



ระบบการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง
Forecasting Water Inflow System in Bang Lang Dam

อักมัล เบ็ญหาวัน
Akmal Benhawan

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Master of Science in Management of Information Technology
Prince of Songkla University

2566

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์



ระบบการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง
Forecasting Water Inflow System in Bang Lang Dam

อักมัล เบ็ญหาวัน
Akmal Benhawan

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Master of Science in Management of Information Technology
Prince of Songkla University

2566

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

ชื่อวิทยานิพนธ์ ระบบการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง

ผู้เขียน นายอัครมล เบ็ญหาวัน

สาขาวิชา การจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

คณะกรรมการสอบ

.....
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุรีนา มะตาหยง)

.....ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร. วัชรภรณ์ อธิชัยกุล)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม

.....กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุรีนา มะตาหยง)

.....
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ชิตชนก โชคสุชาติ)

.....กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ชิตชนก โชคสุชาติ)

.....กรรมการ
(ดร. อนันท์ ชกสุริวงศ์)

.....กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. น้ำทิพย์ ตระกูลเมธี)

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ

.....
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. เกกิง วงศ์ศิริโชติ)
รักษาการแทนคณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้มาจากการศึกษาวิจัยของนักศึกษาเอง และได้แสดงความขอบคุณบุคคลที่มีส่วนช่วยเหลือแล้ว

ลงชื่อ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุรีนา มะตาหยง)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

ลงชื่อ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ชิตชนก โขคสุชาติ)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม

ลงชื่อ

(นายอัครมาล เบ็ญหาวัน)

นักศึกษา

(4)

ข้าพเจ้าขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้ไม่เคยเป็นส่วนหนึ่งในการอนุมัติปริญญาในระดับใดมาก่อน และ
ไม่ได้ถูกใช้ในการยื่นขออนุมัติปริญญาในขณะนี้

ลงชื่อ

(นายอัคมล เบ็ญหาวัน)

นักศึกษา

ชื่อวิทยานิพนธ์	ระบบการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง
ผู้เขียน	นายอักษมาล เบ็ญหาวัน
สาขาวิชา	การจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2565

บทคัดย่อ

การพยากรณ์น้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางมีความสำคัญต่อการบริหารจัดการลุ่มแม่น้ำปัตตานี ซึ่งเป็นแหล่งชลประทานอเนกประสงค์เพื่อการผลิตไฟฟ้าและการเกษตรในพื้นที่ ปัจจุบันระบบสารสนเทศได้แสดงข้อมูลรายงานต่าง ๆ แต่ยังคงขาดข้อมูลการคาดการณ์เกี่ยวกับปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนที่เป็นประโยชน์ต่อการบริหารจัดการน้ำที่มีประสิทธิภาพ การคาดการณ์น้ำไหลเข้าเขื่อนจำเป็นต้องทราบถึงปัจจัยที่ส่งผลต่อปริมาณน้ำไหลเข้าเป็นองค์ประกอบสำคัญในการสร้างแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์ที่ถูกต้องและแม่นยำ ดังนั้น งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อปริมาณน้ำไหลเข้าของเขื่อนบางลางอำเภอบันนังสตา จังหวัดยะลา เพื่อนำไปพัฒนาแดชบอร์ดแบบจำลองการพยากรณ์การไหลเข้าของน้ำในเขื่อนบางลาง การศึกษานี้ใช้โมเดลการเรียนรู้เชิงลึกของ H2O ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ด (Feedforward Neural Networks) สร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์การไหลเข้าของน้ำ ข้อมูลที่นำเข้าเป็นรายวันตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ.2555 ถึง 31 ธันวาคม 2563 การวิจัยพบว่า ปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนมากที่สุด คือ ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางวันก่อนหน้า รองลงมาคือ ปริมาณน้ำฝนรายวัน อุณหภูมิเฉลี่ยรายวัน ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยรายวัน และความกดอากาศเฉลี่ยรายวัน ด้วยค่าน้ำหนัก 0.665 0.247 0.169 0.151 และ 0.007 ตามลำดับ และสถานีตรวจวัดสภาพอากาศที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนมากที่สุด คือ สถานี STH031 รองลงมาคือ สถานี BTGH สถานี BLD1 และสถานี VLGE35 ด้วยค่าน้ำหนัก 0.136 0.134 0.128 และ 0.064 ตามลำดับ แบบจำลองวัดค่าความแม่นยำด้วยค่า MAE:1.300, RMSE:3.111, R²: 0.767, R:0.876 ซึ่งให้ผลลัพธ์ความน่าเชื่อถือในระดับดี สามารถนำแบบจำลองแสดงผลเป็นแดชบอร์ดตามความต้องการของผู้ใช้งาน ออกเป็นสองส่วน คือ ส่วนแรกสำหรับการแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนรับข้อมูลตัวแปร 22 ค่า แสดงผลการพยากรณ์น้ำที่ไหลเข้าเขื่อนบางลางเป็นหน่วยล้านลูกบาศก์เมตรต่อวัน ส่วนที่สอง แสดงสารสนเทศข้อมูลที่จำเป็นเพื่ออำนวยความสะดวกต่อการปฏิบัติงานของเจ้าหน้าที่

คำสำคัญ : การเรียนรู้เชิงลึก, การพยากรณ์, ปริมาณน้ำไหลเข้า, เขื่อนบางลาง

Thesis Title	Forecasting water inflow system in Bang Lang Dam
Author	Mr. Akmal Benhawan
Major Program	Management of Information Technology
Academic Years	2022

Abstract

Forecasting water inflow into the Bang Lang Dam is important for the management of the Pattani River Basin, which serves as a multi-purpose irrigation source for electricity generation and agriculture in the area. Currently, the information system provides various reports but lacks predictive information regarding the amount of water flowing into the dam, which is crucial for effective water management. The prediction of dam inflow needs to be studied in order to understand the factors that affect the amount of water inflow, serving as a key element in accurate forecasting. Therefore, this research aims to study the factors that influence the water inflow to develop a dashboard model for forecasting water inflow in the Bang Lang Dam located in Bannang Sata District, Yala Province. The study utilized H2O's deep learning model, specifically feedforward neural networks, to create a predictive model for water inflows. Data were imported daily from January 1, 2012, to December 31, 2020. The most significant factor influencing the forecast of water flowing into the dam was the amount of water flowing into the Bang Lang Dam from the previous day, followed by daily rainfall, daily average temperature, daily average relative humidity, and average daily air pressure from STH031 station. The stations BTGH, BLD1, and VLGE35 followed with weight values of 0.136, 0.134, and 0.128, respectively. The model's accuracy was measured using MAE (Mean Absolute Error): 1.300, RMSE (Root Mean Square Error): 3.111, R^2 (Coefficient of Determination): 0.767, and R (Correlation Coefficient): 0.876, which indicates good reliability. The model can be displayed as a dashboard tailored to the user's needs. The dashboard is divided into two parts. The first part shows the forecasting results of the amount of water flowing into the dam, presenting 22 variables and displaying the results in millions of cubic meters per day. The second part presents the necessary information to facilitate the operation of the staff involved in water management.

Keyword : deep learning, forecasting, water inflow, Bang Lang Dam

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสร็จสมบูรณ์ได้ ด้วยความอนุเคราะห์และช่วยเหลือจากผู้มีอุปการคุณหลายท่าน

ขอขอบคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุรีนา มะตาหยง อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่คอยกรุณาชี้แนะให้คำปรึกษา และมีความอดทนอดกลั้นในการผลักดัน รวมถึงการสละเวลา เพื่อเสนอแนะเพื่อให้วิทยานิพนธ์สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี ขอขอบคุณ

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ชิตชนก โชคสุชาติ อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ที่คอยให้คำปรึกษา คำเสนอแนะการทำวิจัยที่เป็นประโยชน์

ขอขอบคุณรองศาสตราจารย์ ดร. วัชรภรณ์ อธิชัยกุล ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่ช่วยตรวจสอบตรวจทาน รวมถึงให้คำชี้แนะที่เป็นประโยชน์

ขอขอบคุณผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. น้ำทิพย์ ตระกูลเมธี และ ดร. อนันท์ ชกสุวิวงศ์ คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ที่ช่วยตรวจสอบ และให้คำชี้แนะที่เป็นประโยชน์

ขอขอบคุณคณาจารย์ในสาขาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศทุกท่านที่ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ ให้กับลูกศิษย์ อันถือว่ามีประโยชน์เหนือคณานับ

ขอขอบคุณพี่ ๆ เพื่อน ๆ และน้อง ๆ สาขาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศทุกท่านที่ให้คำปรึกษาในการทำวิทยานิพนธ์มาตลอด

ขอขอบคุณเบื้องหลังความสำเร็จ คือ คนในครอบครัว ที่คอยให้กำลังใจสนับสนุนการเรียน และการทำวิทยานิพนธ์ตลอดมา

สุดท้ายนี้ขอขอบคุณเบื้องหลังความสำเร็จที่แท้จริงอันขาดไม่ได้ คือ พระผู้เป็นเจ้า ผู้เป็นปฐมเหตุของสรรพสิ่งทั้งมวล การสรรเสริญทั้งมวลเป็นสิทธิ์ของพระองค์ แม้ว่าจะยกการสรรเสริญใด ๆ ก็มิอาจตอบแทนพระองค์ได้

อัคมล เบ็ญหาวัน

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อ (ภาษาไทย)	(5)
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ)	(6)
กิตติกรรมประกาศ	(7)
สารบัญ	(8)
รายการตาราง	(10)
รายการภาพ	(11)
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย	2
1.3 ขอบเขตการวิจัย	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	2
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	3
2.1 ลุ่มแม่น้ำปาดตานี (เขื่อนบางลาง)	3
2.2 การจัดการน้ำเพื่อการเกษตร	7
2.3 การพยากรณ์ (Forecast)	8
2.4 ปัจจัยที่มีผลต่อปริมาณการไหลเข้าของน้ำในเขื่อน	9
2.5 เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูล	10
2.6 การเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์	15
2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	15
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย	21
3.1 ภาพรวมการดำเนินงานวิจัย	21
3.2 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย	21
บทที่ 4 ผลการดำเนินการวิจัย	31
4.1 ผลการเตรียมข้อมูลและสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง	31
4.2 ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง	34
4.3 ผลการวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง	35
4.4 ผลการทดลองและประเมินแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง	37
4.5 ผลการพัฒนาแดชบอร์ดแสดงการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง	49

สารบัญ

	หน้า
บทที่ 5 สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	53
5.1 สรุปและอภิปรายผลการวิจัย	53
5.2 ปัญหาและอุปสรรค	56
5.3 ข้อเสนอแนะ	56
บรรณานุกรม	57
ภาคผนวก	61
ผลงานตีพิมพ์เผยแพร่	61
ประวัติผู้เขียน	68

รายการตาราง

	หน้า	
ตารางที่ 2.1	แสดงสถานีวัดน้ำท่าในกลุ่มแม่น้ำปัตตานี	5
ตารางที่ 2.2	แสดงวรรณกรรมที่มีส่วนเกี่ยวข้องกับปัจจัยที่ส่งผลต่อปริมาณน้ำปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน	19
ตารางที่ 3.1	การกำหนดตัวแปรและความหมาย	22
ตารางที่ 3.2	สถานีตรวจวัดสภาพอากาศบริเวณกลุ่มแม่น้ำปัตตานีตอนบน	23
ตารางที่ 4.1	แสดงสถิติค่าต่ำสุด ค่าสูงสุด ค่าเฉลี่ย และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูล	32
ตารางที่ 4.2	ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง	37

รายการภาพ

		หน้า
ภาพที่ 2.1	แผนที่ลุ่มน้ำปัตตานี	4
ภาพที่ 2.2	ตำแหน่งสถานีวัดน้ำในลุ่มน้ำปัตตานี	4
ภาพที่ 2.3	กระบวนการพยากรณ์	8
ภาพที่ 2.4	วิธีพยากรณ์ขั้นพื้นฐาน	9
ภาพที่ 2.5	โครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	11
ภาพที่ 2.6	กรอบแนวคิดในการวิเคราะห์ Regression	12
ภาพที่ 3.1	ขั้นตอนการดำเนินการของงานวิจัย	21
ภาพที่ 3.2	แผนผังแสดงขั้นตอนการเตรียมข้อมูล	25
ภาพที่ 3.3	ค่า RMSE จากทดสอบการสร้างแบบจำลอง	27
ภาพที่ 3.4	ค่า Correlation จากทดสอบการสร้างแบบจำลอง	27
ภาพที่ 3.5	แผนผังแสดงขั้นตอนการทำ Data Analysis	28
ภาพที่ 3.6	ขั้นตอนการออกแบบการแสดงผล	29
ภาพที่ 3.7	ผังการสร้างการแสดงผลแบบจำลองการพยากรณ์น้ำไหลเข้าเขื่อนบาง ลัง	30
ภาพที่ 3.8	ผังกระบวนการทำงานแบบจำลองการพยากรณ์น้ำไหลเข้าเขื่อนบางลัง	30
ภาพที่ 4.1	ตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านการ Clean และ Transform แล้ว	31
ภาพที่ 4.2	ไดอะแกรมแบบจำลองแบบ deep learning	33
ภาพที่ 4.3	แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร Correlation coefficient matrix	34
ภาพที่ 4.4	แสดงปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้า	35
ภาพที่ 4.5	แสดงปัจจัยสภาพอากาศที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้า	36
ภาพที่ 4.6	แสดงปัจจัยสถานีตรวจวัดสภาพอากาศที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณ น้ำไหลเข้า	36
ภาพที่ 4.7	กราฟแสดงการวัดค่า RMSE และ Correlation	39
ภาพที่ 4.8	ผลการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง	40
ภาพที่ 4.9	กราฟแสดง การเปรียบเทียบการค่าการพยากรณ์กับค่าจริง	40
ภาพที่ 4.10	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2007-2013	41
ภาพที่ 4.11	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2014-2020	41
ภาพที่ 4.12	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2007	42
ภาพที่ 4.13	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2008	42
ภาพที่ 4.14	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2009	43
ภาพที่ 4.15	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2010	43

รายการภาพ (ต่อ)

	หน้า	
ภาพที่ 4.16	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2011	44
ภาพที่ 4.17	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2012	44
ภาพที่ 4.18	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2013	45
ภาพที่ 4.19	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2014	45
ภาพที่ 4.20	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2015	46
ภาพที่ 4.21	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2016	46
ภาพที่ 4.22	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2017	47
ภาพที่ 4.23	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2018	47
ภาพที่ 4.24	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2019	48
ภาพที่ 4.25	แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2020	48
ภาพที่ 4.26	หน้าแดชบอร์ดแสดงข้อมูลเขื่อนบางลาง (1)	49
ภาพที่ 4.27	หน้าแดชบอร์ดแสดงข้อมูลเขื่อนบางลาง (2)	49
ภาพที่ 4.28	หน้าแดชบอร์ดสำหรับป้อนค่าตัวแปรในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้า เขื่อนบางลาง (1)	50
ภาพที่ 4.29	หน้าแดชบอร์ดสำหรับป้อนค่าตัวแปรในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้า เขื่อนบางลาง (2)	50
ภาพที่ 4.30	หน้าแดชบอร์ดแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง	51
ภาพที่ 4.31	หน้าแดชบอร์ดแสดง Interaction Graph แสดงปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน บางลางย้อนหลัง (1)	51
ภาพที่ 4.32	หน้าแดชบอร์ดแสดง Interaction Graph แสดงปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน บางลางย้อนหลัง (2)	52

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา

น้ำเป็นทรัพยากรธรรมชาติที่มีความสำคัญต่อการหล่อเลี้ยงชีวิต และการพัฒนาทางเศรษฐกิจและสังคม น้ำที่เกิดจากสภาพธรรมชาติที่ประชาชนทุกคนต้องอาศัยใช้ ได้แก่ น้ำฝน น้ำผิวดิน และน้ำบาดาล นับเป็นผลิตผลจากธรรมชาติที่ไม่สามารถเพิ่มหรือลดจำนวนที่มีอยู่ในธรรมชาติได้ ซึ่งบางช่วงเวลาอาจเกิดฝนแล้ง เป็นสาเหตุทำให้น้ำในแม่น้ำลำธารมีปริมาณน้อย จนไม่สามารถเพียงพอที่จะนำน้ำไปใช้ได้อย่างทั่วถึง ในขณะที่บางช่วงเวลาฝนตกชุกต่อเนื่องตลอดทั้งปี เกิดน้ำสะสมจำนวนมาก จนเกิดความเสียหายเนื่องจากน้ำท่วม ก่อความเสียหายต่อชีวิตและทรัพย์สิน ทั้งในพื้นที่ชุมชนและการเกษตร ตลอดจนความเสียหายที่เกิดจากการมีน้ำเน่าเสียหรือเกิดเป็นมลพิษทางน้ำขึ้นในหลายกรณีตามมาอีกด้วย นับเป็นวิกฤตการณ์เกี่ยวกับน้ำซึ่งส่งผลกระทบต่อทั้งสิ้น [1] การบริหารจัดการน้ำเป็นกระบวนการหรือกรรมวิธีที่ใช้จัดการทรัพยากรน้ำ ทั้งการจัดการ พัฒนา จัดสรร และใช้เพื่อวัตถุประสงค์ต่าง ๆ รวมถึงการอนุรักษ์และฟื้นฟูแหล่งน้ำให้คงอยู่และมีใช้อย่างยั่งยืน รวมถึงการแก้ปัญหาที่เกิดจากทรัพยากรน้ำ ทั้งด้านปริมาณและคุณภาพให้หมดไป ซึ่งการจัดการน้ำ จะต้องดำเนินการให้สอดคล้องประสานบูรณาการด้วยหลายวิธี เพื่อให้สามารถใช้ทรัพยากรน้ำให้เกิดประโยชน์สูงสุด [2]

ปัจจุบันประเทศไทย เผชิญปัญหาการบริหารจัดการน้ำจากปัจจัยต่าง ๆ ทั้งภาวะโลกร้อน ภาวะฝนทิ้งช่วง เอลนีโญ ลานีญา ส่งผลกระทบต่อให้ประสบปัญหาจากภัยแล้ง และอุทกภัยซ้ำซากตลอดหลายปีที่ผ่านมา สร้างความเสียหายต่อชีวิตและทรัพย์สิน รวมถึงความเสียหายทางเศรษฐกิจ พื้นที่ทางการเกษตรได้รับผลกระทบส่งผลให้สูญเสียผลผลิต และโอกาสการเติบโตทางเศรษฐกิจอย่างประเมินมูลค่าไม่ได้ ทั้งที่มีการพัฒนาแหล่งกักเก็บน้ำ เขื่อน และระบบชลประทานขนาดใหญ่ กลาง และเล็กจำนวนมาก ซึ่งหากแหล่งกักเก็บน้ำและระบบชลประทาน ขาดการบริหารจัดการน้ำได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทำให้มีน้ำในแหล่งกักเก็บน้อยเกินไป จะเป็นการซ้ำเติมภาวะภัยแล้ง ขาดแคลนน้ำที่ใช้ในการอุปโภคบริโภค และภาคการเกษตร ผลกระทบต่อระบบนิเวศวิทยา ทำให้น้ำ และในทางกลับกัน หากมีปริมาณน้ำมากเกินไป ในภาวะที่ฝนตกในปริมาณมากและยาวนาน จะทำให้เกิดการซ้ำเติมภาวะอุทกภัยในบริเวณกว้าง รวมถึงภาวะวิกฤตการณ์เขื่อนแตกที่ไม่สามารถประเมินความเสียหายได้ [2] โดยเฉพาะในพื้นที่ลุ่มน้ำปาดานี มีเหตุการณ์ที่เกิดภัยแล้งจนระดับน้ำในเขื่อนบางลางมีระดับต่ำที่สุด เป็นประวัติการณ์ จนทำให้เมืองบาดาลที่เคยจมอยู่ใต้น้ำ โผล่เหนือน้ำเป็นครั้งแรกในรอบ 36 ปี ในขณะที่ 4 ปีต่อมา ระดับน้ำในเขื่อนบางลางกลับมีจำนวนมากเกินขีดความสามารถที่รับน้ำได้สูงสุด (ระดับกักเก็บน้ำ ร้อยละ 103) จนต้องเร่งเปิดประตูระบายน้ำเพื่อรักษาความมั่นคงของเขื่อน ซ้ำเติมภาวะอุทกภัยที่เกิดในขณะนั้น [3-7] ในการบริหารจัดการน้ำ ข้อมูลการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน ถือเป็นข้อมูลที่สำคัญอย่างหนึ่งที่จะทำให้หน่วยงานที่บริหารจัดการน้ำ สามารถคาดการณ์และประเมินสถานการณ์ได้ล่วงหน้า เพื่อการจัดการน้ำให้มีประสิทธิภาพได้ดียิ่งขึ้น ปัจจุบันมีการนำเทคนิค ANN เข้ามาใช้ในการพยากรณ์ด้าน อุทกวิทยามากขึ้น จากการทบทวนวรรณกรรมที่ผ่านมา

[8-19] ได้มีการศึกษาการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าโดยประยุกต์ใช้หลากหลายเทคนิค ของ Data Mining และ Machine Learning แต่พบว่า ANN มีจำนวนการศึกษาที่มากกว่าเทคนิคอื่น ๆ

จากข้อมูลดังกล่าวจะเห็นได้ว่า การบริหารจัดการน้ำในเขื่อนบางลางมีความสำคัญในการบริหารจัดการลุ่มน้ำปัตตานีอย่างมาก เนื่องจากเป็นแหล่งเก็บน้ำสำคัญของแม่น้ำปัตตานี ซึ่งมีผลต่อการชลประทาน การผลิตไฟฟ้า การจัดสรรน้ำเพื่อการเกษตร การรวมถึงการป้องกันน้ำท่วมและปัญหาภัยแล้งได้ จึงต้องมีการบริหารจัดการน้ำอย่างมีประสิทธิภาพ ทั้งนี้ปัจจัยสำคัญในการกำหนดปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนอาจมาจากหลายปัจจัย เช่น ปริมาณน้ำฝน และข้อมูลสภาพอากาศอื่น อันจะส่งผลกระทบต่อปริมาณน้ำในเขื่อนทั้งสิ้น ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนด้วยเทคนิควิเคราะห์ และนำมาสร้างและทดสอบประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน แล้วนำมาสร้างเป็นรายงานผลอัจฉริยะ เพื่อให้สามารถวางแผนในการเตรียมรับมือปริมาณน้ำที่จะไหลเข้าได้อย่างเหมาะสมเกิดประโยชน์สูงสุดในการจัดน้ำในเขื่อนบางลางได้

1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

1.2.1 เพื่อศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัย ในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์การไหลเข้าของน้ำในเขื่อนบางลาง

1.2.2 เพื่อพัฒนาแดชบอร์ดแบบจำลองการพยากรณ์การไหลเข้าของน้ำในเขื่อนบางลาง

1.3 ขอบเขตการวิจัย

1.3.1 แหล่งข้อมูล

- ข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน
- ปริมาณน้ำฝน
- อุณหภูมิ
- ความกดอากาศ
- ปริมาณความชื้นสัมพัทธ์ จากสถานีวัดบริเวณเหนือเขื่อนบางลาง

1.3.2 ปัจจัยที่ศึกษา

1.3.2.1 ตัวแปรต้น คือ ปริมาณน้ำฝนที่ตกเหนือเขื่อนบางลาง อุณหภูมิ และความกดอากาศรายวัน ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนในวันก่อนหน้า ระยะเวลา 14 ปี

1.3.2.2 ตัวแปรตาม คือ ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง รายวัน

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 ได้แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อนบางลาง ที่มีความแม่นยำ

1.4.2 สามารถวางแผนการบริหารจัดการน้ำในเขื่อนบางลางได้อย่างมีประสิทธิภาพ

บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

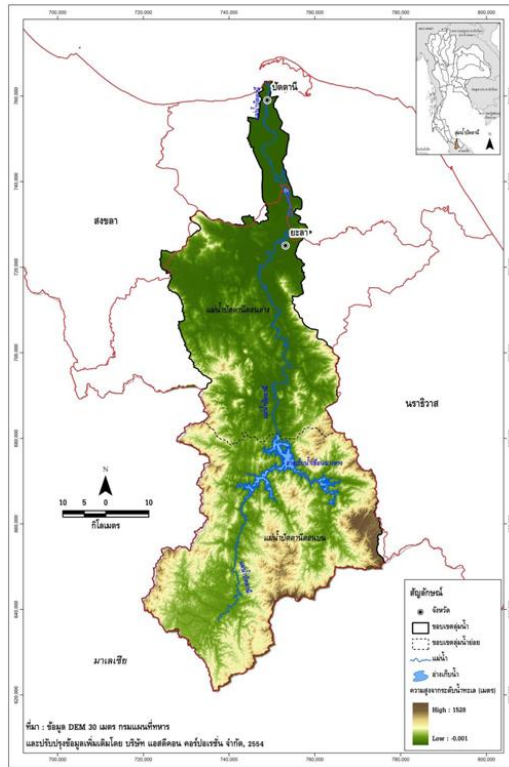
2.1 กลุ่มแม่น้ำปัตตานี (เขื่อนบางลาง)

