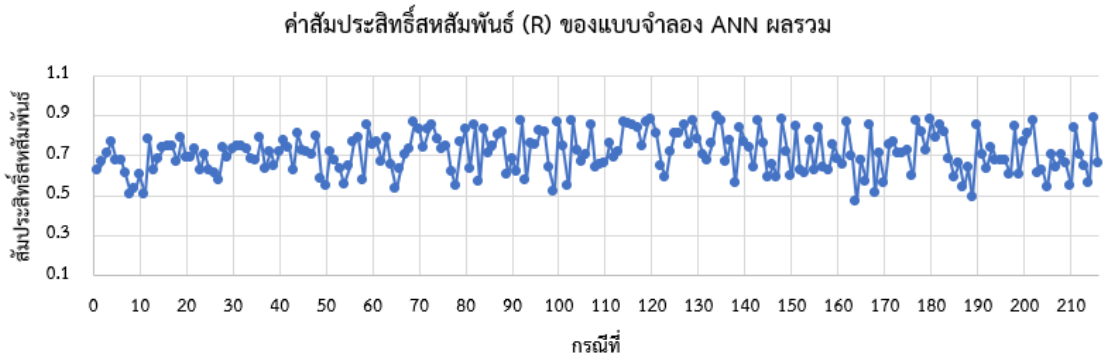
รูปที่ 9 กราฟค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในช่วงการเรียนรู้ (Training)



รูปที่ 10 กราฟค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในช่วงตรวจสอบความถูกต้อง (Validation)

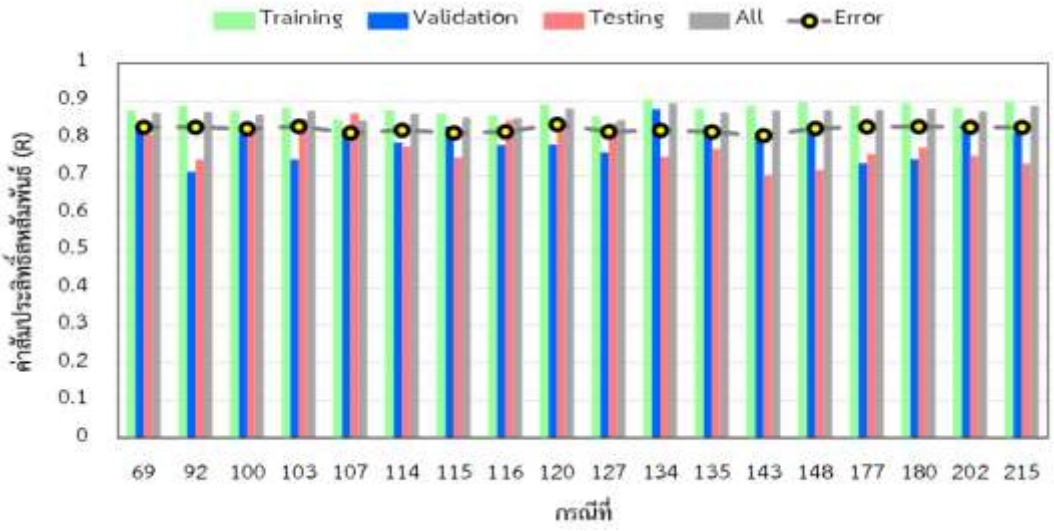


รูปที่ 11 กราฟค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในช่วงทดสอบ (Testing)

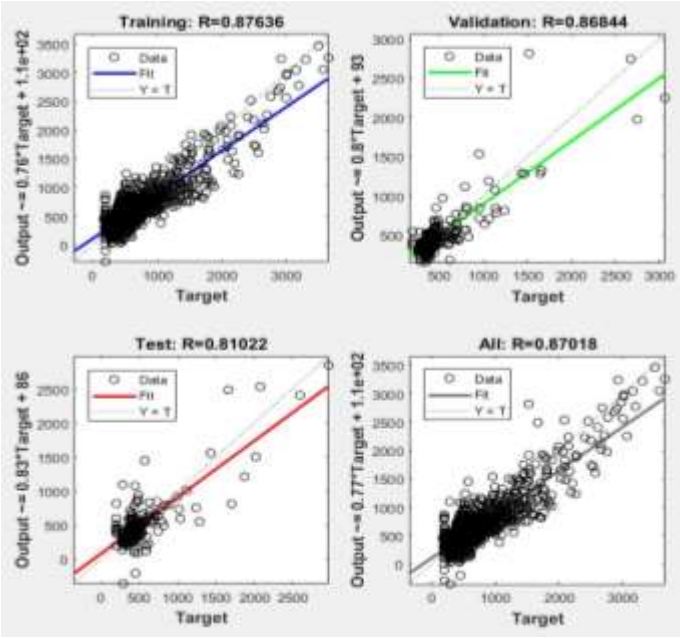


รูปที่ 12 กราฟค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ในช่วงผลรวม (All)

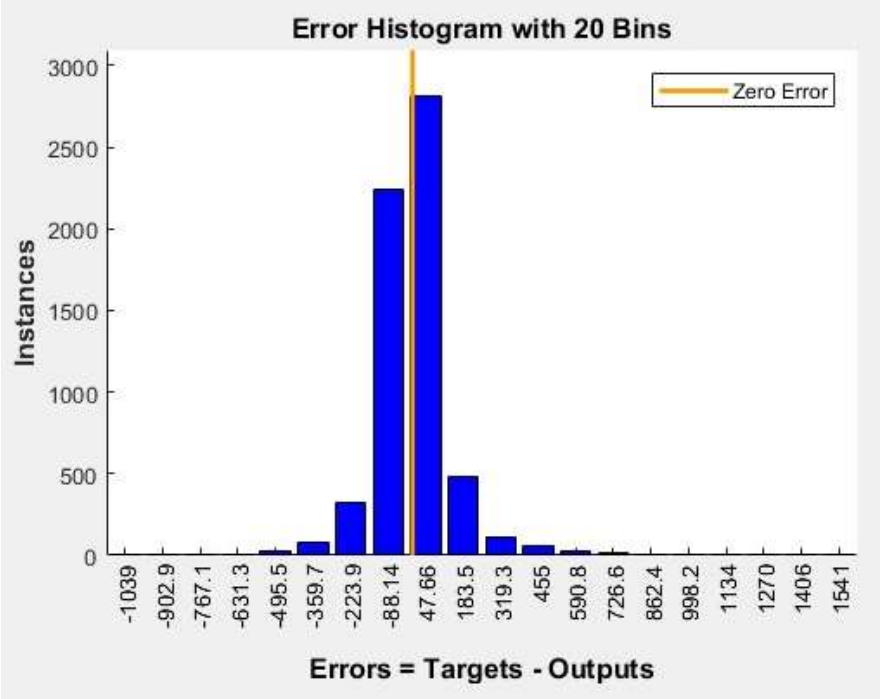
สำหรับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ของทั้ง 4 ช่วงการจำลองที่ให้ค่ามากกว่า 0.70 จะถูกนำไปตรวจสอบอีกครั้งหนึ่งเพื่อหาค่าผิดพลาด (Error Histogram) โดยมีเหตุการณ์ที่ต้องตรวจสอบทั้งสิ้น 20 เหตุการณ์ แสดงรายละเอียดดังรูปที่ 13 พบว่า ความสัมพันธ์ข้อมูลของสถานีสูบน้ำสำแลกับสถานี C.35 S.5 และ C.54 ที่ช่วงเวลา 8 ชั่วโมง 9 ชั่วโมง และ 12 ชั่วโมง ตามลำดับ จะมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ที่ดีที่สุดในช่วงการเรียนรู้ข้อมูล (Training) เท่ากับ 0.88 ในช่วงการตรวจสอบความถูกต้อง (Validation) เท่ากับ 0.87 ในช่วงการทดสอบ (Testing) เท่ากับ 0.81 และได้ผลรวมเท่ากับ 0.87 โดยมีค่าผิดพลาด (Error Histogram) ที่ประมาณ 47.66 จำนวนประมาณ 2,800 ครั้งและมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) เท่ากับ 0.84 แสดงรายละเอียดดังรูปที่ 14 ถึง รูปที่ 16