กรมทรัพยากรน้ำ แบ่งกลุ่มลุ่มน้ำออกเป็น 9 กลุ่มลุ่มน้ำ และ 25 ลุ่มน้ำหลัก โดยลุ่มแม่น้ำปัตตานี ถูกจัดเป็นหนึ่งในลุ่มน้ำหลัก ซึ่งอยู่ภายใต้กลุ่มลุ่มน้ำภาคใต้ฝั่งตะวันออก ลุ่มแม่น้ำปัตตานี ตั้งอยู่ทางภาคใต้ของประเทศไทย มีพื้นที่ลุ่มน้ำรวมทั้งสิ้น 3,684.21 ตารางกิโลเมตร ครอบคลุมจังหวัดยะลาและปัตตานี และบางส่วนของจังหวัดสงขลาและนราธิวาส แนวลุ่มน้ำทอดตัวยาวแนวทิศเหนือ-ใต้ แม่น้ำปัตตานีเป็นแม่น้ำสายหลัก และมีแม่น้ำยะหาเป็นลำน้ำสาขา ในช่วงปลายปี คลองหนองจิกแยกจากแม่น้ำปัตตานี และมีคลองเล็ก ๆ มากมาย แม่น้ำปัตตานีมีต้นกำเนิดจากเทือกเขาสันกาลาศีรี ในอำเภอเบตง จังหวัดยะลา ไหลจากทิศใต้ขึ้นทางทิศเหนือ แล้วไหลลงสู่อ่าวไทยที่อำเภอเมือง จังหวัดปัตตานี พื้นที่ส่วนใหญ่เป็นป่าเขามิพื้นที่ราบเล็กน้อย ตอนล่างของลุ่มน้ำเป็นที่ราบ ความยาวของแม่น้ำประมาณ 210 กิโลเมตร [20] โดยลุ่มแม่น้ำปัตตานี มีอาณาเขตติดต่อดังนี้ (แสดงดังภาพที่ 2.1)

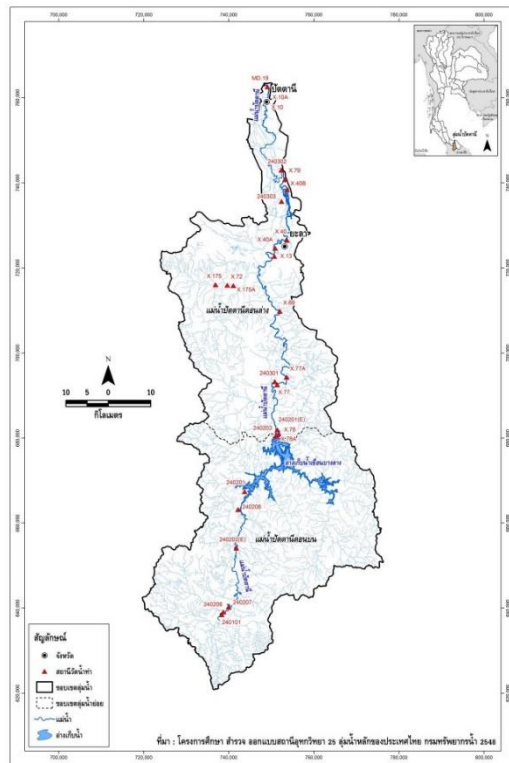
ทิศเหนือ	ติดกับอ่าวไทยที่ปากแม่น้ำปัตตานี
ทิศใต้	ติดกับประเทศมาเลเซีย
ทิศตะวันออกและทิศตะวันตก	ติดกับลุ่มน้ำภาคใต้ฝั่งตะวันออก

เขื่อนบางลางเป็นเขื่อนอเนกประสงค์ที่กั้นขวางแม่น้ำปัตตานี ตั้งอยู่ ณ บริเวณบ้านบางลาง ตำบลเขื่อนบางลาง อำเภอบันนังสตา จังหวัดยะลา ถือเป็นโครงการสร้างเขื่อนอเนกประสงค์แห่งแรกของภาคใต้ โดยหน่วยงานการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย เป็นผู้รับผิดชอบหลัก ซึ่งได้ดำเนินการก่อสร้างแล้วเสร็จในเดือนมิถุนายน พ.ศ. 2524 นับตั้งแต่นั้นเป็นต้นมา

อ่างเก็บน้ำเขื่อนบางลางสามารถอำนวยประโยชน์ด้านการชลประทานให้กับพื้นที่การเกษตรในบริเวณใกล้เคียง ซึ่งครอบคลุมพื้นที่จังหวัดยะลาและจังหวัดปัตตานี รวม 380,000 ไร่ ซึ่งผลพลอยได้อันเกิดประโยชน์อีกประการหนึ่ง คือ น้ำที่ปล่อยออกมาสามารถนำไปใช้ผลิตไฟฟ้าได้เฉลี่ยปีละ 200 ล้านกิโลวัตต์ชั่วโมง ช่วยส่งเสริมความมั่นคงทางพลังงานในภาคใต้ให้มีความมั่นคงยิ่งขึ้น นอกจากนี้ยังเป็นแหล่งประมงน้ำจืดที่สำคัญของภาคใต้ตอนล่าง ช่วยเสริมอาชีพและรายได้ให้กับประชาชนที่อาศัยอยู่บริเวณใกล้เคียง และเป็นสถานที่ท่องเที่ยวพักผ่อนหย่อนใจที่มีชื่อเสียงที่สำคัญแห่งหนึ่งของจังหวัดยะลา รวมถึงยังสามารถช่วยบรรเทาอุทกภัยในพื้นที่ตอนล่าง ของลุ่มน้ำปัตตานีที่เกิดขึ้นได้เป็นอย่างดีตลอดมา



ภาพที่ 2.1 แผนที่ลุ่มน้ำปตตานี [21]



ภาพที่ 2.2 ตำแหน่งสถานีวัดน้ำในลุ่มน้ำปตตานี [21]

ตารางที่ 2.1 แสดงสถานีวิัดน้ำท่าในกลุ่มแม่น้ำปัตตานี [34]

ลำดับ	รหัสสถานี	แม่น้ำ	ชื่อสถานี	อำเภอ	จังหวัด	ชื่อลุ่มน้ำย่อย	ละติจูด	ลองจิจูด	หน่วยงานรับผิดชอบ	พื้นที่รับน้ำฝน ตร.กม.
1	240206	แม่น้ำปัตตานี	คลองการาซูกาที่ บ้านรูโ๊ะเบอเด	อ.เบตง	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนบน	5-46-20	101-09-07	ทน.	202
2	240207	แม่น้ำปัตตานี	คลองยะรมที่บ้านยะรม	อ.เบตง	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนบน	5-46-40	101-09-22	ทน.	150
3	240101	แม่น้ำปัตตานี	แม่น้ำปัตตานีที่บ้านจันทรรัตน์	อ.เบตง	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนบน	5-47-18	101-10-01	ทน.	379
4	240202(E)	แม่น้ำปัตตานี	บ้าน กม.29	อ.เบตง	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนบน	5-54-49	101-11-02	กพฝ.	-
5	240208	แม่น้ำปัตตานี	คลองละหากบ้านละหาด	อ.เบตง	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนบน	5-59-44	101-11-17	ทน.	-
6	240201	แม่น้ำปัตตานี	แม่น้ำปัตตานีที่บ้านโต	อ.ธารโต	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนบน	06-02-01	101-12-07	ทน.	-
7	240203	แม่น้ำปัตตานี	แม่น้ำปัตตานีที่เขื่อน	อ.ธารโต	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนบน	06-09-04	101-16-05	ทน.	-
8	X.78	แม่น้ำปัตตานี	เขื่อนบางลาง	อ.บันนังสตา	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	06-09-16	101-16-34	ชป.	1129
9	X.78A	แม่น้ำปัตตานี	เขื่อนบางลาง	อ.บันนังสตา	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	06-09-52	101-16-19	ชป.	1543
10	240201(E)	แม่น้ำปัตตานี	บ้านบางลาง	อ.บันนังสตา	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	06-09-52	101-16-19	กพฝ.	-
11	X.77	แม่น้ำปัตตานี	บันนังสตา	อ.บันนังสตา	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-15-37	101-16-19	ชป.	-
12	240301	แม่น้ำปัตตานี	แม่น้ำปัตตานีที่บันนังสตา	อ.บันนังสตา	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-16-01	101-16-01	ทน.	-
13	X.77A	แม่น้ำปัตตานี	บ้านยือรามัน	อ.บันนังสตา	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-16-35	101-17-31	ชป.	1533
14	X.89	แม่น้ำปัตตานี	บ้านกรงปินัง	อ.กรงปินัง	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-25-00	101-16-41	ชป.	-
15	X.175A	แม่น้ำปัตตานี	บ้านยะหา	อ.ยะหา	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-28-17	101-10-47	ชป.	-
16	X.72	แม่น้ำปัตตานี	บ้านละแอ	อ.ยะหา	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-28-21	101-10-01	ชป.	207
17	X.175	แม่น้ำปัตตานี	ยะหา	อ.ยะหา	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-28-25	101-08-31	ชป.	400
18	X.13	แม่น้ำปัตตานี	ปัตตานีที่บ้านสะเตง	อ.เมืองยะลา	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-32-00	101-16-01	ชป.	-

19	X.40A	แม่น้ำปัตตานี	บ้านท่าสาป	อ.เมืองยะลา	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-33-03	101-16-08	ชป.	2756
20	X.40	แม่น้ำปัตตานี	ปัตตานีที่บ้านตลาดเก่า	อ.เมืองยะลา	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-34-03	101-17-38	ชป.	2303
21	240303	แม่น้ำปัตตานี	แม่น้ำปัตตานีที่กาลาเลมา	อ.เมืองยะลา	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-39-00	101-16-59	ทน.	-
22	X.40B	แม่น้ำปัตตานี	ท้ายเขื่อนปัตตานี	อ.เมืองยะลา	จ.ยะลา	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-40-29	101-17-41	ชป.	-
23	X.79	แม่น้ำปัตตานี	ปัตตานีที่มีสยิดพงสาคอ	อ.ยะรัง	จ.ปัตตานี	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-41-51	101-17-28	ชป.	-
24	240302	แม่น้ำปัตตานี	แม่น้ำปัตตานีที่ยะรัง	อ.ยะรัง	จ.ปัตตานี	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-43-00	101-16-59	ทน.	-
25	X.10	แม่น้ำปัตตานี	ปัตตานีที่สะพานเดชานูซิด	อ.เมืองปัตตานี	จ.ปัตตานี	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-51-42	101-15-18	ชป.	-
26	X.10A	แม่น้ำปัตตานี	บริเวณสะพานเดชานูซิด	อ.เมืองปัตตานี	จ.ปัตตานี	แม่น้ำปัตตานีตอนล่าง	6-51-48	101-15-18	ชป.	-

หมายเหตุ

ทน. = กรมทรัพยากรน้ำ

กฟผ. = การไฟฟ้าฝ่ายผลิต

ชป. = กรมชลประทาน

2.2 การจัดการน้ำเพื่อการเกษตร

2.2.1 สาเหตุความจำเป็น ต้องมีการจัดการน้ำ ในประเทศไทย [2]

1) เนื่องจากประชากรส่วนใหญ่ของประเทศประมาณร้อยละ 63.5 ประกอบอาชีพเกษตรกรรม ขณะที่ประเทศไทยมีพื้นที่ 320.7 ล้านไร่ โดย 132.7 ล้านไร่หรือร้อยละ 41.4 เป็นพื้นที่เพื่อการเกษตรและมีแนวโน้มขยายตัวเพิ่มขึ้น (พื้นที่การเกษตรมีความต้องการใช้น้ำสูง) แต่ในสภาพปัจจุบันโครงการชลประทานสามารถรองรับภาคการเกษตรได้เพียง 23.57 ล้านไร่ หรือประมาณ 17.8% เท่านั้น ในขณะที่พื้นที่การเกษตรที่เหลืออีก 82.2% ต้องอาศัยน้ำฝนจากธรรมชาติ ซึ่งไม่แน่นอน ส่งผลให้ฐานรายได้ในภาคเกษตรไม่แน่นอนตามไปด้วย

2) ประเทศไทยมีปริมาณฝนที่ตกผันแปรระหว่าง 800 - 4,400 มิลลิเมตร /ปี เฉลี่ยประมาณ 1,468 มิลลิเมตร / ปี โดยภาคใต้มีฝนตกมากที่สุด รองลงมาคือ ภาคกลาง ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ และภาคเหนือ ตามลำดับ หากคิดเป็นปริมาณน้ำฝนทั้งหมดที่เกิดขึ้นในประเทศไทย มีประมาณปีละ 760,000 ล้านลูกบาศก์เมตร โดยร้อยละ 71.7 จะระเหยกลับไปในอากาศและไหลซึมลงใต้ดิน ส่วนอีกร้อยละ 28.3 หรือประมาณ 215,000 ล้านลูกบาศก์เมตร จะกลายเป็นน้ำท่า (น้ำผิวดิน) 92% ของน้ำท่าในประเทศไทยเกิดขึ้นในฤดูฝน และเพียง 8% ที่เหลืออยู่ในฤดูแล้ง เนื่องจากความแตกต่างของภูมิประเทศ ปริมาณน้ำฝน น้ำท่า สภาพดิน การใช้ที่ดิน การเกษตร ฯลฯ ในแต่ละลุ่มน้ำ ทำให้เกิดปัญหาเรื่องน้ำต่าง ๆ แตกต่างกันไป ไม่ว่าจะเป็นปัญหาน้ำหลาก น้ำท่วม อีกทั้งในปัจจุบันปัญหาคุณภาพน้ำเนื่องจากน้ำเสียมีความรุนแรงมากขึ้น สร้างปัญหาให้กับภาคการเกษตรหลายประการ

3) จากปริมาณน้ำท่าในประเทศไทยประมาณ 215,000 ล้าน ลูกบาศก์เมตร เราสามารถสร้างระบบกักเก็บน้ำ ในปัจจุบันได้เพียง 72,000 ล้านลูกบาศก์เมตร หรือเพียงร้อยละ 33.5 ส่วนน้ำท่าที่เหลือจะไหลไปตามแม่น้ำและไหลลงสู่ทะเล บางครั้งน้ำที่ไหลบ่าเข้าท่วมทำให้ผลผลิตทางการเกษตรเสียหายในขณะที่น้ำชลประทานที่เก็บไว้ไม่เพียงพอต่อการทำการเกษตรในฤดูแล้งได้ จึงไม่สามารถใช้ที่ดินทำการเกษตรได้อย่างเต็มที่ ในฤดูแล้งได้ ส่งผลให้เกษตรกรมีประสบปัญหาทางเศรษฐกิจ มีรายได้น้อย [2]

2.2.2 ศักยภาพของพื้นที่ชลประทาน ในปัจจุบัน

1) โครงการชลประทานขนาดใหญ่ เป็นพื้นที่ที่มีศักยภาพของทรัพยากรน้ำ มีความอุดมสมบูรณ์ดีมาก สามารถพัฒนาเป็นพื้นที่การผลิต เพื่อตอบสนองความต้องการของตลาดขนาดใหญ่ได้ หรือตลาดเพื่อการส่งออกในเชิงปริมาณอีกด้วย เกษตรกรมีการรวมตัวกันเป็นกลุ่ม มีการพัฒนาด้านวัฒนธรรม มีการพัฒนาศักยภาพในการใช้น้ำและมีประสิทธิภาพ รัฐบาลสามารถเข้ามาส่งเสริมอาชีพด้านการเกษตร และแนะนำเทคโนโลยีการเกษตรที่เหมาะสมเพื่อเพิ่มศักยภาพการผลิตทางการเกษตรให้กับเกษตรกรได้

2) โครงการชลประทานขนาดกลาง เป็นพื้นที่ที่มีศักยภาพของทรัพยากรน้ำ ระดับปานกลาง สามารถพัฒนาให้เป็นพื้นที่การผลิต เพื่อตอบสนองความต้องการของตลาดภายในประเทศหรือตลาดเพื่อการส่งออกเชิงคุณภาพที่ตีตลาดได้ เกษตรกรมีการรวมตัวกันเป็นกลุ่ม มีการพัฒนาศักยภาพในการใช้น้ำและมีประสิทธิภาพ รัฐบาลสามารถเข้ามาส่งเสริมอาชีพด้านการเกษตร และ

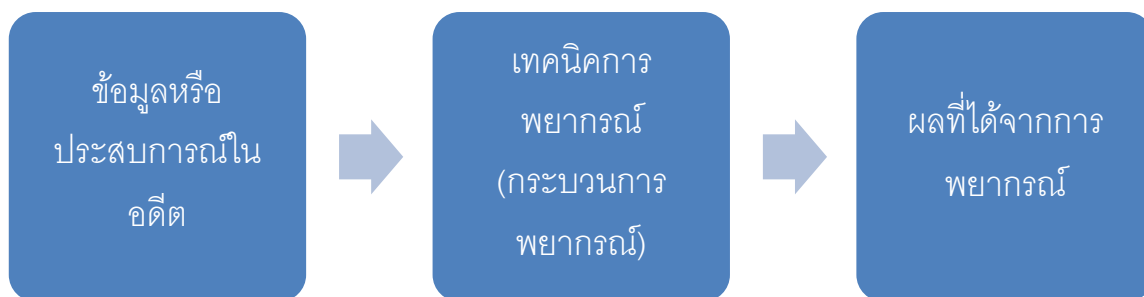
แนะนำเทคโนโลยีการเกษตรที่เหมาะสมเพื่อเพิ่มศักยภาพการผลิตทางการเกษตรให้กับเกษตรกร ในเชิงคุณภาพได้อย่างดี แต่ควรตรวจสอบปริมาณของน้ำต้นทุนให้เพียงพอ ก่อนวางแผนการส่งเสริมต่าง ๆ

3) โครงการชลประทานขนาดเล็ก และโครงการสูบน้ำด้วยไฟฟ้า เป็นโครงการที่ไม่มีวัตถุประสงค์ในการกักเก็บทรัพยากรน้ำเป็นหลัก ทำแต่เพียงการสร้างฝาย เพื่อยกระดับน้ำหน้าฝายให้สูงขึ้น แล้วทำการสูบน้ำด้วยปั๊มน้ำไฟฟ้า เพื่อนำไปใช้ในพื้นที่ทำการเกษตรบริเวณใกล้เคียงสถานีสูบน้ำเท่านั้น เป็นโครงการที่สามารถกำหนดแนวทางการพัฒนาให้เป็นแหล่งผลิตอาหารสำหรับชุมชนได้เท่านั้น เพราะมีข้อจำกัด ด้านปริมาณน้ำเพื่อการเกษตรในฤดูแล้ง และเป็นแหล่งน้ำที่มุ่งเน้นตอบสนองความต้องการใช้น้ำเพื่อการอุปโภคบริโภคเป็นหลักเท่านั้น

2.3 การพยากรณ์ (Forecast)

การพยากรณ์ (Forecast) เป็นการใช้ศาสตร์และศิลป์ในการทำนายเหตุการณ์ในอนาคต ซึ่งอาจนำหลายวิธีมาใช้ ขึ้นอยู่กับสถานการณ์ที่แตกต่างกันออกไป เช่น

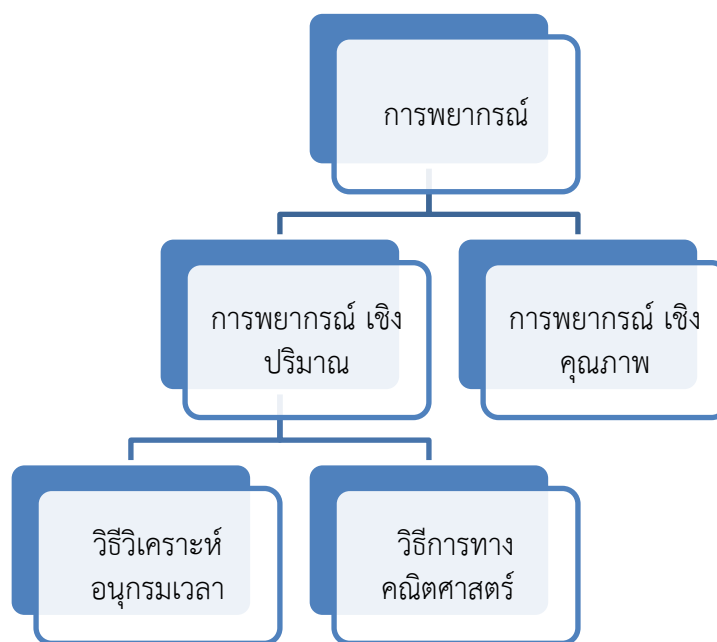
- ใช้ข้อมูลในอดีตโดยอาศัยหลักการทางคณิตศาสตร์คำนวณ
- ใช้ดุลยพินิจจากประสบการณ์และความรู้ของผู้พยากรณ์
- ใช้หลายวิธีร่วมกัน



ภาพที่ 2.3 กระบวนการพยากรณ์

วิธีการพยากรณ์ สามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ

- การพยากรณ์เชิงคุณภาพ Qualitative : เป็นการพยากรณ์ที่ใช้ลางสังหรณ์ อารมณ์ความรู้สึก ประสบการณ์ของผู้ตัดสินใจเป็นหลักในการพยากรณ์
- การพยากรณ์เชิงปริมาณ Quantitative : เป็นการพยากรณ์ที่ใช้รูปแบบทางคณิตศาสตร์เข้าช่วย และมักนำข้อมูลในอดีตมาใช้ในการพยากรณ์



ภาพที่ 2.4 วิธีพยากรณ์ขั้นพื้นฐาน

2.4 ปัจจัยที่มีผลต่อปริมาณการไหลเข้าของน้ำในเขื่อน

จากการศึกษางานการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนจากงานศึกษาก่อนหน้า พบว่ามีเหตุปัจจัยหลากหลายในการนำข้อมูลมาศึกษาเพื่อทำการพยากรณ์ ซึ่งผู้วิจัยได้ทำการรวบรวมและประมวลผลการวิเคราะห์เป็น ดังตารางที่ 2.2 ซึ่งสรุปมาเป็นปัจจัยที่เกี่ยวข้องที่สามารถนำมาพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนได้ดังนี้

4.4.1 อุณหภูมิ (Temperature) มีหน่วยวัดเป็นองศาเซลเซียส ($^{\circ}\text{C}$) มีผลต่อการระเหยของน้ำซึ่งส่งผลต่อปริมาณการไหลเข้าของน้ำในเขื่อน

4.4.2 ปริมาณน้ำฝน (Rainfall) มีหน่วยวัดเป็นมิลลิเมตร (mm) ในช่วงเวลาหนึ่ง ๆ เช่น ปริมาณน้ำ วัดได้จากสถานีวัดน้ำฝนบริเวณเหนือเขื่อน ซึ่งมีผลต่อปริมาณการไหลเข้าของน้ำในเขื่อน

4.4.3 ปริมาณน้ำฝนพยากรณ์ (Forecast Rainfall) มีหน่วยเป็นมิลลิเมตร (mm) ในช่วงเวลาหนึ่ง ๆ เป็นค่าที่ได้จากการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนล่วงหน้าซึ่งได้จากหน่วยงานต่าง ๆ ที่พยากรณ์น้ำฝนในระยะ 1, 3, 7, 30 วันล่วงหน้า หรืออาจจะมีการพยากรณ์เป็นปริมาณน้ำฝนตกเฉลี่ยรายเดือนในรอบปี ซึ่งหน่วยงานหรือองค์กรที่เผยแพร่ข้อมูล เช่น กรมอุตุนิยมวิทยา

4.4.4 ปริมาณน้ำท่า (Streamflow) ของสถานีวัดน้ำเหนือเขื่อน มีหน่วยวัดเป็น ลูกบาศก์เมตรต่อวินาที (m^3 / s) มีผลโดยตรงต่อปริมาณการไหลเข้าเขื่อน

4.4.5 ความชื้นสัมพัทธ์ (Relative humidity) หมายถึง อัตราส่วนของปริมาณไอน้ำที่มีอยู่จริงในอากาศ ต่อ ปริมาณไอน้ำที่จะทำให้อากาศอิ่มตัว แสดงในรูปของร้อยละ (%) วัดได้จากสถานีวัดอากาศบริเวณเหนือเขื่อน ซึ่งมีผลต่อปริมาณการระเหยของน้ำ

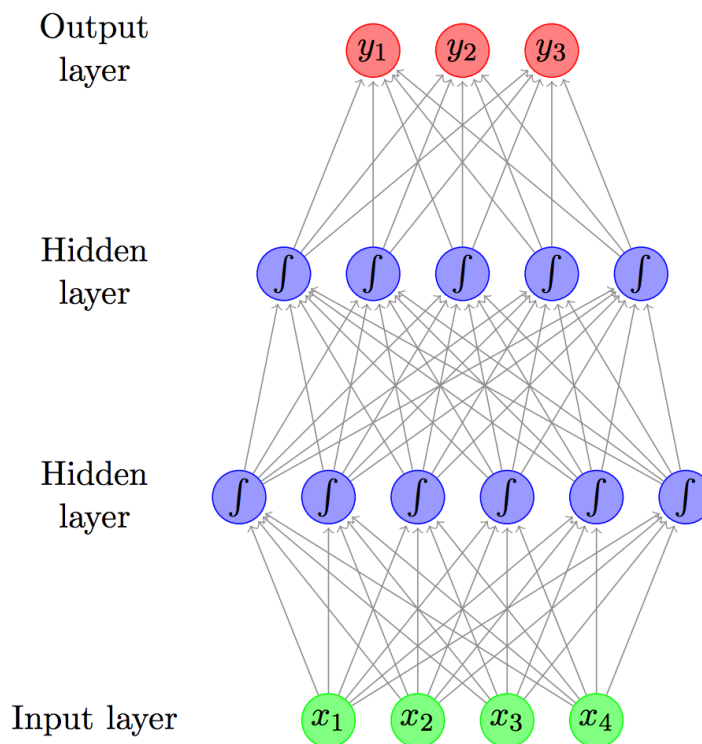
4.4.6 ความกดอากาศ (Barometric Pressure) เป็นการวัดแรงกดของอากาศ วัดได้ด้วยอุปกรณ์วัดความกดอากาศ หรือ “บารอมิเตอร์” (Barometer) มีหน่วยเป็น มิลลิเมตรปรอท ความกดอากาศมีผลต่อการไหลของอากาศซึ่งมีผลต่อกระแสลมและการก่อเกิดฝน

2.5 เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูล

2.5.1 โครงข่ายประสาทเทียม Artificial Neural Network (ANN)

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นเทคนิคหนึ่งของการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ เพื่อประมวลผลข้อมูลด้วยการคำนวณจากการเชื่อมต่อ (Connectionist) เพื่อจำลองโครงข่ายประสาทในสมองของมนุษย์ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างเครื่องมือที่สามารถเรียนรู้การจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) และการสร้างองค์ความรู้ใหม่ (Knowledge Extraction) ตลอดจนความสามารถในสมองของมนุษย์ เครือข่ายไฟฟ้าชีวภาพในสมองประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neurons) และไซแนปส์ (Synapses) ซึ่งแต่ละส่วนประกอบด้วยส่วนปลายที่เรียกว่าเดนไดรต์ (Dendrite) เป็นอินพุตและปลายประสาทเรียกว่า "แอกซอน" (Axon) ซึ่งเป็นเอาต์พุตของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ถูกกระตุ้นโดยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อถูกกระตุ้นโดยสิ่งเร้าภายนอกหรือโดยสิ่งเร้าไซแนปติก กระแสประสาทจะเดินทางผ่านเดนไดรต์เข้าสู่นิวเคลียส ซึ่งกำหนดว่าจะต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ หรือไม่หากกระแสประสาทแรงพอ จากนั้นนิวเคลียสจะกระตุ้นเซลล์อื่นผ่านแอกซอนต่อไป

หลักการสำคัญของโครงข่ายประสาทเทียมคือการพยายามสร้างโครงสร้างเลียนแบบการทำงานของเซลล์ประสาทในสมอง ซึ่งคล้ายกับสมองตรงที่เป็นการรวมกลุ่มขนานกันของหน่วยประมวลผลย่อยจนเชื่อมโยงกันไปสู่ความฉลาด เมื่อพิจารณาโครงข่ายของสมองมนุษย์ มันมีขนาดใหญ่และซับซ้อนกว่าหน่วยย่อยของโครงข่ายประสาทเทียม อย่างไรก็ตาม หน้าที่ที่สำคัญของสมอง เช่น การเรียนรู้ ยังสามารถจำลองได้โดย โครงข่ายประสาทเทียม



ภาพที่ 2.5 โครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ส่วนประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม จะเห็นว่าส่วนประกอบของ โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 3 ส่วน คือ (ไกรศักดิ์ เกษร, 2564) [20]

1) ชั้นข้อมูลเข้า (Input Layer) ชั้นนี้จะเป็นข้อมูลนำเข้า จำนวนโหนดในชั้นนี้ขึ้นอยู่กับจำนวนข้อมูลที่จะใส่เข้าไปในแบบจำลอง เช่น หากข้อมูลลูกค้าเป็นข้อมูลนำเข้าที่มี อายุ เพศ จังหวัดที่อยู่อาศัย รวม 3 อย่าง ชั้นข้อมูลนำเข้าจะมี 3 โหนด ซึ่งอาจเรียกว่าปัจจัยเหล่านี้วิเคราะห์เป็นคุณสมบัติ (Feature)

2) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) เป็นชั้นที่อยู่ระหว่างกลาง ซึ่งจะมีผลต่อประสิทธิภาพของการเรียนรู้ของแบบจำลองอย่างมาก ซึ่งในชั้นซ่อนนี้จะมีกี่ชั้นก็ได้ และแต่ละชั้นจะมีจำนวนของนิวรอนจำนวนเท่าไรก็ได้เช่นกัน ซึ่งการเพิ่มจำนวนชั้นและจำนวนนิวรอนจะส่งผลต่อการทำงานของแบบจำลอง ในส่วนของชั้นซ่อนนี้ เปรียบเสมือนได้กับการทำงานส่วนการเรียนรู้ข้อมูลเชิงลึก หรือ deep learning ที่สำคัญในชั้นซ่อนนี้ ทุก ๆ โหนด ต้องประกอบด้วยฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้น

3) ชั้นข้อมูลออก (Output Layer) ชั้นนี้จะนำเอาข้อมูลจากการคำนวณไปใช้ และจำนวนของโหนดในชั้น นี้ขึ้นอยู่กับรูปแบบของข้อมูลออกที่จะเอาไปใช้ เช่น ถ้างานที่ทำเป็นสมการถดถอย (Regression) ให้กำหนดชั้นข้อมูลออกเป็นแบบ 1 โหนด เพราะต้องการคำตอบเพียงคำตอบเดียว ถ้าหากมีหลายค่า ให้เพิ่มจำนวนโหนดไปตามจำนวนที่ต้องการ เช่น ในกรณีอาจต้องการคาดคะเนตำแหน่งของภาพในแกน x และ y ซึ่งจะต้อง กำหนดชั้นข้อมูลออกเป็น 2 โหนด เป็นต้น

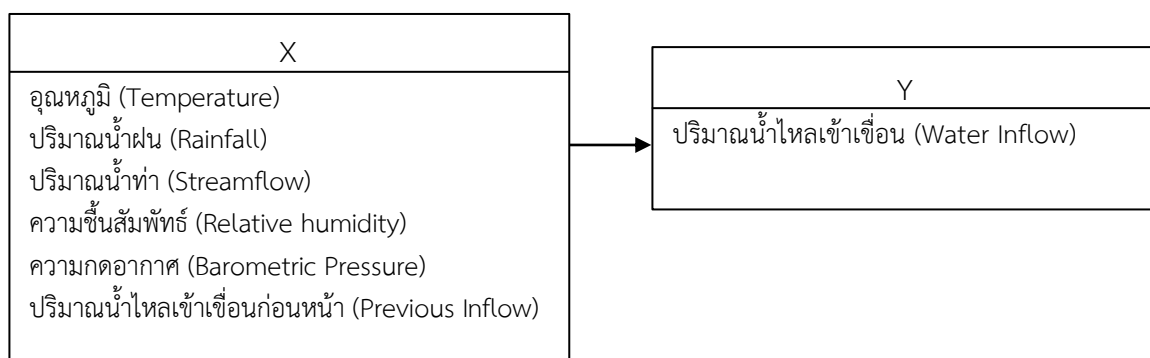
2.5.2 การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ (Multiple Linear Regression)

สุทิน ชนะบุญ (2560) [23] ได้อธิบายความหมายของการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ ไว้ดังนี้ การวิเคราะห์การถดถอยเป็นวิธีการศึกษาทางสถิติที่ใช้ศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามจะเป็นการศึกษาความสัมพันธ์เชิงเส้น หากศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระหนึ่งตัวกับตัวแปรตามหนึ่งตัว จะเรียกการศึกษานี้ว่า การวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นเชิงเดี่ยว หรือการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย ถ้าตัวแปรอิสระมีมากกว่าหนึ่งตัวกับตัวแปรตามหนึ่งตัว จะเรียกการศึกษานี้ว่า การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ

(1) วัตถุประสงค์ของการวิเคราะห์การถดถอย

- 1) เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตาม
- 2) เพื่อศึกษาปัจจัยที่ร่วมกันทำนายหรือพยากรณ์ตัวแปรตาม

การวิเคราะห์การถดถอยเพื่อหาความสัมพันธ์หรือสร้างสมการทำนายหรือพยากรณ์ตัวแปรตาม Y หนึ่งตัว จากกลุ่มตัวแปรอิสระ X หลายตัวนั้น ตัวแปรอิสระที่นำมาวิเคราะห์จะต้องมีหลักฐานทางทฤษฎีหรือรายงานการวิจัยที่เกี่ยวข้องว่า สามารถเป็นตัวแปรต้นเหตุที่ส่งผลต่อตัวแปรตามได้



Concept of factors analysis

ภาพที่ 2.6 กรอบแนวคิดในการวิเคราะห์ Regression

(2) ข้อตกลงเบื้องต้นในการวิเคราะห์การถดถอย

1) ตัวแปรอิสระ X และตัวแปรตาม Y ต้องเป็นตัวแปรเชิงปริมาณ (Quantitative Variable) หรือ ตัวแปรต่อเนื่อง (Continuous Variable) หรือมีระดับการวัดเป็นมาตราวัดอันดับภาค Interval Scale หรือ Ratio Scale ในกรณีที่ตัวแปรอิสระ (X) บางตัวมีระดับการวัดเป็น Nominal หรือ มาตราวัดอัตราส่วน (Ordinal Scale) จะต้องแปลงข้อมูลที่มีให้เป็นตัวแปรหุ่น Dummy Variable หรือ Binary Variable คือ มีค่า 0 กับ 1 ก่อน จึงจะนำไปวิเคราะห์ และตัวแปรหุ่นไม่ควรจะมีหลายตัวเกินไป เพราะจะทำให้ผลที่ได้เกิดความคลาดเคลื่อนมากขึ้น

- 2) ตัวแปรอิสระ (X) แต่ละตัวมีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงกับตัวแปรตาม (Y)

3) ตัวแปรอิสระ (X) ไม่ควรมีความสัมพันธ์กันหรือเป็นอิสระต่อกัน (ค่าสหสัมพันธ์ไม่ควรเกิน 0.7 หรือ 0.8) ในกรณีการวิเคราะห์ถดถอยแบบพหุคูณเพราะจะทำให้เกิด Multicollinearity คือ การที่ตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กันมากซึ่งจะมีผลกระทบทำให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) สูงเกินความเป็นจริงได้

4) การแจกแจงของตัวแปรตามเป็นแบบโค้งปกติ (Normal Distribution) ที่ทุกค่าของ X

5) ค่า Y มีความแปรปรวนเท่ากันกับทุกค่าของ X

6) ความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ (Residual) ที่ทุกจุดบนเส้นถดถอยมีค่าเท่ากัน

(3) การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นเชิงเดียว (Simple Linear Regression Analysis)

การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นเชิงเดียวหรือการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายเป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระหนึ่งตัว กับตัวแปรตามหนึ่งตัว ซึ่งคล้ายกับการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ แต่มีข้อแตกต่างกัน คือ การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ไม่ได้มีการระบุว่าตัวแปรใดเป็นตัวแปรต้น และตัวแปรใดเป็นตัวแปรตาม ส่วนการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นเชิงเดียวหรือการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายเป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่เชิงสาเหตุ (ตัวแปรอิสระ) กับตัวแปรผลลัพธ์ (ตัวแปรตาม) นอกจากจะทราบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้งสองแล้ว ยังสามารถนำค่าของตัวแปรสาเหตุมาทำนายหรือพยากรณ์ตัวแปรผลได้ พร้อมด้วยขนาดของความสามารถในการทำนายหรือความสามารถเพื่ออธิบายตัวแปรว่ามีมากน้อยเพียงใด

โดยเขียนความสัมพันธ์ในรูปแบบสมการได้ดังนี้

$$Y = \alpha + \beta X + \varepsilon \quad (\text{สมการในรูปของประชากร})$$

$$y = a + bx + e \quad (\text{สมการในรูปของกลุ่มตัวอย่าง})$$

$$\hat{y} = a + bx \quad (\text{สมการทำนายผลหรือพยากรณ์})$$

สัญลักษณ์ที่ใช้มีความหมายดังนี้

Y คือ ค่าของตัวแปรตาม (ใช้ y กรณีค่าที่ได้จากตัวอย่าง และใช้ \hat{y} กรณีค่าประมาณหรือตัวทำนาย)

X คือ ค่าของตัวแปรอิสระ (ใช้ x กรณีค่าที่ได้จากตัวอย่าง และ กรณีค่าประมาณหรือตัวทำนาย)

α คือ ค่าคงที่ (Constant) ของสมการถดถอย (ใช้ a ค่าที่ได้จากตัวอย่าง และ กรณีค่าประมาณหรือตัวทำนาย) โดยที่ α หรือ a จะเป็นจุดตัด (Intercept) แกน y ของสมการ

β คือ ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient) ของตัวแปรอิสระ X (ใช้ b กรณีค่าที่ได้จากตัวอย่าง และ กรณีค่าประมาณหรือตัวทำนาย) โดยที่ค่า β หรือ b จะแสดงอัตราการเปลี่ยนแปลงของค่า x ต่อค่า y ดังนี้ คือ ถ้าค่า x เปลี่ยนไป 1 หน่วย จะทำให้ค่า y เปลี่ยนไป b หน่วย

ϵ คือ ค่าความคลาดเคลื่อน (Error or Residual) ระหว่างค่า Y และค่า \hat{Y} (ใช้ e กรณีค่าที่ได้จากตัวอย่าง)

ตัวอย่าง การศึกษาความสัมพันธ์ของอายุกับดัชนีมวลกาย

ในสภาพความเป็นจริงมักจะไม่มีลักษณะของตัวแปรอิสระตัวเดียวจะมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม ซึ่งมักพบว่า มีตัวแปรอิสระหลาย ๆ ตัวร่วมกันส่งผลหรือมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม ในลักษณะของการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณ

(4.) การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression Analysis)

การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณ เป็นการศึกษาหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระหลายตัวกับตัวแปรตามหนึ่งตัว ว่ามีตัวแปรอิสระใดสามารถทำนายหรือพยากรณ์หรืออธิบายการผันแปรของตัวแปรตามได้

โดยเขียนความสัมพันธ์ในรูปแบบของสมการได้ดังนี้

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \epsilon \text{ (สมการในรูปของประชากร)}$$

$$y = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_k x_k + e \text{ (สมการในรูปของตัวอย่าง)}$$

$$\hat{Y} = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_k x_k \text{ (สมการทำนายผล หรือการพยากรณ์)}$$

สัญลักษณ์ที่ใช้มีความหมายดังนี้

X_i คือ ค่าของตัวแปรอิสระแต่ละตัว (ใช้ x_i กรณีค่าที่ได้จากตัวอย่างและ กรณีค่าประมาณหรือตัวทำนาย)

Y คือ ค่าของตัวแปรตาม (ใช้ y กรณีค่าที่ได้จากตัวอย่าง และใช้ \hat{Y} กรณีค่าประมาณหรือตัวทำนาย)

k คือ จำนวนตัวแปรอิสระในสมการถดถอย

β_0 คือ ค่าคงที่ (Constant) ของสมการถดถอย (จะใช้สัญลักษณ์ b_0 สำหรับค่าที่ได้จากตัวอย่าง และ สำหรับค่าประมาณหรือตัวทำนาย) โดยที่ β_0 หรือ b_0 จะเป็นจุดตัด (Intercept) แกน y ของสมการ

β_i คือ ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient) ของตัวแปรอิสระ X_i แต่ละตัว (จะใช้สัญลักษณ์ b_i สำหรับค่าที่ได้จากตัวอย่าง และ สำหรับค่าประมาณหรือตัวทำนาย) โดยที่ค่า β_i หรือ b_i จะแสดงอัตราการเปลี่ยนแปลงของค่า x_i ต่อค่า y ดังนี้ คือ ถ้าค่า x_i เปลี่ยนไป 1 หน่วย จะทำให้ค่า y เปลี่ยนไป b_i หน่วย

ϵ คือ ค่าความคลาดเคลื่อน (Error or Residual) ระหว่างค่า Y และค่า \hat{Y} (ใช้ e กรณีค่าที่ได้จากตัวอย่าง)

2.6 การเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์

หลังจากที่ทำการพยากรณ์หาแบบจำลองที่เหมาะสมและนำมาเปรียบเทียบกับค่าจริงแล้ว ถัดไปคือนำมาเปรียบเทียบ ความแม่นยำของแบบจำลองแต่ละแบบจำลองแต่ละแบบจำลองโดยพิจารณาจากค่า รากที่สองของค่าเฉลี่ย คลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE), ค่าสัมประสิทธิ์ (Theil's Inequality Coefficient : U) และค่าความคลาดเคลื่อนร้อยละเฉลี่ย (The mean Absolute Percentage Error : MAPE)

1) รากที่สองของค่าเฉลี่ยคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE)

RMSE เป็นค่าที่แสดงความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าที่ประมาณได้จากแบบจำลองกับค่าข้อมูลจริง ซึ่งค่า RMSE มีค่าเข้าใกล้ศูนย์แสดงว่าแบบจำลองนี้มีความคลาดเคลื่อนน้อยสามารถใช้เป็นตัวแทนข้อมูลจริงได้อย่าง เหมาะสม ซึ่งมี สมการดังนี้

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{Y}_t - Y_t)^2}$$

โดยที่ \hat{Y}_t คือ ค่าประมาณจากแบบจำลอง

Y_t คือ ค่าที่แท้จริง/ข้อมูลจริง

2) สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (The correlation coefficient : CC)

CC คือ ค่าความสัมพันธ์ของสองตัวแปร เช่น ความสัมพันธ์ระหว่าง X และ Y มีค่าเป็นเท่าไร โดยมี range อยู่ที่ -1 ถึง 1 โดยความหมายของตัวเลข คือ

-1.00 ถึง -0.70 : Strong Negative (สองตัวแปรมีค่าผกผันกัน)

-0.69 ถึง -0.31 : Weak Negative

-0.30 ถึง 0.30 : No correlation (สองตัวแปรไม่มีความสัมพันธ์กัน)

0.31 ถึง 0.69 : Weak Positive

0.70 ถึง 1.00 : Strong Positive (สองตัวแปรมีค่าไปด้วยกัน)

2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

วรรณกรรมที่มีส่วนเกี่ยวข้องกับปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อปริมาณน้ำปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน และเทคนิคที่ใช้ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนมีดังต่อไปนี้

Jehangir Ashraf Awan และ Deg-Hyo Bae [8] ได้ทำการศึกษา ระบบการพยากรณ์ ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนโดยใช้ การพยากรณ์อากาศล่วงหน้าระยะยาว โดยใช้ หลัก Adaptive Neuro-fuzzy Inference System (ANFIS) เขาได้กล่าวว่า การพยากรณ์น้ำไหลเข้าเขื่อน แบบ

Short term ใช้สำหรับระบบป้องกันน้ำท่วม ซึ่งเป็นการประมวลผลข้อมูลแบบ Realtime แต่การพยากรณ์น้ำไหลเข้าเขื่อน แบบ Long term ใช้สำหรับวางแผนแบบล่วงหน้าเป็นปี ๆ เช่นในงานวางแผนการเกษตรกรรม การใช้น้ำ การปั่นไฟฟ้าด้วยพลังงานน้ำ ซึ่งเขาได้นำหลัก ANFIS มาใช้ในการร่วมวางแผนแบบระยะยาว โดยทำการศึกษาข้อมูลปริมาณน้ำฝน และอุณหภูมิในจาก 60 สถานี เก็บข้อมูล เขาได้แยกเป็น 2 โมเดล คือ Model A ใช้ปริมาณน้ำฝนปกติ Model B ใช้ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยจากการพยากรณ์ ซึ่ง Model B แม่นยำกว่า

Li-Chiu Chang, Fi-John Chang และคณะ [9] ได้พัฒนาระบบ Intelligent Hydroinformatics Integration Platform (IHIP) เพื่อสร้างระบบเตือนภัยน้ำท่วม โดยแสดงผลเป็นแผนที่น้ำท่วม จากการใช้เทคนิคทาง Machine Learning วิเคราะห์จากข้อมูลปริมาณน้ำไหล ปริมาณน้ำฝน และปริมาณน้ำฝนปัจจุบัน สร้างเป็นการแสดงผลที่เป็นแผนที่พยากรณ์น้ำท่วม ปริมาณน้ำปัจจุบัน ในรูปแบบ Web service สามารถแสดงผลได้ทุก Platform

Fernando Salazar, Rafael Moran และคณะ [10] ได้ทำการศึกษาทบทวนวรรณกรรมด้านการพยากรณ์เกี่ยวกับเขื่อนจากงานในอดีต และได้จัดเทคนิคการพยากรณ์และวิเคราะห์เกี่ยวกับเขื่อนเป็น 7 แบบ คือ 1) Hydrostatic-Seasonal-Time (HST) Models 2) Model to Account for Delayed Effects 3) Auto Regression Models 4) Neural Networks 5) Adaptive Neuro-Fuzzy Inference (ANFIS) 6) Principal Component Analysis (PCA) and Dimensionality Reduction และ 7) ML Techniques อื่น ๆ เช่น SVM, KNN, Genetic Algorithms (GA) และ Random Forest เป็นต้น โดยที่ได้สรุปวรรณกรรมจำนวน 59 งาน จากปี 1985-2015 ได้ผลสรุปเป็น 2 ประเด็นคือ เทคนิคทาง ML มีความสำคัญในการจัดการความปลอดภัยของเขื่อน และการตัดสินใจบนพื้นฐานทางวิศวกรรมเป็นสิ่งที่จำเป็นในการตัดสินใจเพื่อให้เกิดความปลอดภัย

Mahmood A. Khan, Md Zahidul Islam และ Mohsin Hafeez [11] ได้ศึกษาความแม่นยำในการพยากรณ์ความต้องการใช้น้ำในการชลประทานจาก 6 โมเดล Data Mining ที่แตกต่างกัน มาเปรียบเทียบประสิทธิภาพ คือ DT, ANNs, SysFor, SVM, Logistic Regression และ traditional Evapotranspiration (ET) methods ศึกษาจากปัจจัย อุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด, ความเร็วลม, ความชื้น, ปริมาณน้ำฝน และค่ารังสีดวงอาทิตย์ ผลที่ได้พบว่า SysFor ให้ประสิทธิภาพความแม่นยำมากที่สุดที่ 97.5%

T. Egawa, K. Suzuki และคณะ [12] ได้ศึกษาโมเดลการพยากรณ์น้ำไหลเข้าเขื่อน ด้วย Neural Networks และ Regression เพื่อใช้จัดการน้ำในเขื่อนให้มีความปลอดภัยทั้งในฤดูน้ำปกติ และฤดูน้ำหลาก โดยได้พยากรณ์ปริมาณน้ำล่วงหน้าภายใน 1 วัน จากข้อมูลที่มี โดยได้โมเดลสองแบบในเขื่อน 2 ชนิด คือ ใช้ Regression model ในเขื่อนที่ไม่มีแม่น้ำสาขา เนื่องจากไม่มีความซับซ้อน เข้าใจง่าย และใช้ NN ในเขื่อนที่มีแม่น้ำสาขา เนื่องจากมีปัจจัยมากขึ้น โดยโมเดลที่สร้างความแม่นยำในการพยากรณ์ข้อมูลน้ำดีกว่าระบบเดิมทั้ง 2 รูปแบบ

Deg-Hyo Bae, Dae Myung Jeong และ Gwangseob Kim [13] ได้ศึกษาการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนด้วยการใช้ข้อมูลพยากรณ์อากาศด้วยเทคนิค ANFIS เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้า Soyanggang Dam, South Korea จากระบบเดิมที่ใช้ข้อมูลที่มี

อยู่ในอดีตเท่านั้น โดยผู้วิจัยได้ เปรียบเทียบ โมเดลจากชุดข้อมูลที่ไม่ใช่ข้อมูลพยากรณ์อากาศ เทียบกับชุดข้อมูลที่ใช้ข้อมูลการพยากรณ์อากาศ ผลปรากฏว่า ข้อมูลที่นำข้อมูล Forecast weather มีค่า CC ที่สูงกว่า และค่า RMSE ที่น้อยกว่า

Noel B. Elizaga, Elmer A. Maravillas และ Bobby D. Gerardo [14] ได้ศึกษาโมเดลการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน โดยเปรียบเทียบวิธี exponential smoothing time series กับ neural network backpropagation ของเขื่อน Angat Dam, Philippines โดยใช้ข้อมูลปริมาณน้ำย้อนหลัง 5 วัน เพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำในแต่ละวัน ซึ่งผลปรากฏว่า exponential smoothing model ให้ค่า $r=0.852$ ในขณะที่ backpropagation model ให้ค่า $r=0.959$

Ayesha Nayab และ Muhammad Faisal [15] ได้ศึกษา การจัดการน้ำในเขื่อน Tarbela Pakistan ในช่วงที่ฝนหลาก (15 June to 31 September) โดยสร้างโมเดลการพยากรณ์น้ำ ด้วยเทคนิคทางสถิติ Stochastic Dynamic Programming ของ Bayesian เขาได้ศึกษา และเปรียบเทียบกับโมเดลที่ได้จาก การพยากรณ์น้ำไหลเข้าด้วย Autoregression และ ANN พบว่า Bayesian ได้ค่า MAE ที่น้อยกว่า ซึ่งโมเดลที่ได้จะนำมาช่วยกำหนดนโยบายการปล่อยน้ำในช่วงฤดูน้ำหลาก