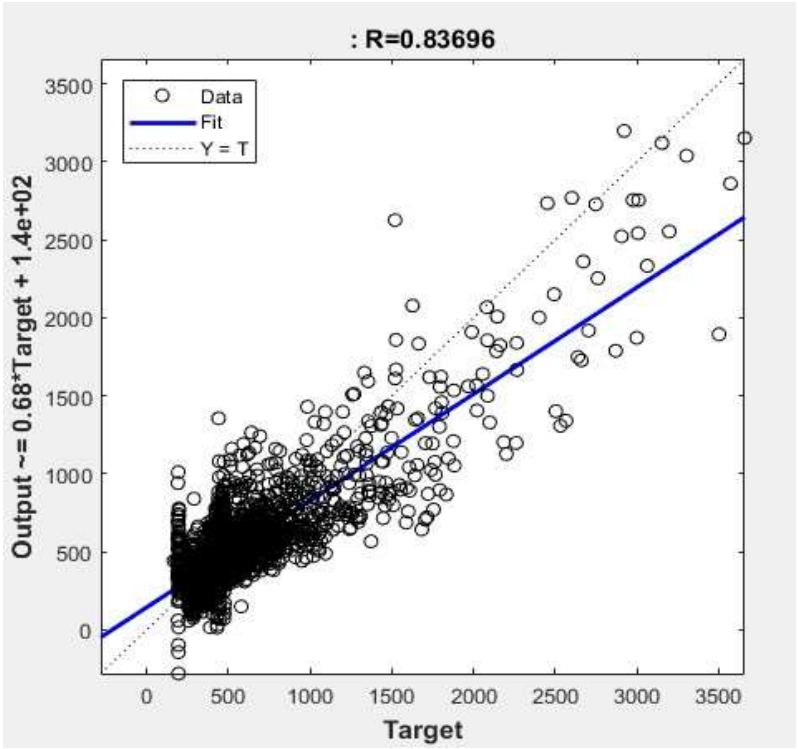
รูปที่ 13 กราฟค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของกรณีที่ดีที่สุดที่นำมาตรวจสอบค่า Error



รูปที่ 14 กราฟค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ที่ดีที่สุด



รูปที่ 15 กราฟแสดงค่า Error Histogram



รูปที่ 16 กราฟแสดงค่ากราฟค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) จากการตรวจสอบค่า Error

สรุปผลการศึกษา

ผลสรุปของงานวิจัยครั้งนี้ ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทำนายค่าความเค็มที่สถานีสูบน้ำดิบสำแล โดยใช้ความสัมพันธ์ของสถานี C.35 สถานี S.5 และสถานี C.54 พบว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ที่ดีที่สุดในช่วงการเรียนรู้ (Training) ตรวจสอบความถูกต้อง (Validation) ทดสอบ (Testing) และผลรวม (All) จากทั้ง 216 เหตุการณ์ คือระดับน้ำที่สถานี C.35 ที่เวลาย้อนหลัง 8 ชั่วโมง ระดับน้ำที่สถานี S. 5 ที่เวลาย้อนหลัง 9 ชั่วโมง และ ระดับน้ำที่สถานี C.54 ที่เวลาย้อนหลัง 12 ชั่วโมง จะสามารถพยากรณ์ค่าความเค็มรายชั่วโมงของน้ำดิบที่สถานีสูบน้ำดิบสำแลได้ใกล้เคียงที่สุด

เอกสารอ้างอิง

ณัฐวุฒิ อินบุตร และวิษุวัฒน์ แต้สมบัติ. (2557). การรุกล้ำของความเค็ม และการแพร่กระจายความเค็มตามความยาวของลำน้ำในแม่น้ำท่าจีน เนื่องจากการเพิ่มขึ้นของระดับน้ำทะเล

ตรัง พรหมณะ. (2558). การพยากรณ์ฝนในลุ่มน้ำชี-มูล ด้วยการใช้ข้อมูลดาวเทียม FY-2C/E. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต, สาขาวิศวกรรมทรัพยากรน้ำ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ บางเขน.

ภูมิพัฒน์ รัตนภาค. 2559. การประยุกต์ใช้โครงข่ายใยประสารทเทียมในการพยากรณ์การรุกตัวของน้ำเค็มในแม่น้ำท่าจีนและแม่น้ำแม่กลอง. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต , สาขาวิศวกรรมทรัพยากรน้ำ บัณฑิตวิทยาลัยมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ บางเขน.

วิไลลัคน์ ดอกแย้ม. 2560. การประยุกต์ใช้โครงข่ายใยประสาทเทียมในการพยากรณ์อัตราการไหลของแม่น้ำเจ้าพระยาที่ได้รับอิทธิพลจากระดับน้ำทะเล. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต, สาขาวิศวกรรมทรัพยากรน้ำ บัณฑิตวิทยาลัยมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ บางเขน.