ระวีเวช จาติเกตุ และ ชูโชค อายุพงศ์ [16] ได้ศึกษาการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล และเขื่อนแม่กวงอุดมธารา สำหรับโครงการเพิ่มปริมาณน้ำในอ่างเก็บน้ำเขื่อนกวงอุดมธารา โดยใช้เทคนิค SVM และ ANN แบบ Multilayer perception เปรียบเทียบกัน โดยนำเข้าข้อมูลปริมาณน้ำฝน ปริมาณน้ำท่า ปริมาณน้ำผ่านฝาย และปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำสุทธิ โดยใช้ข้อมูลรายสัปดาห์และราย 2 สัปดาห์ นำมาทดสอบปรับค่าพารามิเตอร์จนได้ค่าที่ดีที่สุดมาเปรียบเทียบกัน ซึ่งพบว่า วิธี SVM มีจำนวนครั้งที่ถูกเลือกจากผลความคลาดเคลื่อน MAE ที่น้อยกว่า

วรารุณ วุฒิวิณิช และ คณะ [17] ได้ศึกษาการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิงและอ่างเก็บน้ำลำตะคอง โดยใช้ข้อมูลสภาพอากาศจากกรมอุตุนิยมวิทยาประกอบด้วย ซึ่งใช้ข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่าง ปริมาณน้ำของสถานีเหนือน้ำ ฝน อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และความกดอากาศ นำมาสร้างแบบจำลอง โดยใช้เทคนิค ANNs พบว่า ชุดข้อมูลที่ใช้ข้อมูลสภาพอากาศร่วมด้วย แม่นยำกว่าการใช้ข้อมูล ปริมาณน้ำไหลเข้าและน้ำท่าเพียงอย่างเดียว ซึ่งให้ค่า $R^2=0.55$ และ 0.72

จักรพงษ์ แต่วิจิตร และ สุวัฒนา จิตตลดากร [18] ได้ศึกษาโมเดลการพยากรณ์น้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำทับเสลา จังหวัดอุทัยธานี ด้วยการวิเคราะห์อนุกรมเวลาโดยเทคนิคการพยากรณ์ของ Box Jenkins โดยพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้า 12 เดือน จากนั้นนำเทคนิค การวิเคราะห์ Genetic Algorithm เพื่อกำหนดปริมาณการปล่อยน้ำ ให้ตอบสนองปริมาณความต้องการใช้น้ำ พบว่าสามารถลดค่าผลรวมของการขาดแคลนน้ำได้ดีกว่าวิธีปกติ ซึ่งแม้ว่าจะมีความถี่ในการขาดแคลนน้ำมากกว่า นั่นคือ สามารถลดความรุนแรงของการขาดแคลนน้ำได้ดีกว่า

วีระยุทธ พิมพากรณ์ ปรียาภรณ์ พูลทอง และ บุษกร แก้ววิเชียร [19] ได้ศึกษาโมเดลการพยากรณ์น้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำปราณบุรี โดยใช้เทคนิควิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิค เหมือน

ข้อมูล 3 เทคนิค คือ linear regression , multilayer perceptron และ SVM for regression ซึ่งนำไปทดสอบกับข้อมูลย้อนหลัง 7 แบบ คือ 13, 26, 39, 52, 65, 78 และ 91 สัปดาห์ เปรียบเทียบด้วยค่า MAE และ RMSE พบว่าเทคนิค linear regression ชุดข้อมูล 52 สัปดาห์มีค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ส่วนเทคนิค multilayer perceptron และ SVM for regression ชุดข้อมูล 65 สัปดาห์มีค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด จากนั้นจึงนำชุดข้อมูลที่ดีที่สุดในแต่ละเทคนิคไปทดสอบอีกครั้ง พบว่า SMV for Regression มีค่า MMRE น้อยที่สุด ที่ 18.55%

จากงานวิจัยข้างต้น พบว่า การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน นอกจากข้อมูลที่เป็นส่วนของปริมาณน้ำจริงแล้ว หากมีการนำข้อมูลที่เป็นการสภาพอากาศร่วมด้วยจะเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ และเทคนิค ANN ถูกนำมาใช้การพยากรณ์ปริมาณน้ำมากที่สุด เนื่องจาก ANN ถูกนำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลด้านอุทกวิทยา พยากรณ์อากาศ ซึ่งเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการจัดการข้อมูลที่เป็น ปรากฏการณ์แบบ non-linear complex โดยสามารถปรับพารามิเตอร์น้ำหนักได้โดยอัตโนมัติ โดยใช้ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต ดังนั้นผู้วิจัยเห็นว่าจากบริบทของเขื่อนบางกลาง จังหวัดยะลา มีปัจจัยที่ศึกษา คือ ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน และข้อมูลด้านสภาพอากาศ เช่น อุณหภูมิ ปริมาณน้ำฝน ความชื้นสัมพัทธ์ และความกดอากาศ มาสร้างแบบจำลองโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network : ANN) และวัดประสิทธิภาพที่ให้ความแม่นยำมากที่สุด

ตารางที่ 2.2 แสดงวรรณกรรมที่มีส่วนเกี่ยวข้องกับปัจจัยที่ส่งผลต่อปริมาณน้ำปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน

ชื่อเรื่อง	ผู้วิจัย	period		data				ปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน														Predict Model											validation tool											Area of Study
		st	lt	Daily	weekly	Monthly	period	inflow	temperature	rainfall	forecast rainfall	streamflow	humidity	BP	ปริมาณน้ำในอ่าง	outflow	การระเหย	การซึม	ANFIS	AR	ANN	MLP	BP	SVM	LIB	Lor	Regression	SvEnr	DT	ARIMA	CC	RMSE	MAE	MBE	MMBE	BAE	BRSE	ACC	FI	MSE				
Application of Adaptive Neuro-fuzzy Inference System for Dam Inflow Prediction using Long-range Weather Forecast [8]	Jehangir Ashraf Awan and Deg-hyo Bae					2001-2011 (forecast) 1982-2011	✓	✓	✓									✓																								3 Dams of South Korea		
Building an Intelligent Hydroinformatics Integration Platform for Regional Flood Inundation Warning Systems [9]	Li-Chiu Chang, Fi-John Chang et. EL.	✓						✓		✓																															Thinan City of Southern Taiwan			
Data-Based Models for the Prediction of Dam Behaviour: A review and Some Methodological Considerations [10]	Fernando Salazar, Rafael Moran, Miguel A. Toledo and Eugenio Onate																	✓	✓	✓		✓																		Review Several Prediction of Dam				
Evaluating the Performance of Several Data Mining Methods for Predicting Irrigation Water Requirement [11]	Mahmood A. Khan, Md Zahidul Islam, Mohsin Hafeez						✓	✓			✓										✓		✓			✓	✓													Coleambally Irrigation Area, Murray and Murrumbidgee river basin of Australia, New South Wales				
A Water Flow Forecasting for Dam using Neural Networks and regression models [12]	T. Egawa, K. Suzuki, Y. Ichikawa, T. Iizaka, T. Matsui and Y. Shikagawa	✓				recent 5 years	✓	✓		✓									✓							✓													11 dams at Tadami-Agano river basin in Central Japan					
Monthly dam inflow forecasts using weather forecasting information and neuro-fuzzy technique [13]	Deg-Hyo Bae, Dae Myung Jeong and Gwangseob Kim					1981-2000	✓	✓	✓									✓																						Soyanggang Dam in South Korea				
Regression-based Inflow Forecasting Model Using Exponential Smoothing Time Series and Backpropagation Methods for Angat Dam [14]	Noel B. Elizaga, Elmer A. Maravillas and Bobby D. Gerardo			✓		2003-2012	✓														✓																		Angat Dam in Central Luzon, Philippines					
Water Management in Tarbela Dam By using Bayesian Stochastic Dynamic Programming in Extreme Inflow Season [15]	Ayesha Nayab and Muhammad Faisal					1986-2014													✓	✓																			Tarbela reservoir, Pakistan					
การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้า ฝ่ายแม่แตง เขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล และเขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล ภายใต้โครงการเพิ่มปริมาณน้ำในอ่างเก็บน้ำเขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล [16]	ระวีเวช จาตุเกตุ และ ชูโชค อายุพงศ์	✓	✓	✓		2544-2554	✓		✓											✓		✓																	ฝ่ายแม่แตง เขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล และเขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล					

ชื่อเรื่อง	ผู้วิจัย	period		data				ปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน												Predict Model										validation tool										Area of Study	
		st	lt	Daily	weakly	Monthly	period	inflow	temperature	rainfall	forecast rainfall	streamflow	humidity	BP	ปริมาณน้ำในเขื่อน	outflow	กระแสน้ำ	การรั่วซึม	ANFIS	AR	ANN	MLP	BP	SVM	LiR	LoR	Regression	SysFor	DT	ARIMA	CC	RMSE	MAE	MBE	MMRE	RAE	RRSE	ACC	EI		MSE
การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดยระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ [17]	วรารัฐ วุฒินวนิชย์, สันติ ทองพำนัก, นิรมิต เถิดฉัตรทิพย์พัฒน์, อารียาฤทธิมา และ นันทพันธ์ุ เกษมพันธุ์					1987-1998 1992-1998	✓	✓		✓	✓	✓																													อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง และอ่างเก็บน้ำลำตะคอง จ.นครราชสีมา
การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างฯ ด้วยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมและประยุกต์ใช้วิธีเชิงสถิติ	จักรพงษ์ แต้ววิจิตร และ สุพัฒน์ นาคิตตลดากร					2532-2545	✓																															✓	โครงการอ่างเก็บน้ำทับเสลา จังหวัดอุทัยธานี		
การพยากรณ์น้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล	วีระยุทธ พิมพารณ์ ปรียาภรณ์ พูลทอง และ บุษกร แก้ววิเชียร					2556-2558	✓		✓															✓															อ่างเก็บน้ำปรางมบุรี ประจวบคีรีขันธ์		
รวม							5	4	9	2	4	3	1	1	1	2	2	3	2	6	1	1	4	1	1	1	1	1	1	2	3	5	5	1	1	1	1	0	1	1	

* ตัวแปร

ST = short term,
 LT = long term,
 D = Daily,
 W = weakly,
 M = Monthly,
 P = period,
 IF = inflow,
 TEM = temperature,
 RF = rainfall,
 FRF = forecast rainfall,
 SF = streamflow,

HUM = humidity,
 BP = barometric pressure,
 OF = outflow,
 ANFIS = Adaptive Neuro - Fuzzy Inference System (ANFIS),
 AR = Auto Regressive (AR),
 ANN = Artificial Neural Network (ANN),
 MLP = Multilayer Perceptron,
 BP = Backpropagation,

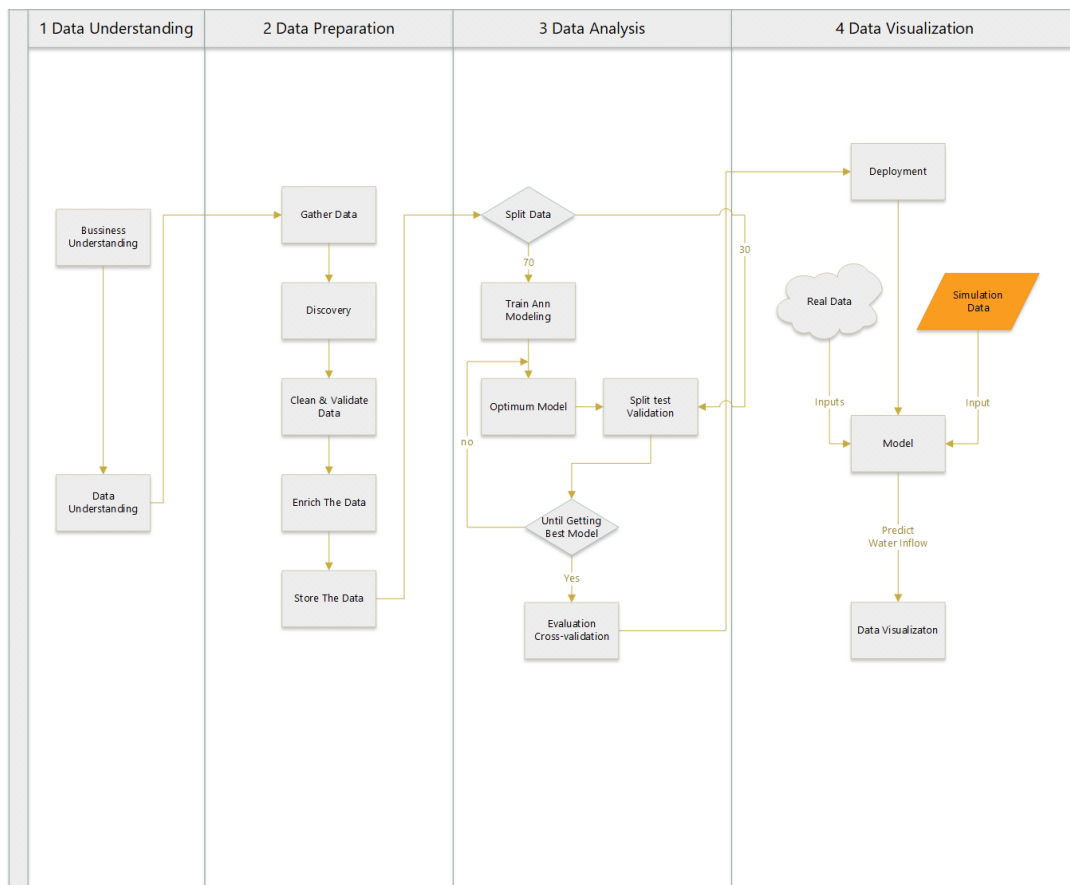
SVM = Support Vector Machine (SVM),
 LiR = Linear Regression,
 LoR = Logistic Regression, Regression,
 SysFor = Systematically Developed Forest of Multiple Trees,
 DT = Decision Tree,
 ARIMA (Time Series),
 CC = R = Correlation Coefficient,
 RMSE = Root Mean Square Error,
 MAE = Mean Absolute Error,

MRE = Magnitude of Relative Error,
 MMRE = Mean Magnitude of Relative Error,
 RAE = Root Absolute Error,
 RRSE = Root Relative Squared Error,
 ACC = Accuracy,
 EI = R² = Nash Efficiency,
 MSE = Mean Square Error (MSE)

บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย

3.1 ภาพรวมการดำเนินงานวิจัย

การดำเนินการวิจัยแบ่งขั้นตอนการดำเนินการออกเป็น 4 ขั้นตอน ประกอบด้วย 1) การศึกษาข้อมูล Data Understanding 2) เตรียมข้อมูล Data Preparation 3) วิเคราะห์ข้อมูล Data Analysis และ 4) การนำเสนอข้อมูล Data Visualization เป็นแดชบอร์ด โดยแสดงดังภาพที่ 3.1



ภาพที่ 3.1 ขั้นตอนการดำเนินการของงานวิจัย

3.2 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

การศึกษานี้ ผู้วิจัยได้นำหลักการวิเคราะห์ข้อมูลด้วย CRISP-DM มาประยุกต์ใช้ในการดำเนินงาน ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

3.2.1 การศึกษาข้อมูล Data Understanding

1) Business Understanding & Data Understanding

ทำการศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัย (Factor) ที่มีผลต่อการไหลเข้าของน้ำในเขื่อน บางลง พบว่า เขื่อนบางลงตั้งขวางอยู่บนแม่น้ำปัตตานี ซึ่งมีทิศการไหลของน้ำจากทิศใต้ไปสู่ทิศเหนือ ทำให้แบ่งพื้นที่ลุ่มน้ำปัตตานีตอนบน และลุ่มน้ำปัตตานีตอนล่าง พื้นที่รับน้ำของเขื่อนบางลงคือพื้นที่ของลุ่มน้ำปัตตานีตอนบน มีพื้นที่ทั้งหมด 1,973.46 ตร.กม. เก็บรวบรวมข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนรายวันจาก และข้อมูลจากสถานีวัดสภาพอากาศที่ตั้งอยู่บริเวณพื้นที่รับน้ำของเขื่อนบางลง

3.2.2 เตรียมข้อมูล Data Preparation

1) รวบรวมข้อมูล Gather data

การศึกษานี้มีการรวบรวมข้อมูลปริมาณน้ำของเขื่อนบางลงที่มีการเผยแพร่ ในพื้นที่รับน้ำเหนือเขื่อนบางลง อำเภอบันนังสตา จังหวัดยะลา ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลปริมาณน้ำฝน ความกดอากาศ ปริมาณความชื้นสัมพัทธ์ และอุณหภูมิ จาก 4 สถานีวัดอากาศเหนือเขื่อนบางลง ซึ่งถูกจัดเก็บข้อมูลจากกรมชลประทาน กระทรวงเกษตรและสหกรณ์การเกษตร และกรมทรัพยากรน้ำ กระทรวงทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม ระหว่างวันที่ 1 มกราคม 2553 ถึง วันที่ 31 ธันวาคม 2563

2) ค้นพบและประเมินข้อมูล Discover and assess data

เมื่อได้รวบรวมข้อมูลปริมาณน้ำของเขื่อนบางลงจากแหล่งข้อมูลที่ได้จาก กรมชลประทานและ กรมทรัพยากรน้ำ แล้วนั้น พบว่า มีข้อมูลที่มีผลต่อการพยากรณ์ จำแนกได้เป็นข้อมูลดังนี้

- ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลงรายวัน
- ปริมาณน้ำฝนรายวัน
- อุณหภูมิเฉลี่ยรายวัน
- ความกดอากาศเฉลี่ยรายวัน
- ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยรายวัน

ตารางที่ 3.1 การกำหนดตัวแปรและความหมาย

ชื่อตัวแปร	ความหมาย
Inflow	ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลง [10^6 m^3]
Inflow_1d	ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลง 1 วันก่อนหน้า [10^6 m^3]
Inflow_2d	ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลง 2 วันก่อนหน้า [10^6 m^3]
BLD1_Rain	ปริมาณน้ำฝนใน 1 วัน [mm] สถานี BLD1

ชื่อตัวแปร	ความหมาย
BLD1_Rain_1d	ปริมาณน้ำฝนใน 1 วันก่อนหน้า [mm] สถานี BLD1
BLD1_Rain_2d	ปริมาณน้ำฝนใน 2 วันก่อนหน้า [mm] สถานี BLD1
BLD1_Hum	ปริมาณความชื้นสัมพัทธ์ [%RH] สถานี BLD1
BLD1_Press	ความกดอากาศ [hPA] สถานี BLD1
BLD1_Temp	อุณหภูมิ [°C] สถานี BLD1
BTGH_Rain	ปริมาณน้ำฝนใน 1 วัน [mm] สถานี BTGH
BTGH_Hum	ปริมาณความชื้นสัมพัทธ์ [%RH] สถานี BTGH
BTGH_Press	ความกดอากาศ [hPA] สถานี BTGH
BTGH_Temp	อุณหภูมิ [°C] สถานี BTGH
STH031_Rain	ปริมาณน้ำฝนใน 1 วัน [mm] สถานี STH031
STH031_Hum	ปริมาณความชื้นสัมพัทธ์ [%RH] สถานี STH031
STH031_Press	ความกดอากาศ [hPA] สถานี STH031
STH031_Temp	อุณหภูมิ [°C] สถานี STH031
VLGE35_Rain	ปริมาณน้ำฝนใน 1 วัน [mm] สถานี VLGE35
VLGE35_Hum	ปริมาณความชื้นสัมพัทธ์ [%RH] สถานี VLGE35
VLGE35_Press	ความกดอากาศ [hPA] สถานี VLGE35
VLGE35_Temp	อุณหภูมิ [°C] สถานี VLGE35

จากตารางที่ 3.1 ได้ระบุตัวแปรของชุดข้อมูลที่จะนำมาวิเคราะห์ ซึ่งข้อมูลทั้งหมดได้เก็บรวบรวมจากสถานีตรวจวัดสภาพอากาศที่ตั้งกระจายอยู่ครอบคลุมบริเวณลุ่มแม่น้ำปัตตานีตอนบน ซึ่งเป็นพื้นที่รับน้ำของเขื่อนบางลาง ซึ่งมาจากสถานีตรวจวัดสภาพอากาศ 4 สถานี ปรากฏดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 สถานีตรวจวัดสภาพอากาศบริเวณลุ่มแม่น้ำปัตตานีตอนบน

ชื่อสถานี	สถานที่ตั้ง	พิกัด (ละติจูด, ลองจิจูด)
BLD1	เขื่อนบางลาง ตำบลบางลาง อำเภอบันนังสตา จังหวัดยะลา	6.160881, 101.275238
BTGH	ตำบลยะรม อำเภอเบตง จังหวัดยะลา	5.775768, 101.092486
STH031	บ้านวังไทร ตำบลแม่หวาด อำเภอธารโต จังหวัดยะลา	6.009280, 101.268051
VLGE35	บ้านเหมือง ตำบลอัยเยอร์เวง อำเภอเบตง จังหวัดยะลา	5.923800, 101.125984

3) ทำความสะอาดและตรวจสอบ Cleanse and validate data

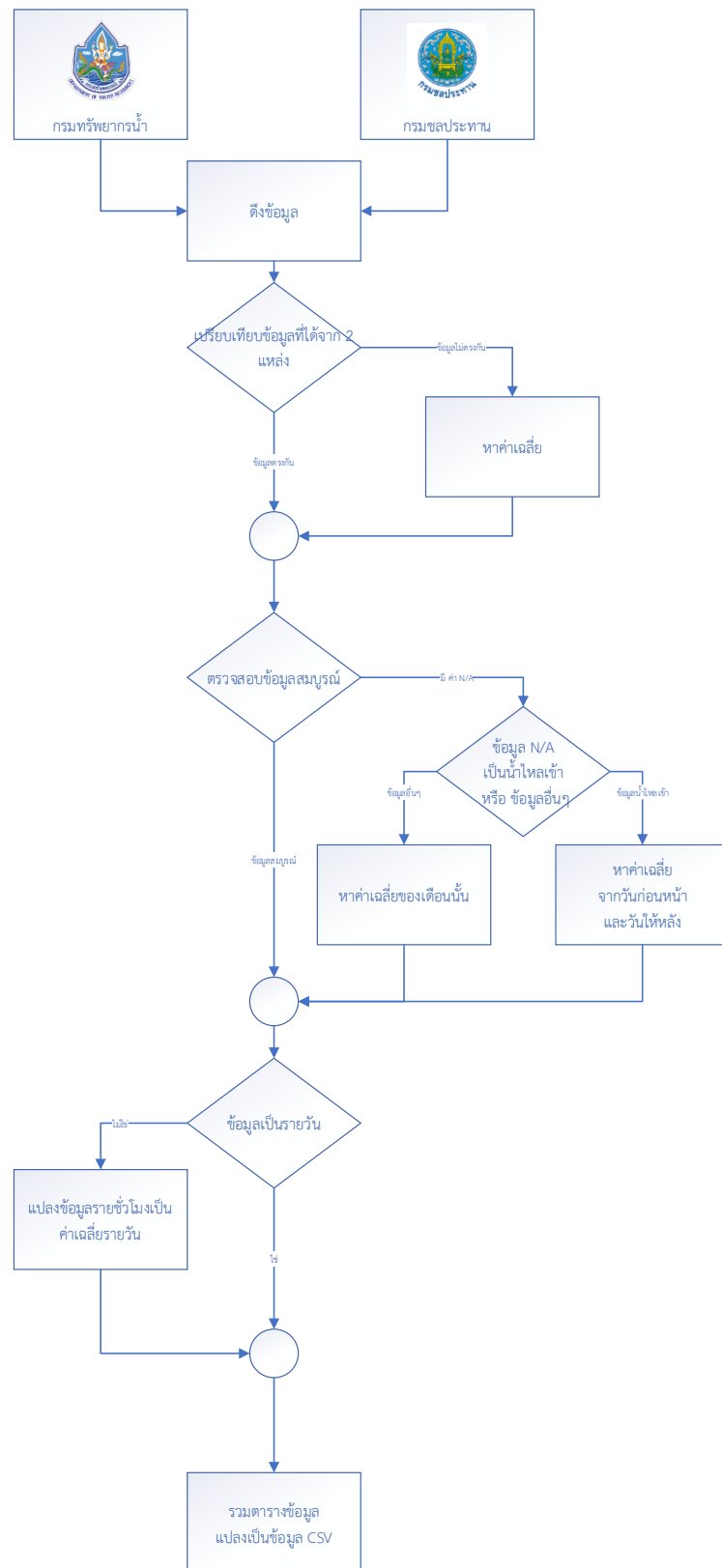
- ลบข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องและข้อมูลที่มีค่าผิดปกติ.
- คัดข้อมูลที่มีความผิดพลาดออก บางสถานีที่อยู่ซ้ำกัน กลับมีข้อมูลไม่ตรงกัน ทำด้วยการยึดแหล่งหลัก แล้วแทนที่ข้อมูลจากแหล่งรอง กรณีที่ แหล่งหลักข้อมูลเป็น N/A

4) แปลงข้อมูลและปรับปรุงข้อมูล Transform and enrich data

- บางสถานีมีข้อมูลที่ ตรงกัน ก็หาค่า เฉลี่ยเพื่อเป็นตัวแทนข้อมูลของสถานีในวันนั้น
- เติมข้อมูลที่หายไปด้วยค่าเฉลี่ยของวัน.
- ข้อมูลการไหลเข้าของน้ำ หากข้อมูลในช่วงใดที่มีค่า N/A ก็นำข้อมูลของวันก่อนหน้ากับวันให้หลัง มาหาค่าเฉลี่ยมาเฉลี่ยกัน
- จัดทำข้อมูลให้เป็นแบบมาตรฐาน.
- ข้อมูลบาง Field ที่มีข้อมูลเป็นรายชั่วโมง ทำการหาค่าเฉลี่ยรายวัน

5) บันทึกข้อมูล Store data

- ตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล
- แปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปของ ไฟล์ CSV และ Excel เพื่อนำไปใช้ในการวิเคราะห์ในขั้นตอนต่อไป



ภาพที่ 3.2 แผนผังแสดงขั้นตอนการเตรียมข้อมูล

3.2.3 วิเคราะห์ข้อมูล Data Analysis

ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคทางดาด้า ไม่นิ่ง จากการศึกษาข้อมูลและปัจจัยในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนที่มีการนำข้อมูลที่เป็นการสภาพอากาศร่วมในการศึกษาด้วยนั้น จากการศึกษาวิเคราะห์พบว่า ข้อมูลมีความเหมาะสมกับเทคนิค ANN มากที่สุด เนื่องจากเทคนิค ANN ถูกนำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลด้านอุทกวิทยา พยากรณ์อากาศ ซึ่งเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการจัดการข้อมูลที่เป็น ปรากฏการณ์แบบ non-linear complex โดยสามารถปรับพารามิเตอร์ น้ำหนักได้โดยอัตโนมัติ โดยใช้ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต ผู้วิจัยจึงเลือกสร้างแบบจำลองโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network : ANN) และวัดประสิทธิภาพที่ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด โดยมีขั้นตอนการสร้างแบบจำลองโดยการวิเคราะห์ดังนี้

1) การสร้างโมเดล Modeling

เมื่อได้ข้อมูลที่สมบูรณ์จากขั้นตอนที่ผ่านมา ขั้นตอนนี้เป็นการนำข้อมูลมาวิเคราะห์เพื่อมาสร้างโมเดลโดยการทดสอบปรับค่าพารามิเตอร์ ของแบบจำลองประสาทเทียม ANN โดยใช้ Operator deep learning ของโปรแกรม RapidMiner 9 ด้วยฟังก์ชัน Rectifier ซึ่งได้มีการดำเนินการดังนี้

- *Split data training/testing 70:30*

เป็นขั้นตอนการแบ่งข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลอง ANN โดยแบ่งเป็นข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training data) และการทดสอบ (Testing data) ด้วยอัตราส่วนข้อมูล 70 ต่อ 30

- *Training data (70) with Deep Learning epoch = 1, 2, 3, ... , 50*

ทำการสอน (Training data) ให้ระบบเรียนรู้และจดจำรูปแบบ (Pattern) จากข้อมูล Training data ด้วยการใช้ออปเรเตอร์ (Operator) deep learning ในโปรแกรม RapidMiner 9 ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ใช้สถาปัตยกรรมแบบ ANN โดยกำหนดค่าฟังก์ชันเป็นแบบ Rectifier Linear Unit (ReLU Function) ซึ่งใช้ทรัพยากรเครื่องน้อยกว่าหากเทียบกับการใช้ Tanh หรือ Sigmoid Function ทำให้ใช้เวลาในการ Training ข้อมูลน้อยกว่ามาก โดยทำการตั้งค่า Epoch จาก 1-50 ใน Operator Loop Parameter เพื่อใช้ในการทดสอบค่าที่ได้ในแต่ละรอบของค่า Epoch เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุด โดยคำนึงถึงการเกิด Overfitting ซึ่งจะให้ผลการทดสอบดีเกินความเป็นจริง นั่นคือ ให้ค่าทางสถิติที่ดีเกินไปกับข้อมูลชุดที่เรียนรู้แต่กลับคลาดเคลื่อนกับข้อมูลในความเป็นจริง

- *Apply model with testing data (30)*

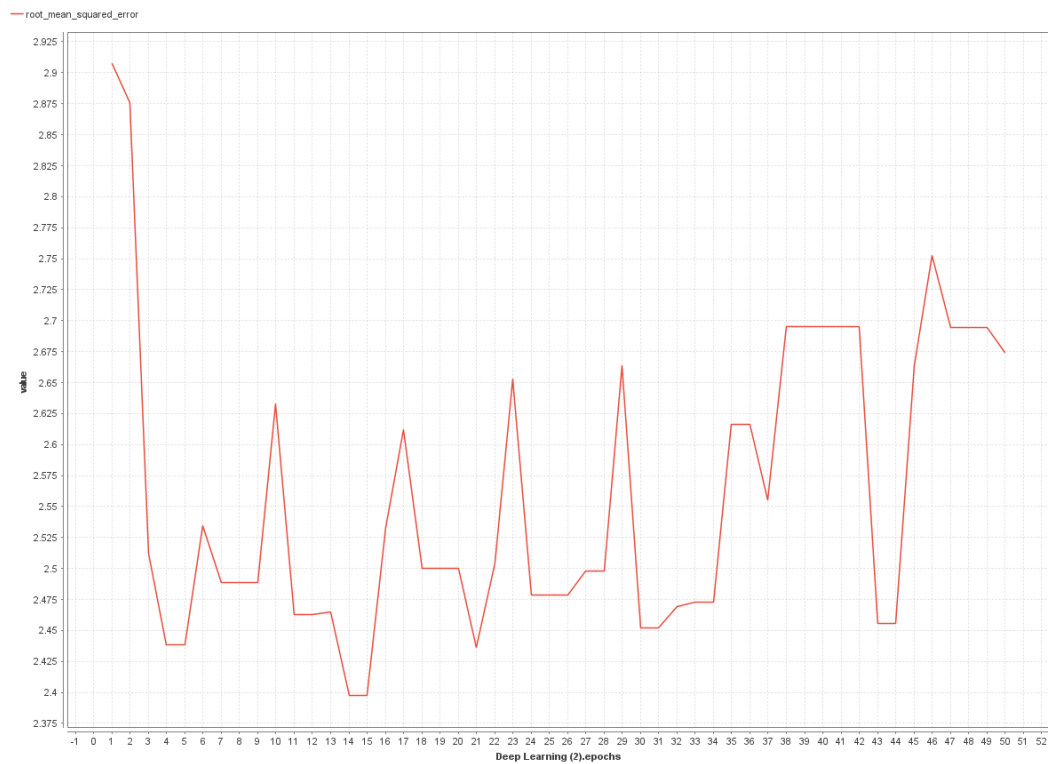
ทำการตั้งค่าการทดสอบเปรียบเทียบกับข้อมูล testing data ที่เหลืออีก 30

- *วัดประสิทธิภาพ Performance with RMSE, Correlation*

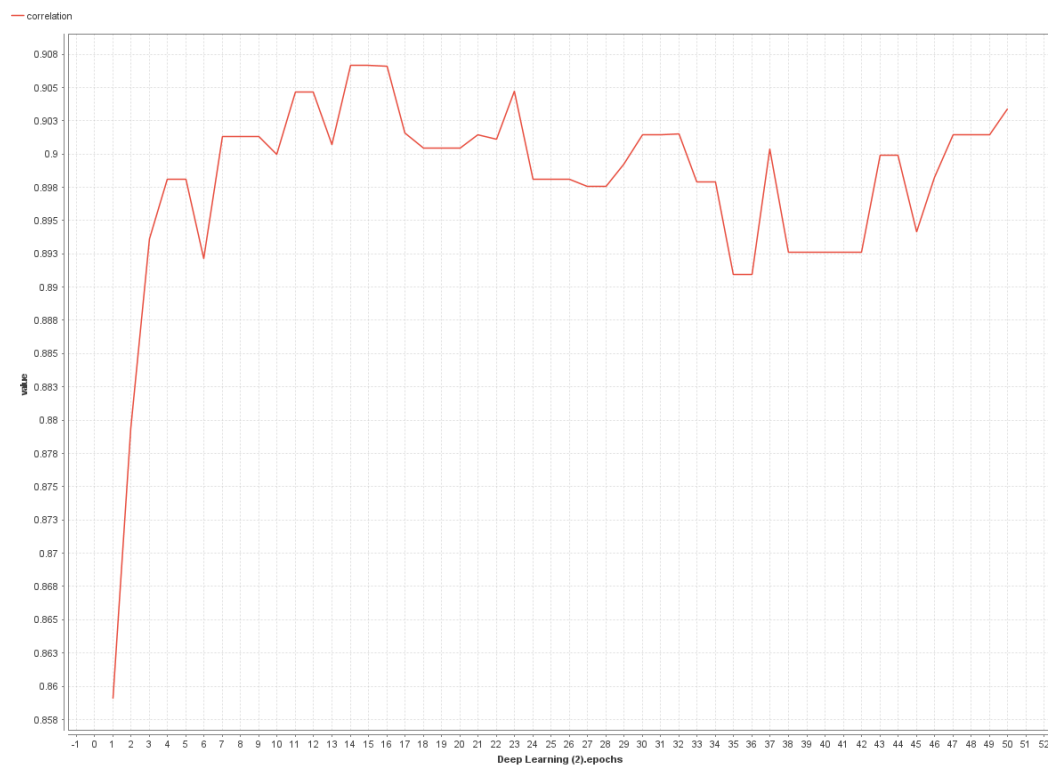
ทำการวัดค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วย ค่า Root Mean Square Error (RMSE) และ ค่า Correlation

- *ประสิทธิภาพในการสร้างแบบจำลอง พบว่า ค่า RMSE มีค่าน้อยที่สุด คือ 2.398 ที่ epoch = 14, 15 ดังภาพที่ 3.3*

- *และ ค่า Correlation มีค่ามากที่สุด คือ 0.907 ที่ epoch = 14, 15, 16 ดังภาพที่ 3.4*



ภาพที่ 3.3 ค่า RMSE จากทดสอบการสร้างแบบจำลอง

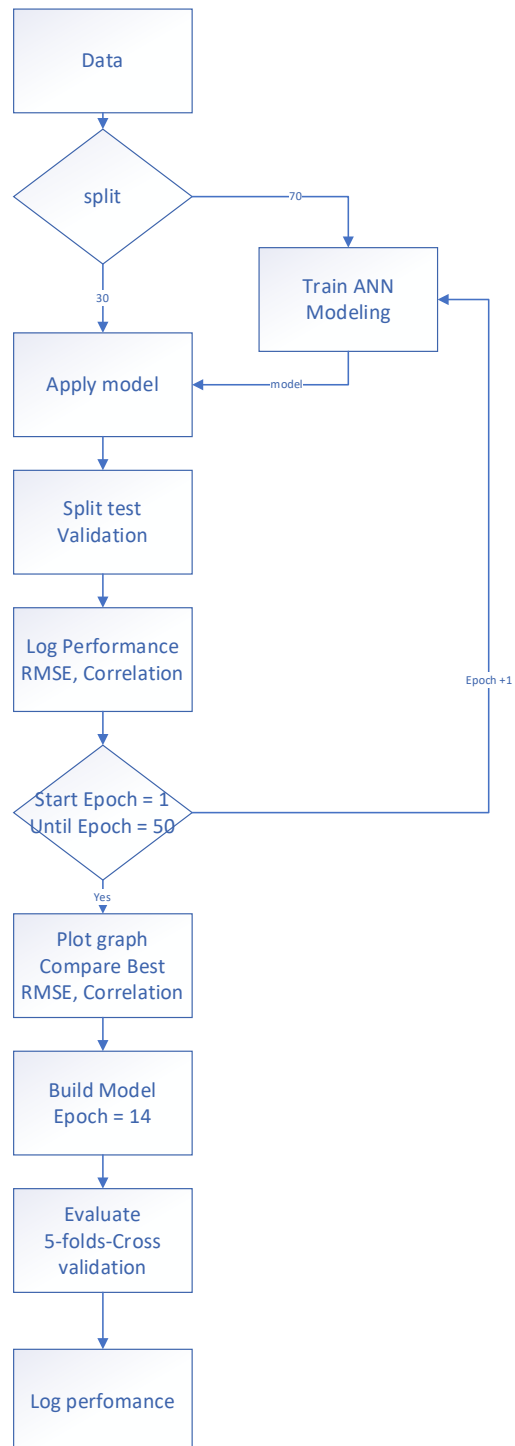


ภาพที่ 3.4 ค่า Correlation จากทดสอบการสร้างแบบจำลอง

2) Evaluate

- Evaluate ด้วยวิธี Cross Validation 70/30

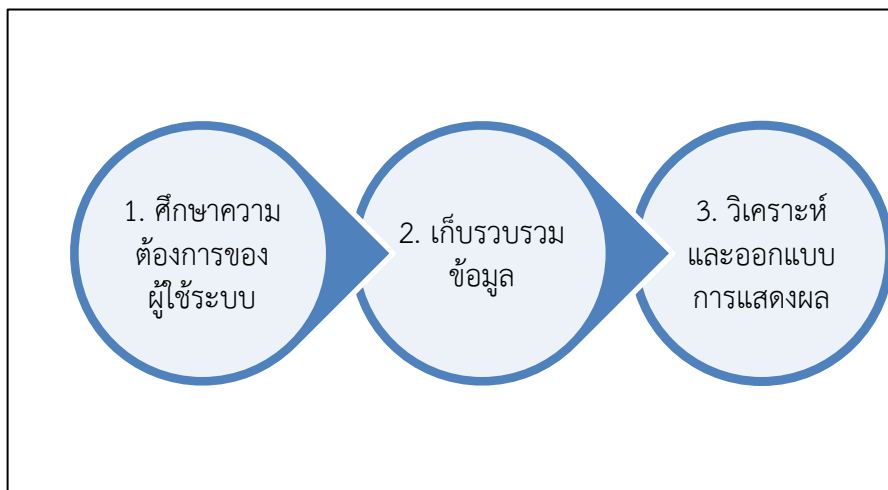
ทำการวัดผลที่ได้โดยใช้ค่า RMSE และ Correlation



ภาพที่ 3.5 แผนผังแสดงขั้นตอนการทำ Data Analysis

3.2.4 การแสดงผลแดชบอร์ด

ขั้นตอนการแสดงผลหรือ Data Visualization ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาความต้องการของผู้ใช้ (User) เพื่อนำมาวิเคราะห์ออกแบบการแสดงผลเป็นแดชบอร์ด และทำการเก็บรวบรวมข้อมูลที่เป็นจำเป็นในการแสดงผล จากนั้นมาสู่ขั้นตอนการวิเคราะห์และออกแบบการแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนเขื่อนบางลาง ซึ่งแสดงเป็นขั้นตอนในการศึกษา ดังภาพที่ 3.6



ภาพที่ 3.6 ขั้นตอนการออกแบบการแสดงผล

1) ศึกษาความต้องการของผู้ใช้ระบบ

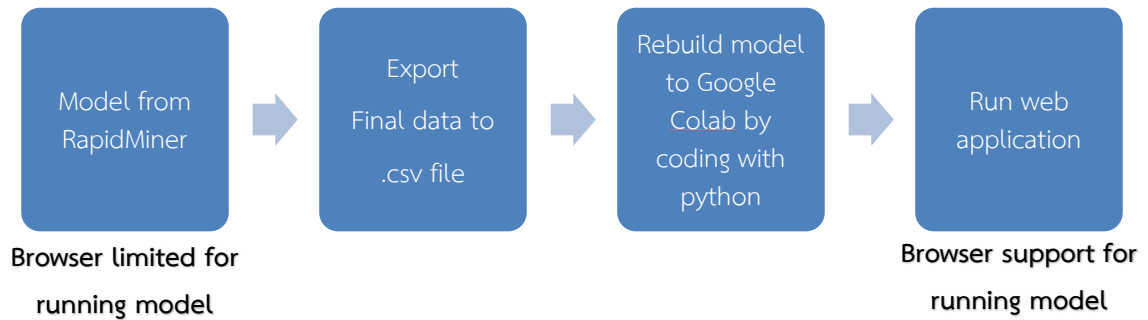
ในขั้นตอนการศึกษาความต้องการของผู้ใช้ ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาความต้องการของผู้ใช้ระบบ (User) เพื่อนำไปวิเคราะห์และออกแบบระบบการแสดงผล โดยเก็บข้อมูลความต้องการด้วยวิธีการสัมภาษณ์เจ้าหน้าที่ผู้ปฏิบัติงานเขื่อนบางลาง ซึ่งปฏิบัติหน้าที่รับผิดชอบในการบริหารจัดการระดับน้ำซึ่งมีความจำเป็นต้องใช้ข้อมูลใดบ้างในการประกอบการตัดสินใจ

2) เก็บรวบรวมข้อมูล

ในขั้นตอนการเก็บรวบรวมข้อมูล ผู้วิจัยได้นำผลการศึกษาความต้องการของผู้ใช้ระบบ มาวิเคราะห์แล้วพบว่า ระบบการแสดงผลมีความจำเป็นต้องใช้ข้อมูลแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนที่ 1 คือ ข้อมูลที่ได้จากการสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางรายวัน ซึ่งได้จากขั้นตอนการเตรียมข้อมูลในข้อ 3.2.2 และ ส่วนที่ 2 คือ ข้อมูลสนับสนุนการปฏิบัติงาน ซึ่งแสดงสถานการณ์น้ำในเขื่อนบางลางปัจจุบัน ซึ่งได้จากระบบรายงานผลสถานการณ์น้ำของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ผ่านเว็บไซต์ <http://water.egat.co.th/> ซึ่งมีการแสดงผลปริมาณน้ำในอ่างเก็บน้ำปัจจุบัน **ข้อมูลน้ำในรอบสัปดาห์ แผนระบายน้ำ และกราฟแสดงระดับน้ำ** ซึ่งแสดงค่าเกณฑ์เก็บกักน้ำสูงสุด (Upper Rule Curve , URC) และเกณฑ์เก็บกักน้ำต่ำสุด. (Lower Rule Curve , LRC) ที่ได้จากคณะกรรมการกำกับนโยบายน้ำ เพื่ออำนวยความสะดวกแก่ผู้ปฏิบัติงาน

3) การวิเคราะห์และออกแบบแดชบอร์ด

ในขั้นตอนการวิเคราะห์และออกแบบการแสดงผล จากการวิเคราะห์ข้อมูลที่เก็บรวบรวมได้จากความต้องการผู้ใช้ระบบ รวมถึงข้อมูลรวบรวมได้ในขั้นตอนที่ผ่านมา ผู้วิจัยได้พัฒนาส่วนการแสดงผลแดชบอร์ดโดยใช้เว็บแอปพลิเคชัน (Web Application) ซึ่งสามารถเปิดใช้ได้โดย Web browser โดยตรง ไม่ต้องติดตั้งโปรแกรมใด ๆ เพิ่ม ซึ่งสะดวกต่อการใช้งานของผู้ใช้งาน มีการนำแบบจำลองที่ได้จากการสร้างในขั้นตอนที่ 3.2.3 ผ่านโปรแกรม Rapidminer 9 และนำแบบจำลองที่ได้มานั้น มาสร้างในแพลตฟอร์ม Google Colab สร้างโดยภาษาไพทอน (Python) ดังภาพที่ 3.7 ซึ่งได้ออกแบบให้มีการกรอกข้อมูลสภาพอากาศจำนวน 22 ตัวแปร และแสดงผลการพยากรณ์ที่คำนวณได้เป็นจำนวนปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางแสดงเป็นค่าตัวเลข (หน่วย ล้านลูกบาศก์เมตรต่อวัน) ซึ่งแสดงผังการทำงานดังภาพที่ 3.8



ภาพที่ 3.7 ผังการสร้างการแสดงผลแบบจำลองการพยากรณ์น้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง



ภาพที่ 3.8 ผังกระบวนการทำงานแบบจำลองการพยากรณ์น้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง

บทที่ 4 ผลการดำเนินการวิจัย

4.1 ผลการเตรียมข้อมูลและสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง

ผู้วิจัยได้ศึกษาและรวบรวมข้อมูลสภาพอากาศและข้อมูลประมาณน้ำท่าที่เกี่ยวข้องกับเขื่อนบางลาง พบว่า มีหน่วยงานที่รับผิดชอบเก็บข้อมูลที่เกี่ยวข้องสภาพอากาศ ข้อมูลปริมาณน้ำท่า ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อน อยู่หลายองค์กร โดยมีข้อมูลกระจายอยู่ในหลายหน่วยงาน คือ กรมทรัพยากรน้ำ กระทรวงทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม กรมชลประทาน กระทรวงเกษตรและสหกรณ์การเกษตร กรมอุตุนิยมวิทยา การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ซึ่งมีข้อมูลที่แตกต่างกันในหน่วยงาน ซึ่งข้อมูลที่ผู้วิจัยต้องการศึกษาที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อนบางลางได้รวบรวมจาก แหล่งข้อมูลดังนี้

- 1) กรมทรัพยากรน้ำ กระทรวงทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม
 - ข้อมูลสถานีวัดสภาพอากาศ (hii-telemetering) ปี 2555-2564
- 2) กรมชลประทาน กระทรวงเกษตรและสหกรณ์การเกษตร
 - ข้อมูลน้ำท่า (ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง) ปี 2550-2564

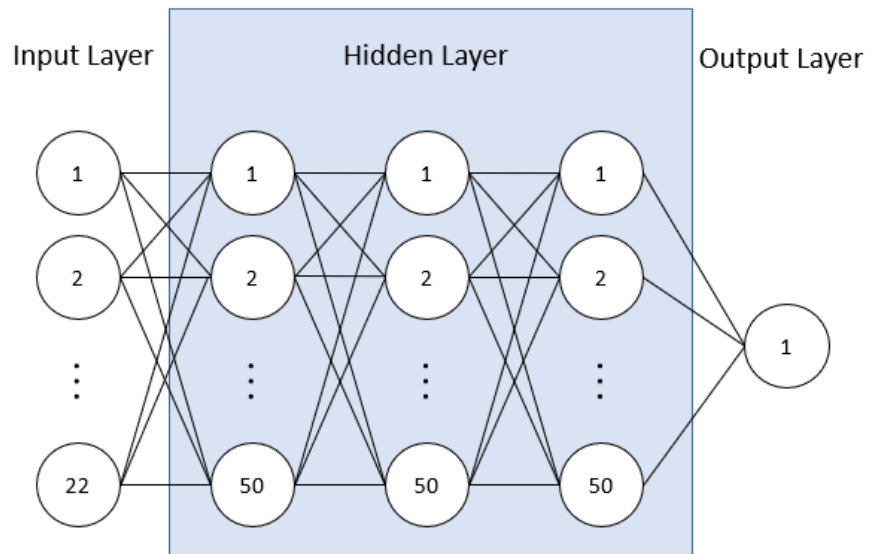
date	water_in_yesterday	water_in_last2day	rain_yesterday	rain_last2day	rain	rain BGTB	rain BLD1	rain STH031	rain VIGE35	temp_bld1	temp_btgh	temp_sth031	temp_vige35	press_bld1	press_btgh	press_sth031	hum_bld1	hum_btgh	hum_sth031	hum_vige35	water_in
2012-01-01 00:00:00	11.2	8.9	135.0	0.0	11.5	0.4	3.3	2.7	5.4	28.0	26.0	27.0	27.5	991.9	985.0	979.2	79.2	76.0	78.1	80.4	27.4
2012-01-02 00:00:00	27.4	11.2	11.5	135.0	0.0	3.5	3.3	2.7	5.4	28.0	27.3	27.0	27.5	991.9	980.4	979.2	79.2	77.2	78.1	80.4	12.3
2012-01-03 00:00:00	12.3	27.4	0.0	11.5	0.0	0.0	3.3	2.7	5.4	28.0	28.0	27.0	27.5	991.9	987.3	979.2	79.2	74.0	78.1	80.4	7.5
2012-01-04 00:00:00	7.5	12.3	0.0	0.0	0.0	3.5	3.3	2.7	5.4	28.0	23.0	27.0	27.5	991.9	989.0	979.2	79.2	91.0	78.1	80.4	7.1
2012-01-05 00:00:00	7.1	7.5	0.0	0.0	0.0	3.5	3.3	2.7	5.4	28.0	27.3	27.0	27.5	991.9	980.4	979.2	79.2	77.2	78.1	80.4	5.8
2012-01-06 00:00:00	5.8	7.1	0.0	0.0	0.0	0.0	3.3	2.7	5.4	28.0	20.0	27.0	27.5	991.9	991.0	979.2	79.2	92.0	78.1	80.4	5.8
2012-01-07 00:00:00	5.8	5.8	0.0	0.0	0.0	0.0	3.3	2.7	5.4	28.0	28.0	27.0	27.5	991.9	989.2	979.2	79.2	65.2	78.1	80.4	6.4
2012-01-08 00:00:00	6.4	5.8	0.0	0.0	0.0	0.0	3.3	2.7	5.4	28.0	25.0	27.0	27.5	991.9	990.0	979.2	79.2	78.0	78.1	80.4	3.1
2012-01-09 00:00:00	3.1	6.4	0.0	0.0	10.0	2.8	3.3	2.7	5.4	28.0	26.6	27.0	27.5	991.9	988.1	979.2	79.2	73.7	78.1	80.4	7.2
2012-01-10 00:00:00	7.2	3.1	10.0	0.0	4.5	0.4	3.3	2.7	5.4	28.0	24.5	27.0	27.5	991.9	987.4	979.2	79.2	84.4	78.1	80.4	8.2
2012-01-11 00:00:00	8.2	7.2	4.5	10.0	16.0	4.0	3.3	2.7	5.4	28.0	25.6	27.0	27.5	991.9	987.5	979.2	79.2	80.2	78.1	80.4	4.9
2012-01-12 00:00:00	4.9	8.2	16.0	4.5	107.2	28.0	3.3	2.7	5.4	28.0	24.0	27.0	27.5	991.9	987.0	979.2	79.2	88.0	78.1	80.4	30.1
2012-01-13 00:00:00	30.1	4.9	107.2	16.0	7.2	15.0	3.3	2.7	5.4	28.0	24.3	27.0	27.5	991.9	986.4	979.2	79.2	85.5	78.1	80.4	39.2
2012-01-14 00:00:00	39.2	30.1	7.2	107.2	5.1	0.2	3.3	2.7	5.4	28.0	25.4	27.0	27.5	991.9	984.3	979.2	79.2	80.8	78.1	80.4	17.1
2012-01-15 00:00:00	17.1	39.2	5.1	7.2	1.2	0.2	3.3	2.7	5.4	28.0	26.1	27.0	27.5	991.9	983.6	979.2	79.2	80.5	78.1	80.4	14.5
2012-01-16 00:00:00	14.5	17.1	1.2	5.1	8.0	0.2	3.3	2.7	5.4	28.0	25.8	27.0	27.5	991.9	983.4	979.2	79.2	80.5	78.1	80.4	9.4
2012-01-17 00:00:00	9.4	14.5	8.0	1.2	0.9	0.8	3.3	2.7	5.4	28.0	25.9	27.0	27.5	991.9	983.6	979.2	79.2	79.0	78.1	80.4	10.1
2012-01-18 00:00:00	10.1	9.4	0.9	8.0	13.0	4.6	3.3	2.7	5.4	28.0	25.6	27.0	27.5	991.9	984.1	979.2	79.2	80.5	78.1	80.4	14.0
2012-01-19 00:00:00	14.0	10.1	13.0	0.9	85.0	0.0	3.3	2.7	5.4	28.0	26.2	27.0	27.5	991.9	984.9	979.2	79.2	79.0	78.1	80.4	14.0
2012-01-20 00:00:00	14.0	14.0	85.0	13.0	3.3	0.0	3.3	2.7	5.4	28.0	25.5	27.0	27.5	991.9	985.8	979.2	79.2	90.6	78.1	80.4	14.9
2012-01-21 00:00:00	14.9	14.0	3.3	85.0	52.0	14.0	3.3	2.7	5.4	28.0	25.6	27.0	27.5	991.9	985.0	979.2	79.2	88.7	78.1	80.4	13.6
2012-01-22 00:00:00	13.6	14.9	52.0	3.3	0.0	0.0	3.3	2.7	5.4	28.0	26.8	27.0	27.5	991.9	986.6	979.2	79.2	67.2	78.1	80.4	9.6
2012-01-23 00:00:00	9.6	13.6	0.0	52.0	0.0	0.0	3.3	2.7	5.4	28.0	26.9	27.0	27.5	991.9	987.0	979.2	79.2	59.6	78.1	80.4	8.1

ภาพที่ 4.1 ตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านการ Clean และ Transform แล้ว

ข้อมูลที่เก็บรวบรวมได้จากแหล่งข้อมูลถูกนำมาผ่านขั้นตอนการ Data Cleansing และขั้นตอนการ Transforming แล้ว แสดงตัวอย่างดังภาพที่ 4.1 นั้น เมื่อนำมาวิเคราะห์ค่าสถิติของตัวแปรนำเข้า สามารถแสดงข้อมูลค่าต่ำสุด ค่าสูงสุด ค่าเฉลี่ย และค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานได้ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 แสดงสถิติค่าต่ำสุด ค่าสูงสุด ค่าเฉลี่ย และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูล

ตัวแปรนำเข้า	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
water_in	0.01	142.31	4.93	6.45
water_in_yesterday	0.01	142.31	4.92	6.45
water_in_last2day	0.01	142.31	4.92	6.45
rain_yesterday	0.00	288.00	4.85	13.94
rain_last2day	0.00	288.00	4.85	13.94
rain	0.00	288.00	4.85	13.94
rain BGTH	0.00	86.60	3.52	5.77
rain BLD1	0.00	148.00	3.34	6.16
rain STH031	0.00	84.80	2.72	5.23
rain VLGE35	0.00	117.80	5.40	7.32
temp_bld1	22.50	39.00	28.01	1.23
temp_btgh	20.00	32.63	27.30	0.97
temp_sth031	20.14	36.67	26.96	1.01
temp_vlge35	21.00	37.33	27.53	1.26
press_bld1	977.17	1011.00	991.87	7.09
press_btgh	973.17	991.00	980.36	1.78
press_sth031	967.71	1003.00	979.25	5.03
hum_bld1	6.00	99.50	79.19	5.56
hum_btgh	45.88	100.00	77.20	6.12
hum_sth031	52.70	100.00	78.14	5.38
hum_vlge35	21.00	100.00	80.39	6.11



ภาพที่ 4.2 ไดอะแกรมแบบจำลองแบบ deep learning

4.2 ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ในการพยากรณ์ ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง จากการวิเคราะห์ข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง สามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร Correlation coefficient matrix ดังภาพที่ 4.3 พบว่า หากพิจารณาตัวแปรคู่ที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูงสุด 3 ลำดับ คือ ตัวแปร water_in และ water_in_yesterday มีค่าเท่ากับ 0.73 ตัวแปร water_in_yesterday และ water_in_last2day มีค่าเท่ากับ 0.73 และ ตัวแปร temp_bld1 และ hum_bld1 มีค่าเท่ากับ -0.72

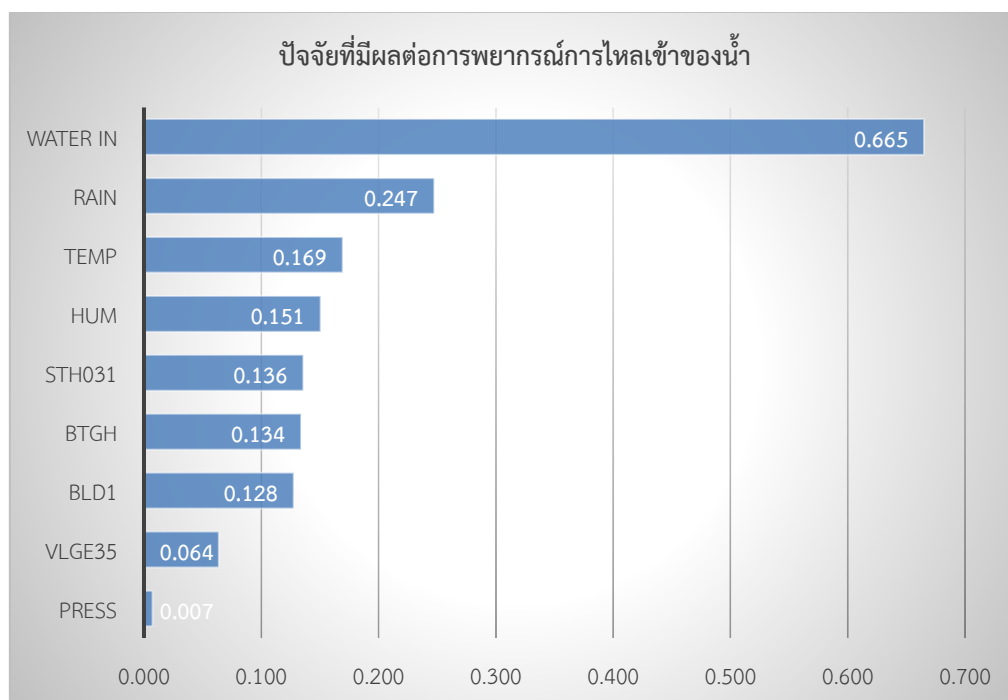
	water_in	water_in_yesterday	water_in_last2day	rain_yesterday	rain_last2day	rain	rain_BGTH	rain_BLD1	rain_STH031	rain_VLGE35	temp_bld1	temp_btgh	temp_sth031	temp_vlge35	press_bld1	press_btgh	press_sth031	hum_bld1	hum_btgh	hum_sth031	hum_vlge35
water_in	1.00	0.73	0.60	0.49	0.38	0.38	0.12	0.12	0.11	0.14	-0.20	-0.24	-0.22	-0.02	-0.01	0.00	-0.01	0.19	0.18	0.20	0.04
water_in_yesterday	0.73	1.00	0.73	0.38	0.49	0.17	0.06	0.07	0.05	0.06	-0.18	-0.18	-0.19	-0.02	-0.01	0.00	-0.02	0.17	0.14	0.15	0.03
water_in_last2day	0.60	0.73	1.00	0.17	0.38	0.11	0.05	0.05	0.04	0.05	-0.17	-0.16	-0.16	-0.03	-0.01	0.00	-0.02	0.15	0.11	0.12	0.03
rain_yesterday	0.49	0.38	0.17	1.00	0.28	0.28	0.06	0.13	0.09	0.14	-0.07	-0.14	-0.07	-0.01	0.03	0.06	0.04	0.07	0.11	0.12	0.00
rain_last2day	0.38	0.49	0.38	0.28	1.00	0.15	0.02	0.08	0.05	0.06	-0.05	-0.11	-0.06	0.01	0.03	0.05	0.03	0.07	0.10	0.10	0.02
rain	0.38	0.17	0.11	0.28	0.15	1.00	0.10	0.41	0.09	0.15	-0.05	-0.14	-0.07	-0.01	0.03	0.05	0.03	0.08	0.12	0.12	0.01
rain_BGTH	0.12	0.06	0.05	0.06	0.02	0.10	1.00	0.13	0.26	0.36	-0.10	-0.15	-0.08	-0.03	-0.04	0.02	-0.01	0.10	0.13	0.08	0.03
rain_BLD1	0.12	0.07	0.05	0.13	0.08	0.41	0.13	1.00	0.12	0.19	-0.02	-0.21	-0.05	-0.17	0.13	0.14	0.07	0.08	0.21	0.09	0.11
rain_STH031	0.11	0.05	0.04	0.09	0.05	0.09	0.26	0.12	1.00	0.25	-0.08	-0.13	-0.13	-0.07	0.02	0.00	0.08	0.13	0.10	0.15	0.10
rain_VLGE35	0.14	0.06	0.05	0.14	0.06	0.15	0.36	0.19	0.25	1.00	-0.08	-0.13	-0.08	-0.04	0.00	0.01	0.05	0.08	0.15	0.15	0.01
temp_bld1	-0.20	-0.18	-0.17	-0.07	-0.05	-0.05	-0.10	-0.02	-0.08	-0.08	1.00	0.27	0.35	0.10	0.29	0.11	-0.01	-0.72	-0.08	-0.24	-0.12
temp_btgh	-0.24	-0.18	-0.16	-0.14	-0.11	-0.14	-0.15	-0.21	-0.13	-0.13	0.27	1.00	0.34	0.43	-0.27	-0.36	-0.21	-0.22	-0.62	-0.31	-0.22
temp_sth031	-0.22	-0.19	-0.16	-0.07	-0.06	-0.07	-0.08	-0.05	-0.13	-0.08	0.35	0.34	1.00	0.24	-0.02	-0.02	0.01	-0.24	-0.21	-0.53	-0.05
temp_vlge35	-0.02	-0.02	-0.03	-0.01	0.01	-0.01	-0.03	-0.17	-0.07	-0.04	0.10	0.43	0.24	1.00	-0.28	-0.25	-0.24	-0.08	-0.35	-0.17	-0.41
press_bld1	-0.01	-0.01	-0.01	0.03	0.03	0.03	-0.04	0.13	0.02	0.00	0.29	-0.27	-0.02	-0.28	1.00	0.32	0.39	-0.23	0.30	0.06	0.09
press_btgh	0.00	0.00	0.00	0.06	0.05	0.05	0.02	0.14	0.00	0.01	0.11	-0.36	-0.02	-0.25	0.32	1.00	0.11	-0.06	0.05	-0.03	0.06
press_sth031	-0.01	-0.02	-0.02	0.04	0.03	0.03	-0.01	0.07	0.08	0.05	-0.01	-0.21	0.01	-0.24	0.39	0.11	1.00	-0.05	0.23	0.28	0.13
hum_bld1	0.19	0.17	0.15	0.07	0.07	0.08	0.10	0.08	0.13	0.08	-0.72	-0.22	-0.24	-0.08	-0.23	-0.06	-0.05	1.00	0.19	0.27	0.14
hum_btgh	0.18	0.14	0.11	0.11	0.10	0.12	0.13	0.21	0.10	0.15	-0.08	-0.62	-0.21	-0.35	0.30	0.05	0.23	0.19	1.00	0.41	0.22
hum_sth031	0.20	0.15	0.12	0.12	0.10	0.12	0.08	0.09	0.15	0.15	-0.24	-0.31	-0.53	-0.17	0.06	-0.03	0.28	0.27	0.41	1.00	0.12
hum_vlge35	0.04	0.03	0.03	0.00	0.02	0.01	0.03	0.11	0.10	0.01	-0.12	-0.22	-0.05	-0.41	0.09	0.06	0.13	0.14	0.22	0.12	1.00

ภาพที่ 4.3 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร Correlation coefficient matrix

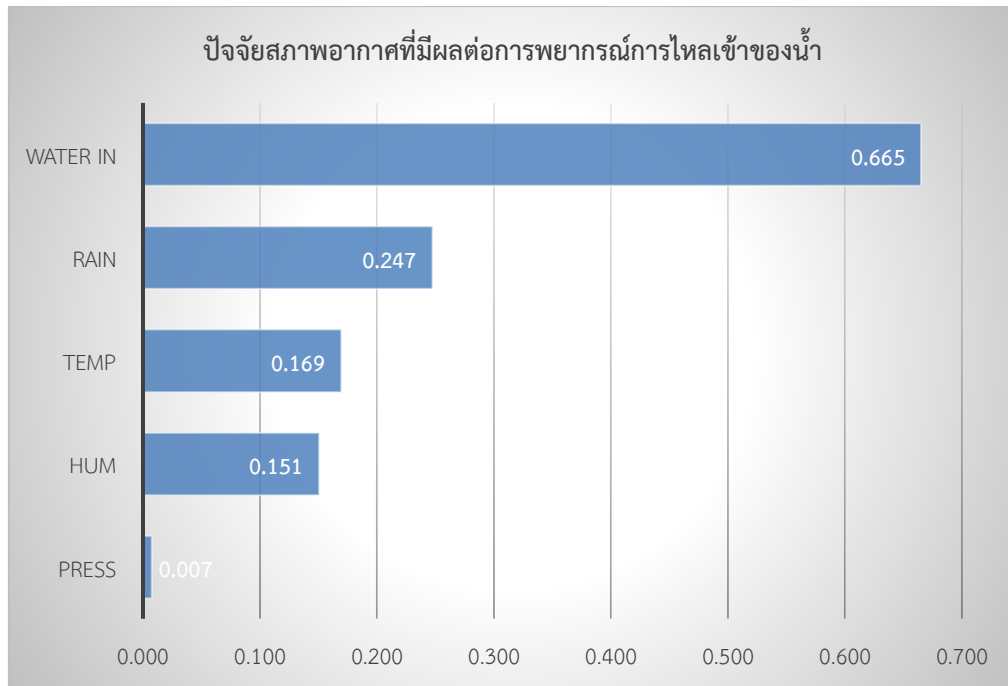
4.3 ผลการวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง

จากการวิเคราะห์หาปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง พบว่า ปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง สูงที่สุดสามอันดับ คือ ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางวันก่อนหน้า, ปริมาณน้ำฝนต่อวัน และอุณหภูมิเฉลี่ยรายวัน ด้วยค่าน้ำหนัก 0.665 0.247 และ 0.169 ตามลำดับ ส่วนปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง น้อยที่สุดสามอันดับ คือ ความกดอากาศเฉลี่ยรายวัน, สถานี VLGE35 (บ้านเหมือง ตำบลอัยเยอร์เวง อำเภอเบตง) และ สถานี BLD1 (เขื่อนบางลาง อำเภอบันนังสตา) ด้วยค่าน้ำหนัก 0.007 0.064 และ 0.128 ตามลำดับ แสดงดังภาพที่ 4.4

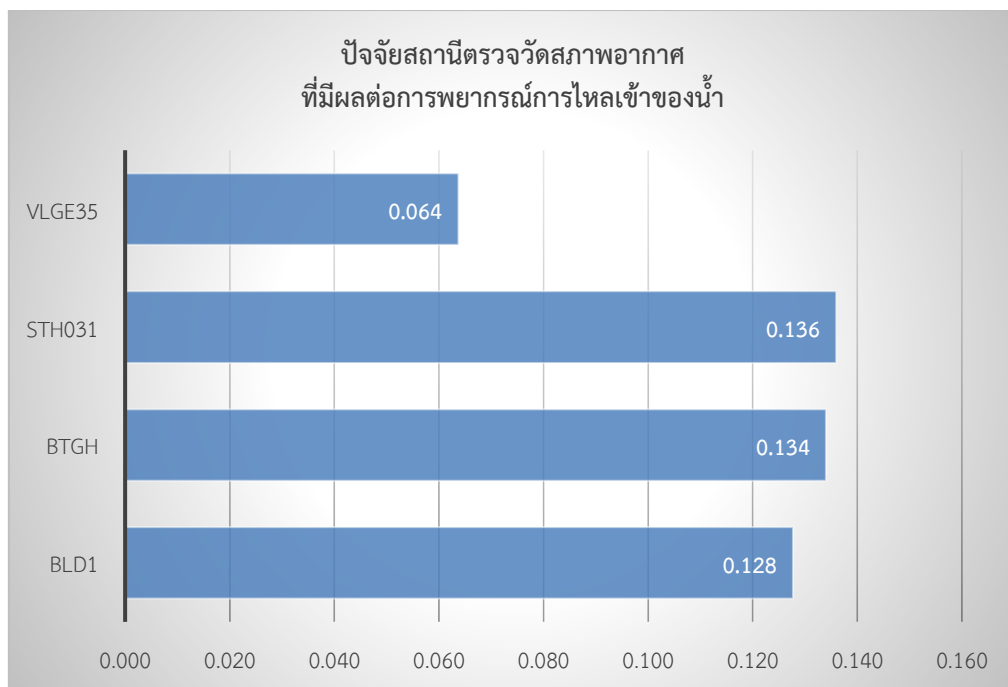
หากจำแนกวิเคราะห์หาปัจจัยสภาพอากาศที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง พบว่า ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางวันก่อนหน้ามีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางสูงสุด ที่ค่าน้ำหนัก 0.665 รองลงมา คือ ปริมาณน้ำฝนต่อวัน อุณหภูมิเฉลี่ยรายวัน ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยรายวัน และ ความกดอากาศเฉลี่ยรายวัน ด้วยค่าน้ำหนัก 0.247 0.169 0.151 และ 0.007 ตามลำดับ แสดงดังภาพที่ 4.5 และเมื่อวิเคราะห์ปัจจัยสถานีตรวจวัดสภาพอากาศที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง พบว่า สถานี STH031 (บ้านวังไทร ตำบลแม่หวาด อำเภอธารโต) มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางสูงสุด ที่ค่าน้ำหนัก 0.136 รองลงมา คือ สถานี BTGH (ตำบลยะรม อำเภอเบตง) สถานี BLD1 (เขื่อนบางลาง อำเภอบันนังสตา) และ สถานี VLGE35 (บ้านเหมือง ตำบลอัยเยอร์เวง อำเภอเบตง) ด้วยค่าน้ำหนัก 0.134 0.128 และ 0.064 ตามลำดับ แสดงดังภาพที่ 4.6



ภาพที่ 4.4 แสดงปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้า



ภาพที่ 4.5 แสดงปัจจัยสภาพอากาศที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้า



ภาพที่ 4.6 แสดงปัจจัยสถานีตรวจวัดสภาพอากาศที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้า

4.4 ผลการทดลองและประเมินแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง

4.2.1 ผลการทดลองแบบจำลองการพยากรณ์การไหลเข้าของน้ำในเขื่อนบางลาง

จากการที่ทำการทดสอบสร้างโมเดลการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง โดยใช้ Operator Deep learning (H2O) ในโปรแกรม RapidMiner รับด้วยชุดข้อมูลที่ แบ่ง Split Validation เป็น 70:30 และตั้งค่าพารามิเตอร์ Deep Learning Epochs 1-50 แล้วทำการวัดประสิทธิภาพเปรียบเทียบค่าที่พยากรณ์ได้กับค่าจริง สามารถแสดงผลการวัดประสิทธิภาพ เป็นดังตารางที่ 4.2 ดังนี้

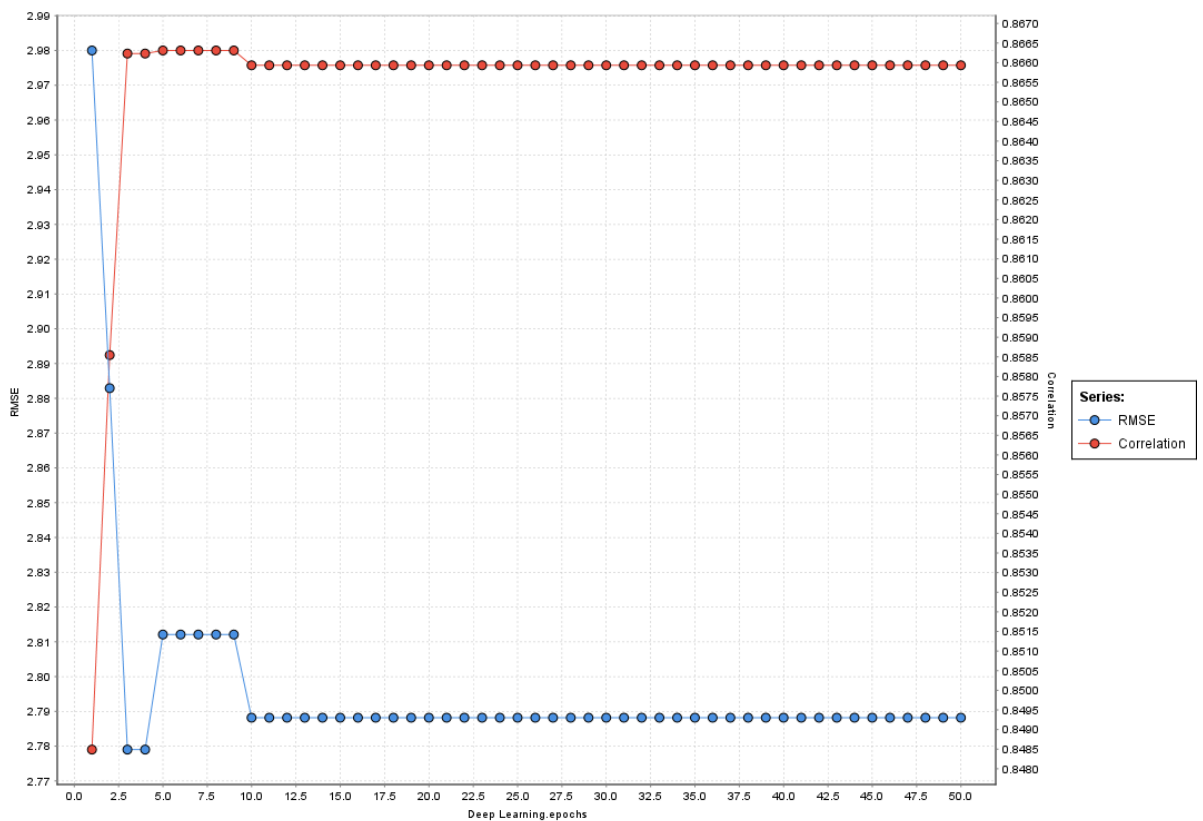
ตารางที่ 4.2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

Deep Learning epochs	RMSE	Absolute Error	Square Error	Correlation
1	2.98002318	1.585356957	8.88053815	0.84849056
2	2.88293252	1.498887719	8.31129991	0.85854736
3	2.77902928	1.415369224	7.72300373	0.86623345
4	2.77902928	1.415369224	7.72300373	0.86623345
5	2.81210763	1.544955879	7.9079493	0.86631201
6	2.81210763	1.544955879	7.9079493	0.86631201
7	2.81210763	1.544955879	7.9079493	0.86631201
8	2.81210763	1.544955879	7.9079493	0.86631201
9	2.81210763	1.544955879	7.9079493	0.86631201
10	2.78819911	1.620971038	7.77405428	0.86593445
11	2.78819911	1.620971038	7.77405428	0.86593445

Deep Learning epochs	RMSE	Absolute Error	Square Error	Correlation
12	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
13	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
14	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
15	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
16	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
17	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
18	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
19	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
20	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
21	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
22	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
23	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
24	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
25	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
26	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
27	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
28	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445

Deep Learning epochs	RMSE	Absolute Error	Square Error	Correlation
29	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
30	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
31	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
32	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
33	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
34	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
35	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
36	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
37	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
38	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
39	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
40	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
41	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
42	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
43	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
44	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
45	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445

Deep Learning epochs	RMSE	Absolute Error	Square Error	Correlation
46	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
47	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
48	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
49	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445
50	2.7881991 1	1.620971038	7.77405428	0.86593445



ภาพที่ 4.6 กราฟแสดงการวัดค่า RMSE และ Correlation

ผลของการวัดประสิทธิภาพ พบว่า เมื่อแบบจำลองตั้งค่า Parameter Deep Learning Epoch ที่ 10 ค่าวัดประสิทธิภาพ ทั้งค่า RMSE และ ค่า Correlation จะคงที่ ไม่มีการเปลี่ยนแปลง

4.2.2 ผลการประเมินแบบจำลองการพยากรณ์การไหลเข้าของน้ำในเขื่อนบางลาง

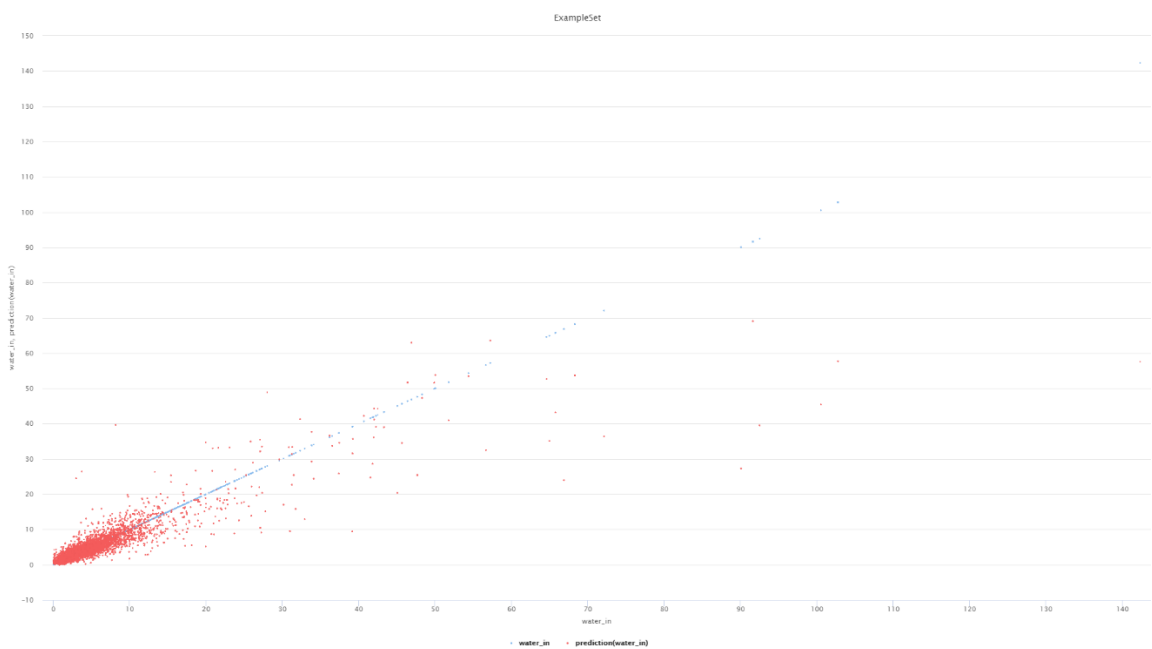
จากการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง โดยใช้ Operator Deep learning (H2O) ในโปรแกรม RapidMiner รับผิดชอบชุดข้อมูลที่ แบ่ง Split Validation เป็น 70:30 และตั้งค่าโหนดซ่อน (hidden layer) เป็น 3 ชั้น ชั้นที่ L1 L2 และ L3 ชั้นละ 50 โหนด และกำหนดค่าพารามิเตอร์ Deep Learning Epochs 1-50 ซึ่งพารามิเตอร์ Deep Learning Epochs ที่ได้จากการทดลอง ข้อ 4.1.1 คือ ค่า Parameter Deep Learning Epoch ที่ 10 แล้วทำการวัดผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยทำการเปรียบเทียบค่าที่พยากรณ์ได้กับค่าจริง สามารถแสดงผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง เป็นดังภาพที่ 4.7 ดังนี้

Deep Learning Model

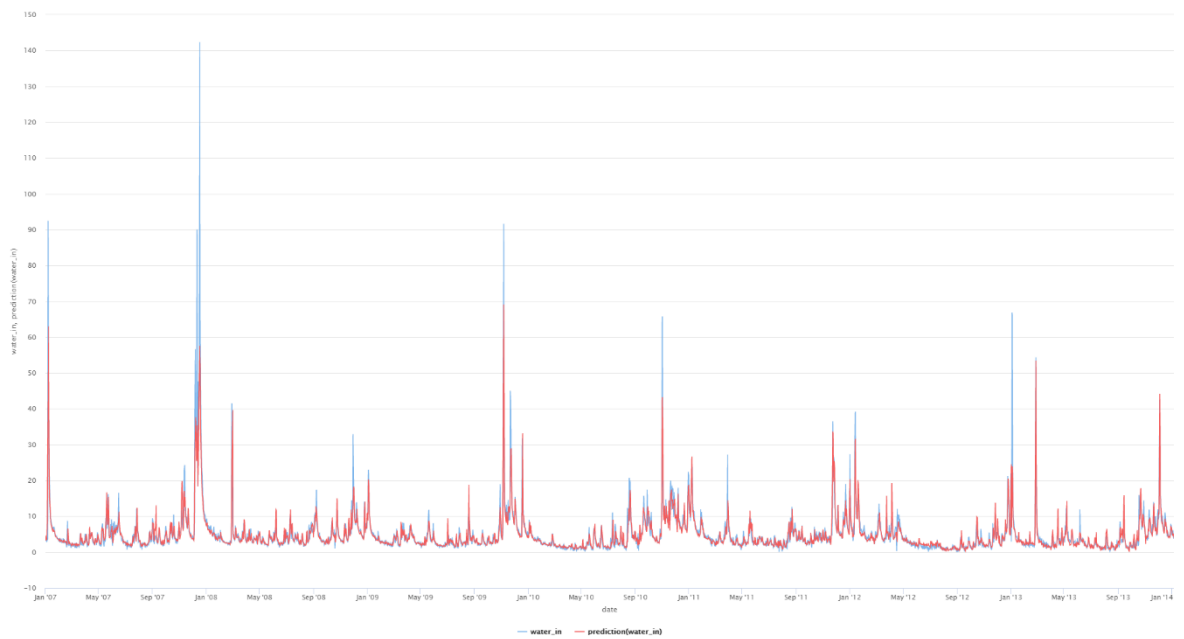
```

Model Metrics Type: Regression
Description: Metrics reported on full training frame
model id: hm-h2o-model-deep_learning-264
frame id: hm-h2o-frame-deep_learning-264
MSE: 9.678975
RMSE: 3.1111052
R^2: 0.7472284
mean residual deviance: 9.678975
mean absolute error: 1.2959706
root mean squared log error: 0.28921247
Status of Neuron Layers (predicting water_in, regression, gaussian distribution, Quadratic loss, 6,301 weights/biases, 52.6 KB, 102,240 training samples, mini-batch size 1):
Layer Units Type Dropout L1 L2 Mean Rate Rate RMS Momentum Mean Weight RMS Mean Bias Bias RMS
1 22 Input 0.00 %
2 50 Rectifier 0 0.000010 0.010000 0.001773 0.002363 0.000000 0.008177 0.099810 0.205301 0.121818
3 50 Rectifier 0 0.000010 0.010000 0.011617 0.027637 0.000000 -0.000263 0.051947 0.230173 0.188784
4 50 Rectifier 0 0.000010 0.010000 0.119021 0.233717 0.000000 0.001523 0.048984 0.209581 0.210193
5 1 Linear 0.000010 0.010000 0.009064 0.022177 0.000000 0.018425 0.171201 0.026366 0.000000
Scoring History:
Timestamp Duration Training Speed Epochs Iterations Samples Training RMSE Training Deviance Training MAE Training r2
2022-03-27 11:33:50 0.000 sec 0.000000 0 0.000000 NaN NaN NaN NaN
2022-03-27 11:33:51 0.499 sec 8127 obs/sec 1.000000 1 5112.000000 3.65337 13.34714 1.56953 0.67901
2022-03-27 11:33:51 1.372 sec 8212 obs/sec 2.000000 2 10224.000000 3.59591 12.93058 1.70811 0.68903
2022-03-27 11:33:52 2.047 sec 8240 obs/sec 3.000000 3 15336.000000 3.47595 12.03222 1.37430 0.70943
2022-03-27 11:33:53 2.715 sec 8278 obs/sec 4.000000 4 20448.000000 3.36616 11.33102 1.45610 0.72750
2022-03-27 11:33:53 3.376 sec 8317 obs/sec 5.000000 5 25560.000000 3.43158 11.77572 1.42009 0.71680
2022-03-27 11:33:54 4.028 sec 8368 obs/sec 6.000000 6 30672.000000 3.38156 11.43496 1.55476 0.72500
2022-03-27 11:33:55 4.678 sec 8403 obs/sec 7.000000 7 35784.000000 3.31484 10.98818 1.36334 0.73574
2022-03-27 11:33:55 5.304 sec 8474 obs/sec 8.000000 8 40896.000000 3.31024 10.95769 1.36072 0.73648
2022-03-27 11:33:56 5.917 sec 8551 obs/sec 9.000000 9 46008.000000 3.26795 10.47975 1.39756 0.74316
2022-03-27 11:33:56 6.509 sec 8642 obs/sec 10.000000 10 51120.000000 3.27415 10.72003 1.46240 0.74219
2022-03-27 11:33:57 7.076 sec 8754 obs/sec 11.000000 11 56232.000000 3.20604 10.27868 1.35952 0.75281
2022-03-27 11:33:58 7.647 sec 8844 obs/sec 12.000000 12 61344.000000 3.26613 10.66762 1.32377 0.74345
2022-03-27 11:33:58 8.226 sec 8910 obs/sec 13.000000 13 66456.000000 3.19247 10.19186 1.40701 0.75489
2022-03-27 11:33:59 8.767 sec 9011 obs/sec 14.000000 14 71568.000000 3.19634 10.21656 1.39602 0.75430
2022-03-27 11:33:59 9.295 sec 9114 obs/sec 15.000000 15 76680.000000 3.14773 10.03450 1.35203 0.75868
2022-03-27 11:34:00 9.795 sec 9234 obs/sec 16.000000 16 81792.000000 3.19332 10.19729 1.30277 0.75476
2022-03-27 11:34:00 10.276 sec 9362 obs/sec 17.000000 17 86904.000000 3.13069 9.80123 1.32500 0.76429
2022-03-27 11:34:01 10.750 sec 9485 obs/sec 18.000000 18 92016.000000 3.26346 10.68019 1.32862 0.74387
2022-03-27 11:34:01 11.220 sec 9594 obs/sec 19.000000 19 97128.000000 3.13878 9.85195 1.39608 0.76307
2022-03-27 11:34:02 11.691 sec 9708 obs/sec 20.000000 20 102240.000000 3.11111 9.67898 1.29597 0.76723
H2O version: 3.30.0.1-rm5.8.1
    
```

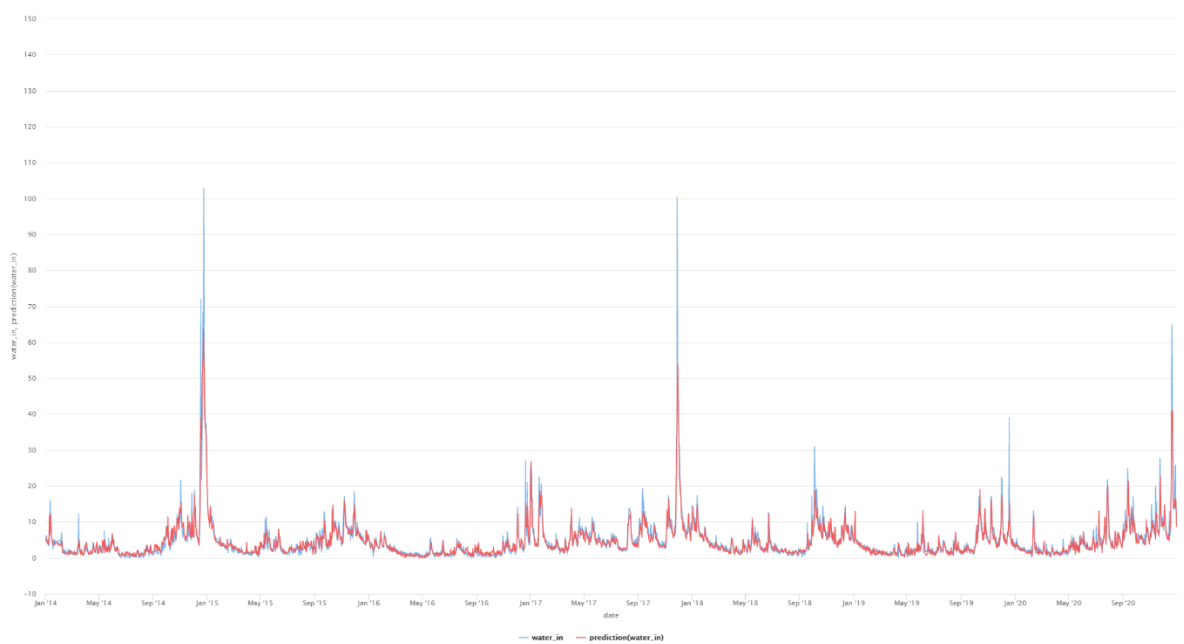
ภาพที่ 4.7 ผลการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง



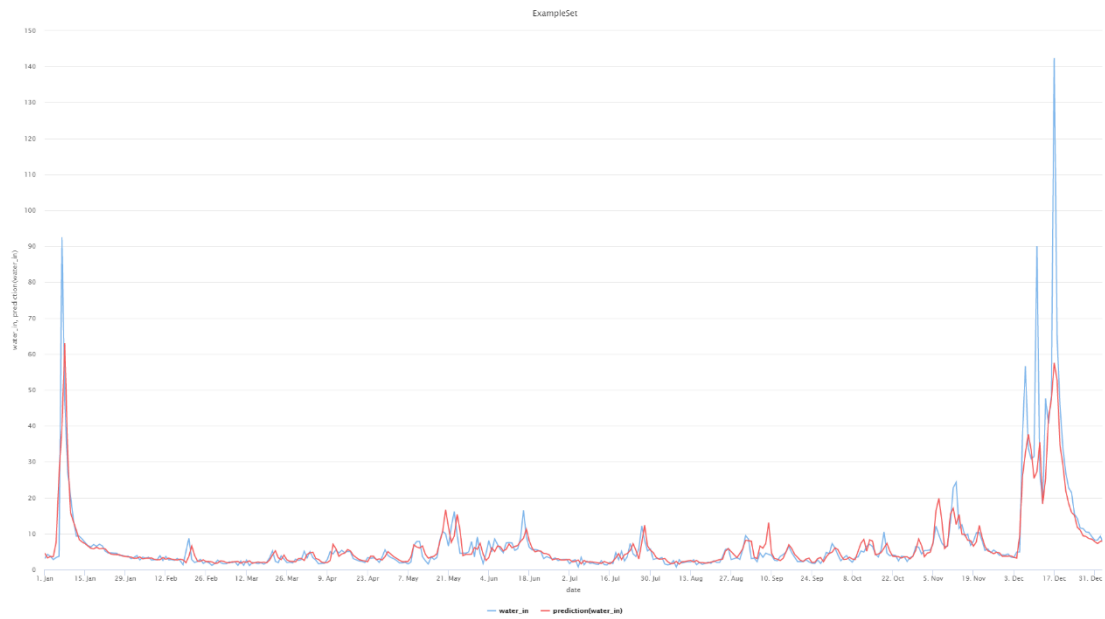
ภาพที่ 4.8 กราฟแสดง การเปรียบเทียบการค่าการพยากรณ์กับค่าจริง



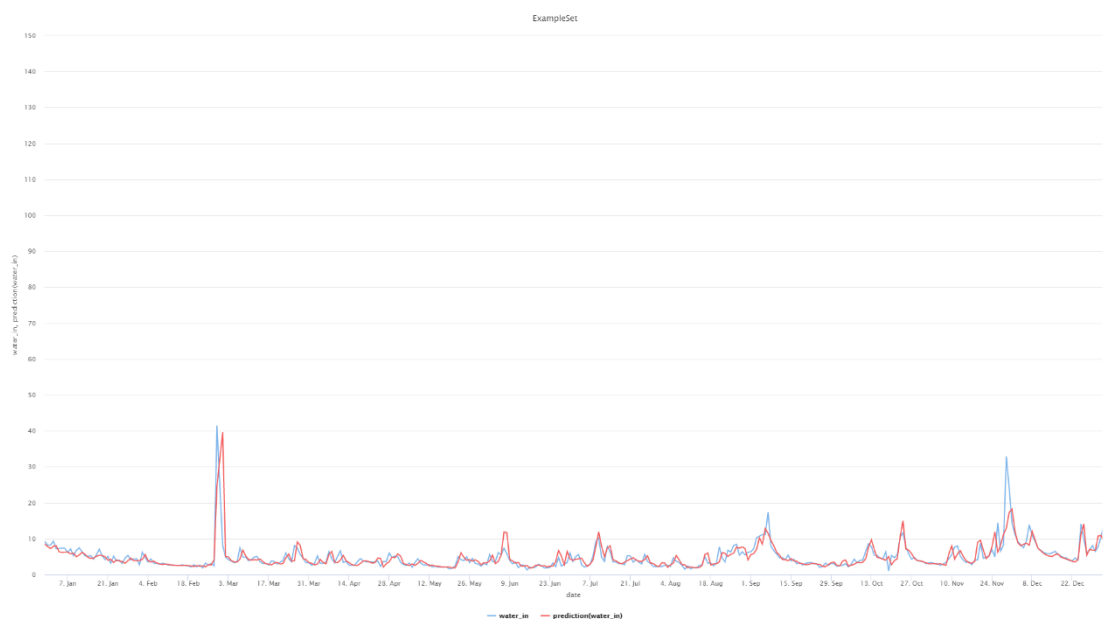
ภาพที่ 4.9 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2007-2013



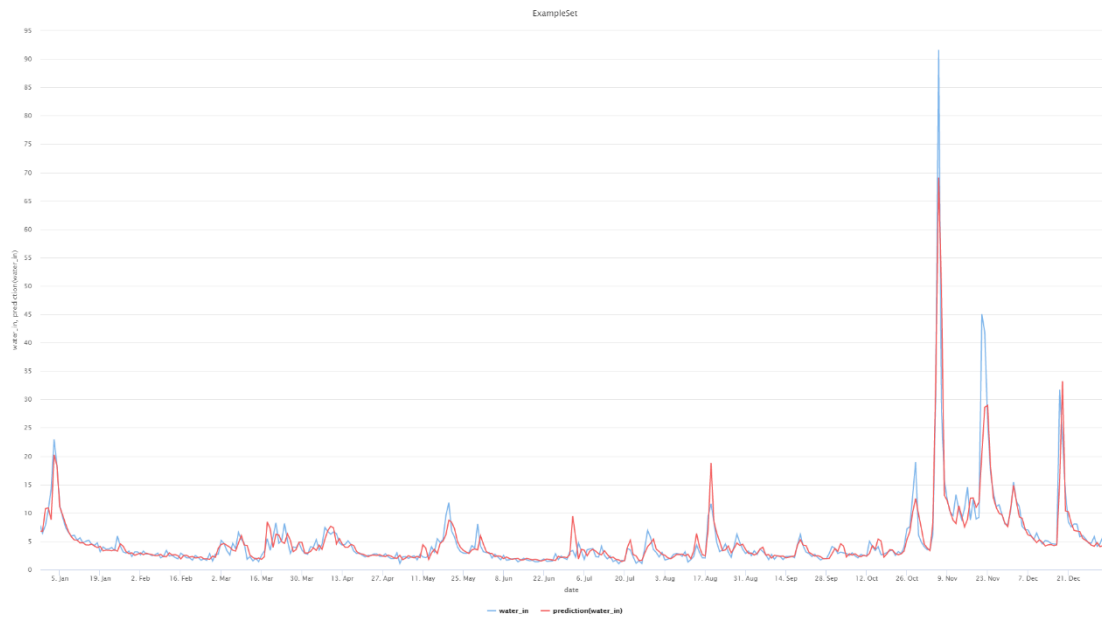
ภาพที่ 4.10 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2014-2020



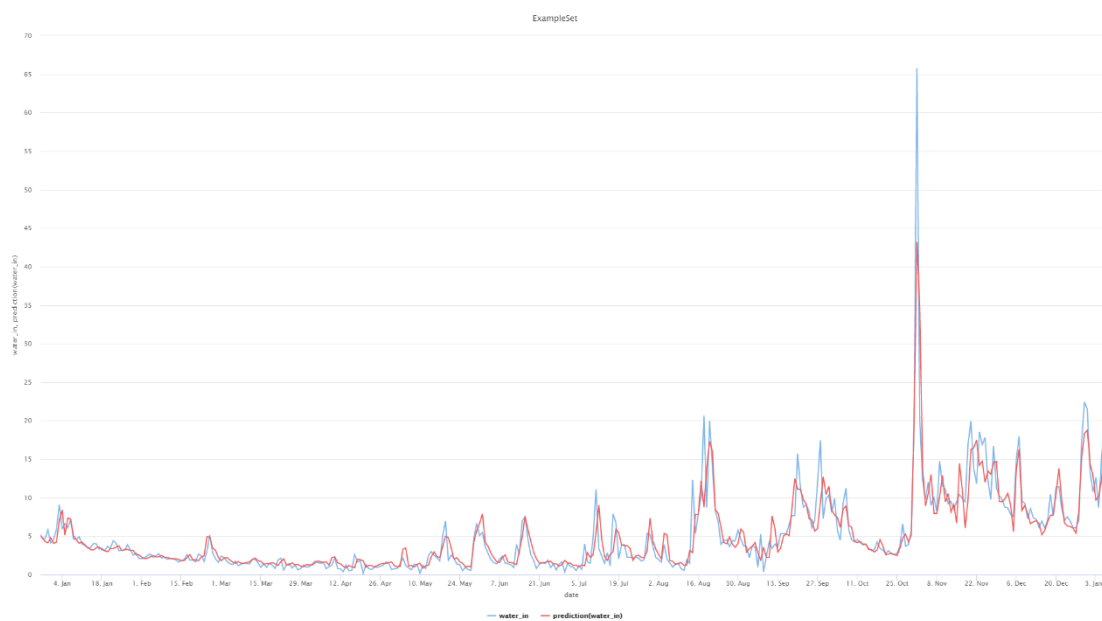
ภาพที่ 4.11 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2007



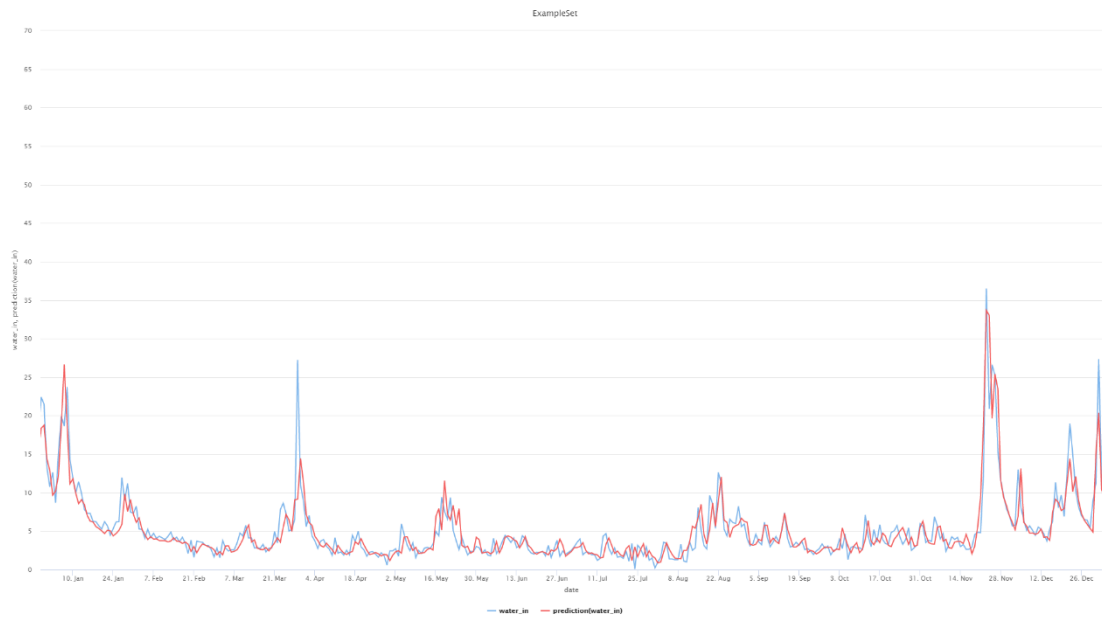
ภาพที่ 4.12 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2008



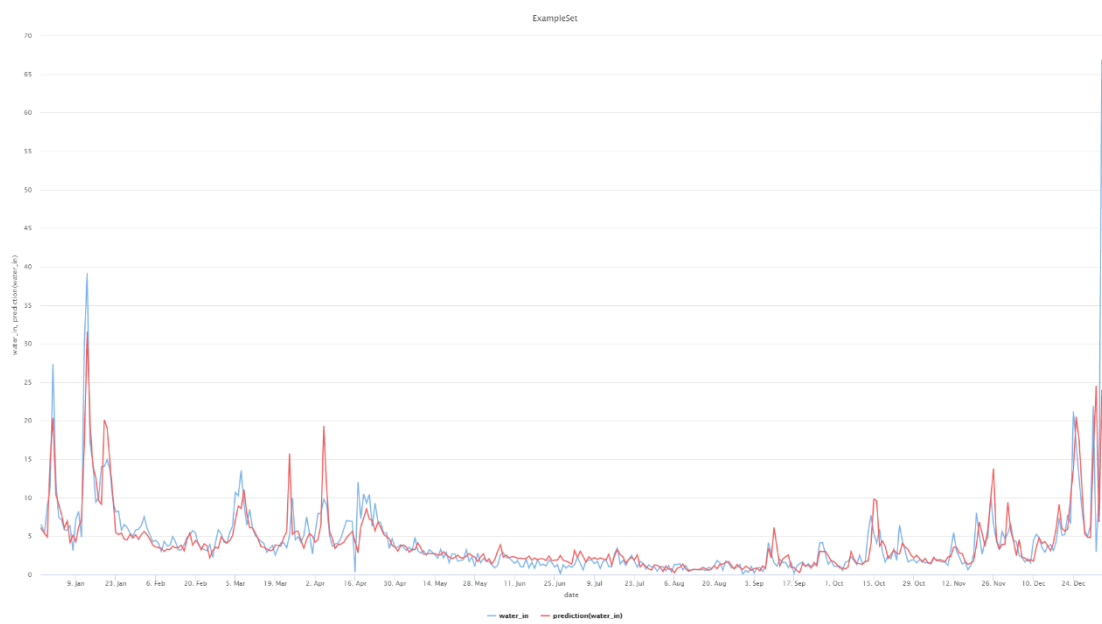
ภาพที่ 4.13 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2009



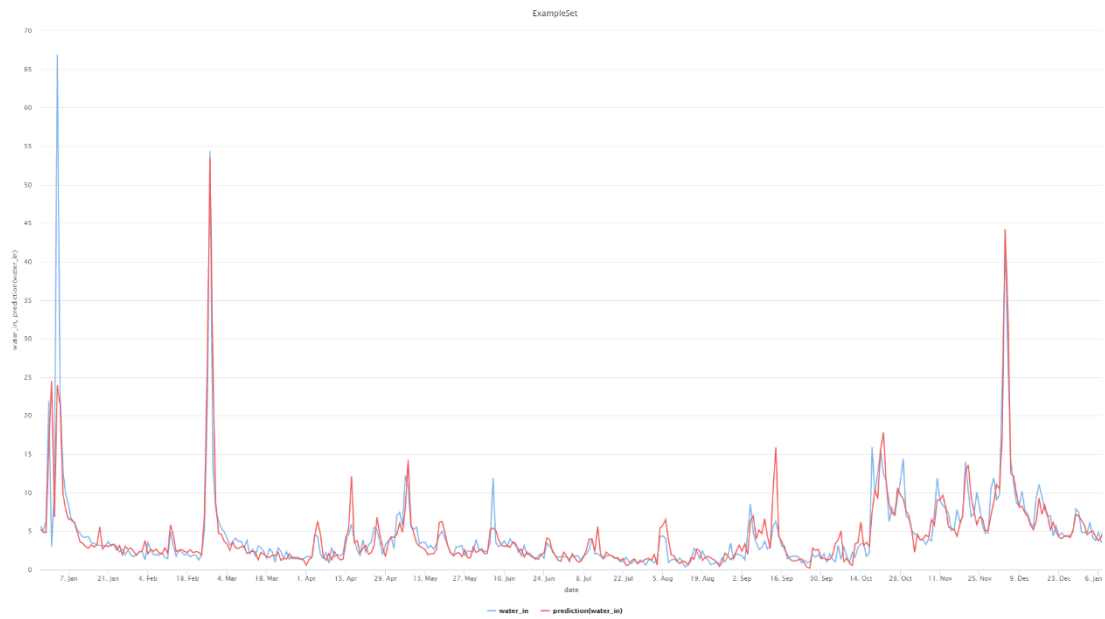
ภาพที่ 4.14 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2010



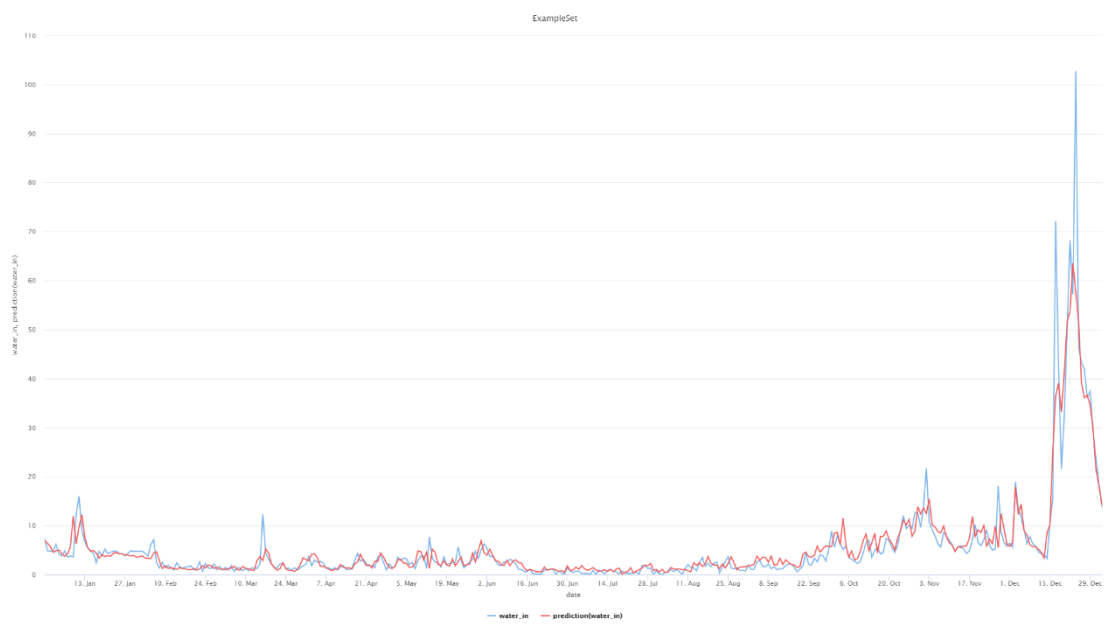
ภาพที่ 4.15 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2011



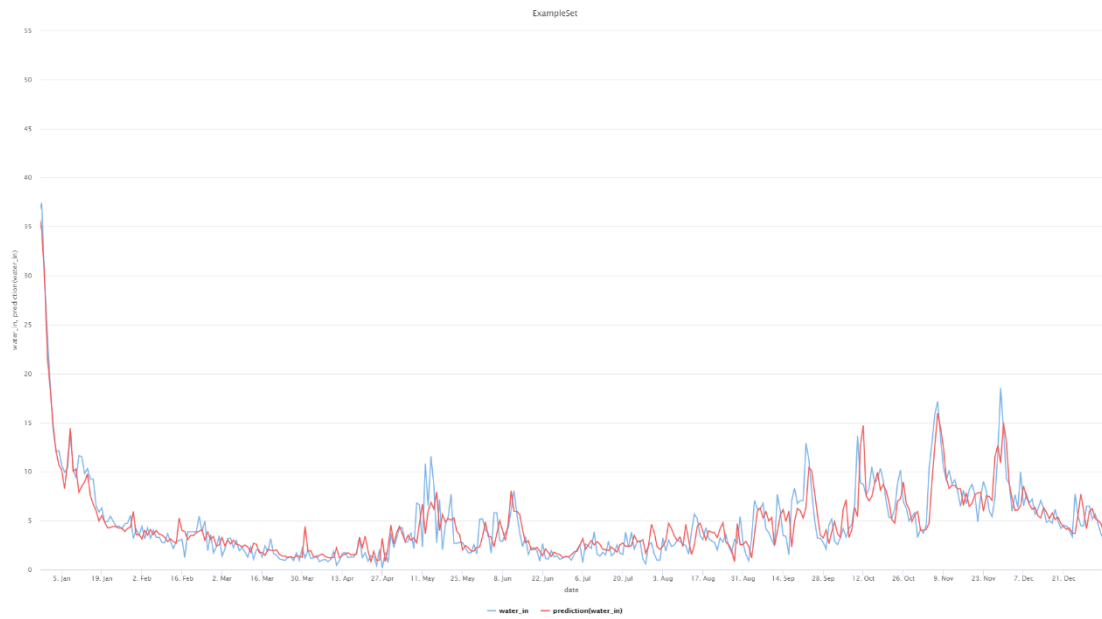
ภาพที่ 4.16 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2012



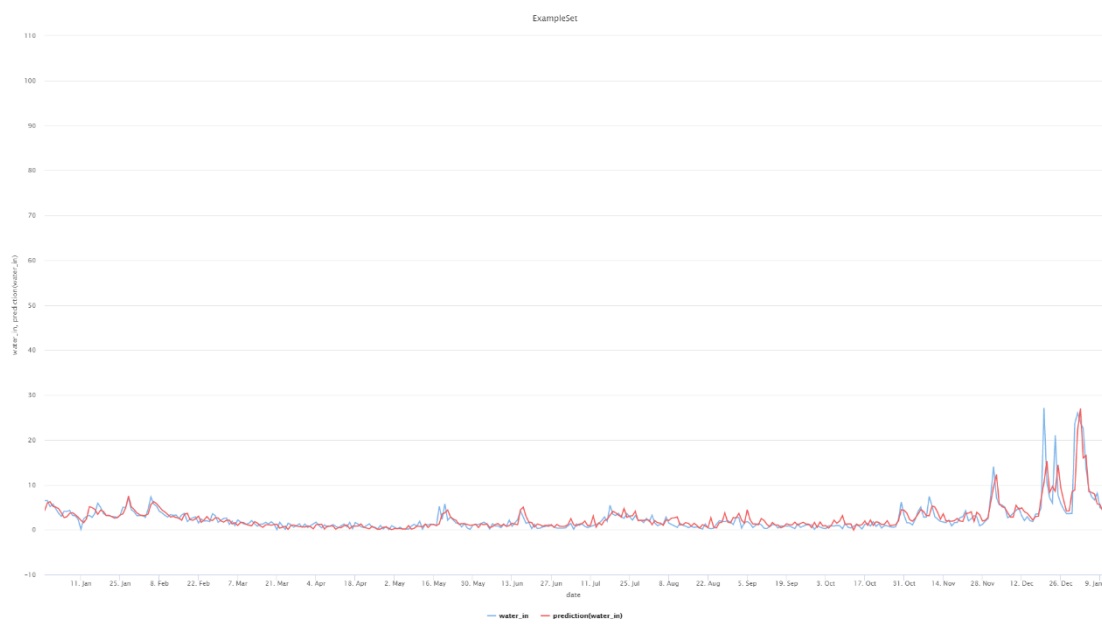
ภาพที่ 4.17 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2013



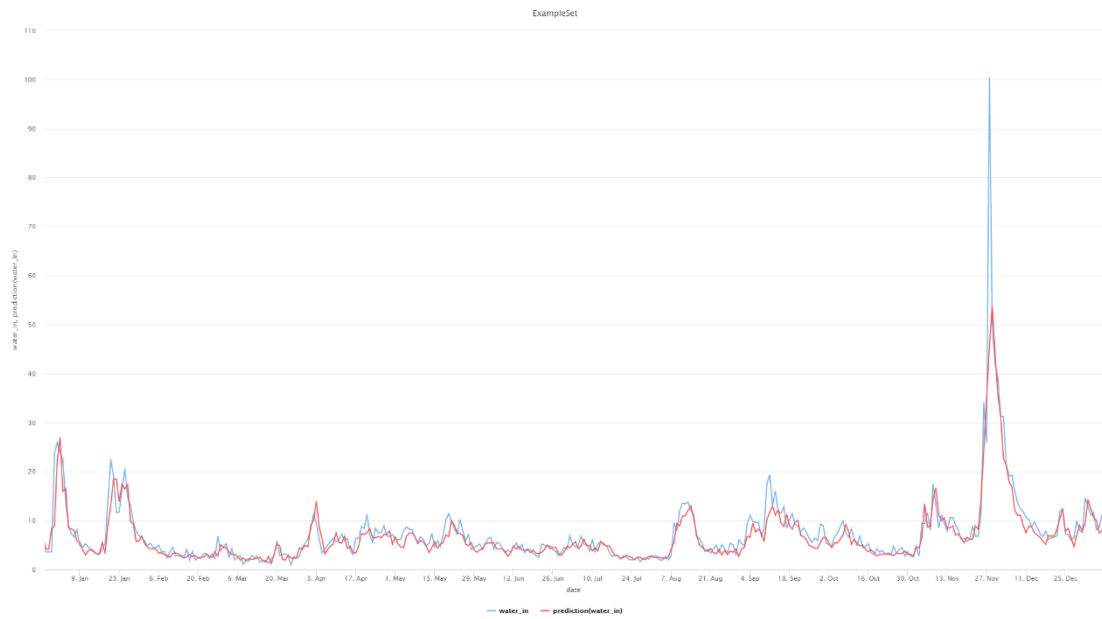
ภาพที่ 4.18 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2014



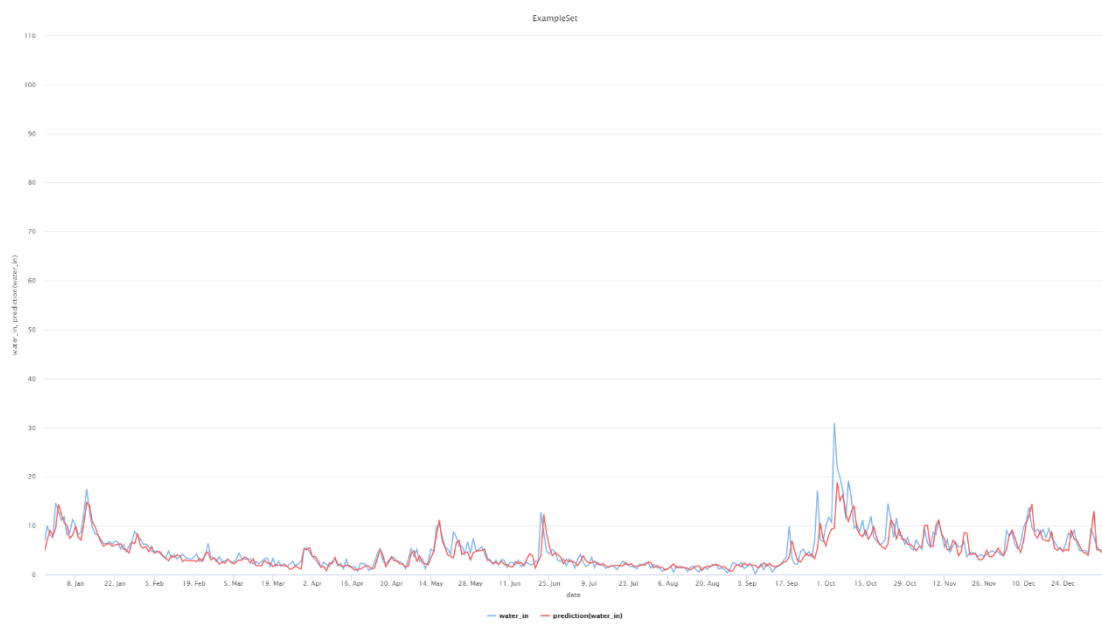
ภาพที่ 4.19 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2015



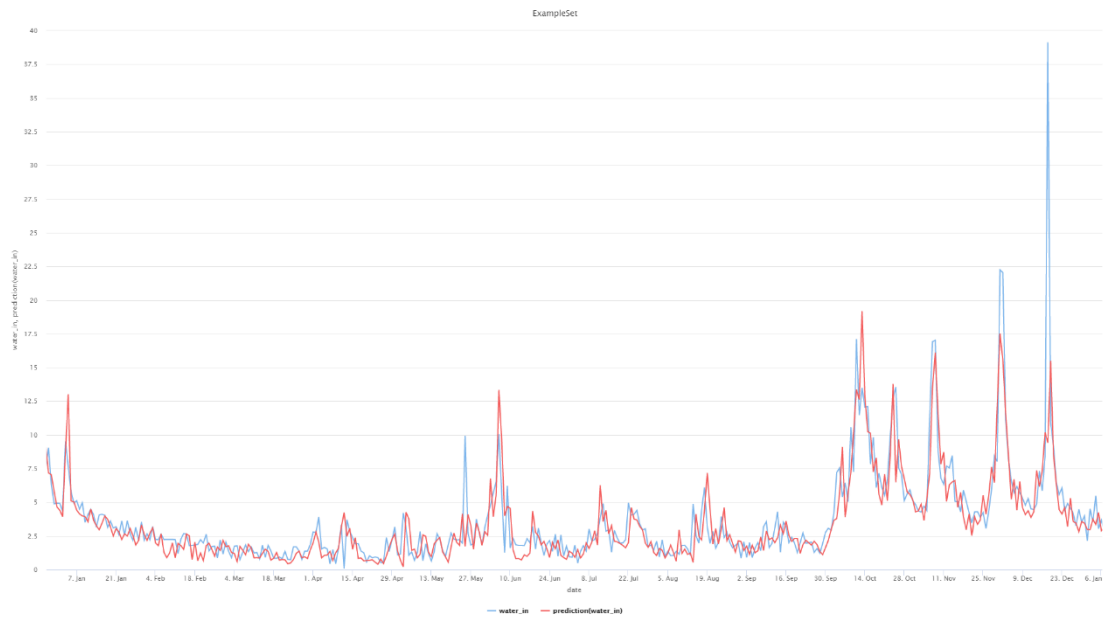
ภาพที่ 4.20 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2016



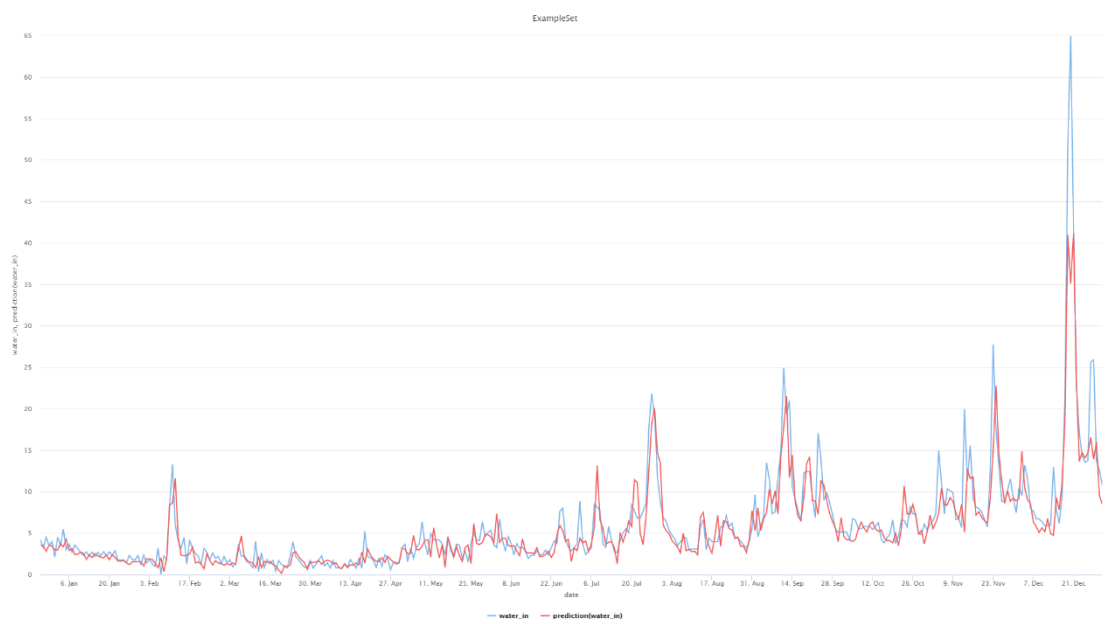
ภาพที่ 4.21 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2017



ภาพที่ 4.22 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2018



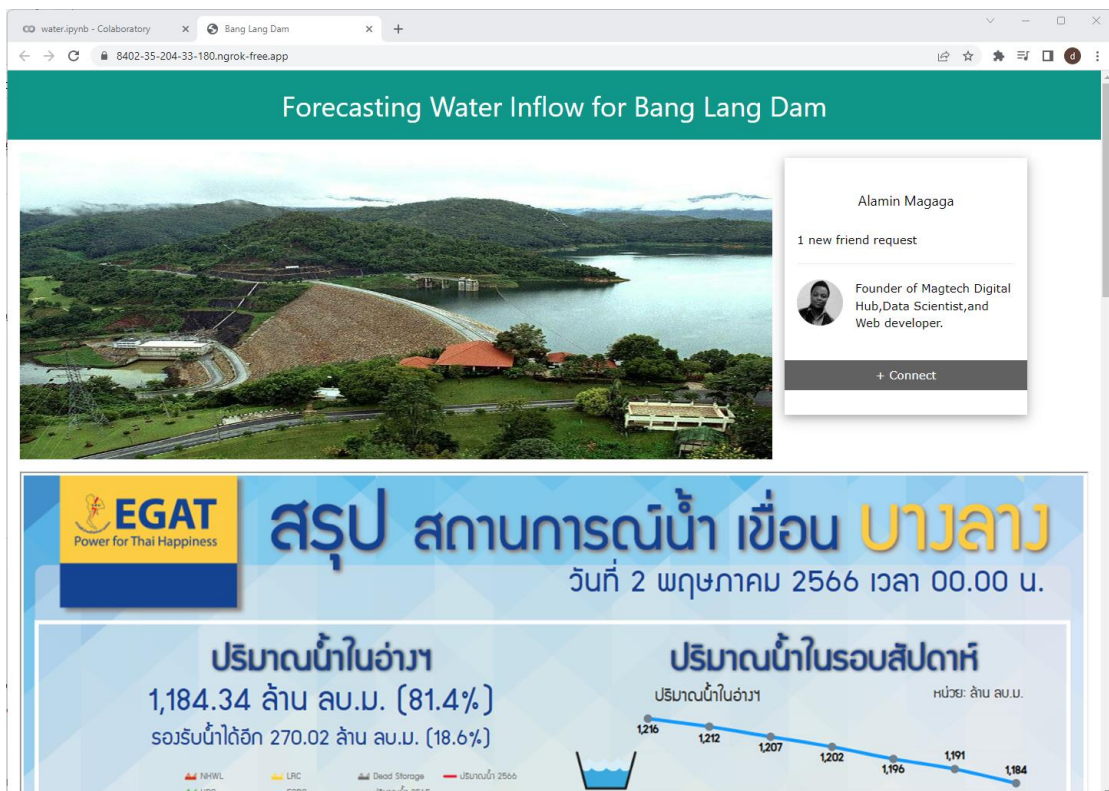
ภาพที่ 4.23 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2019



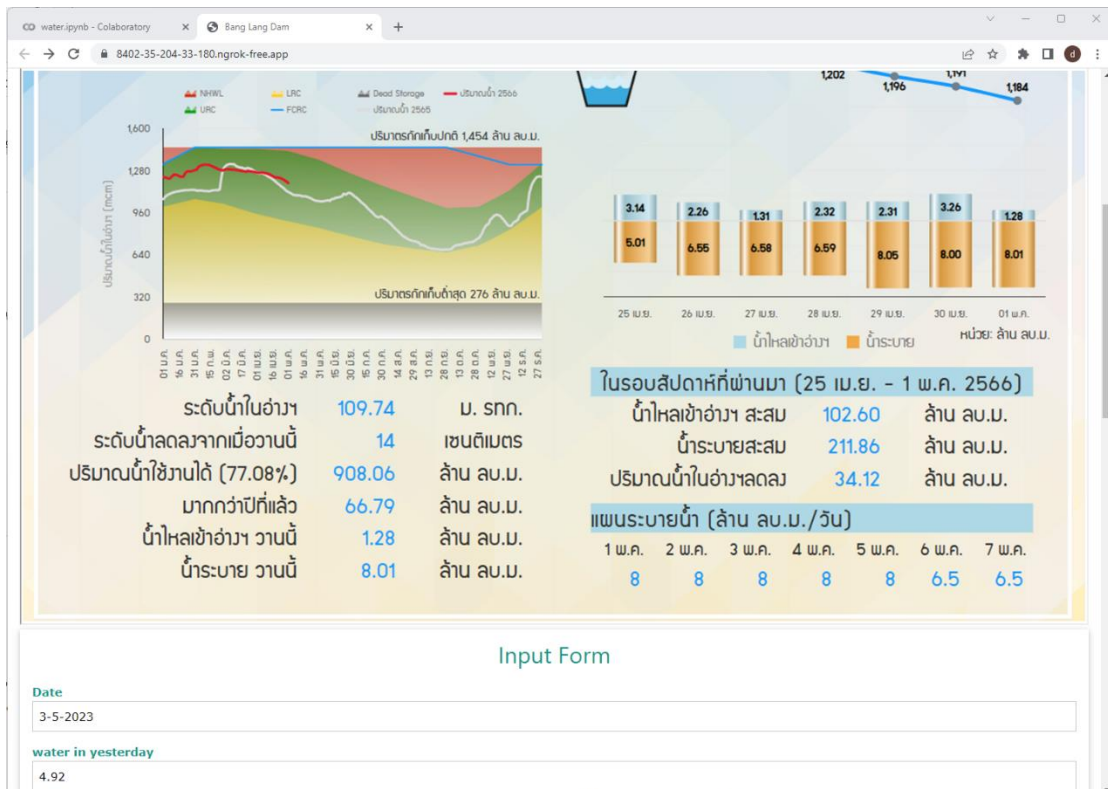
ภาพที่ 4.24 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าจริง ปี 2020

4.5 ผลการพัฒนาแดชบอร์ดแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง

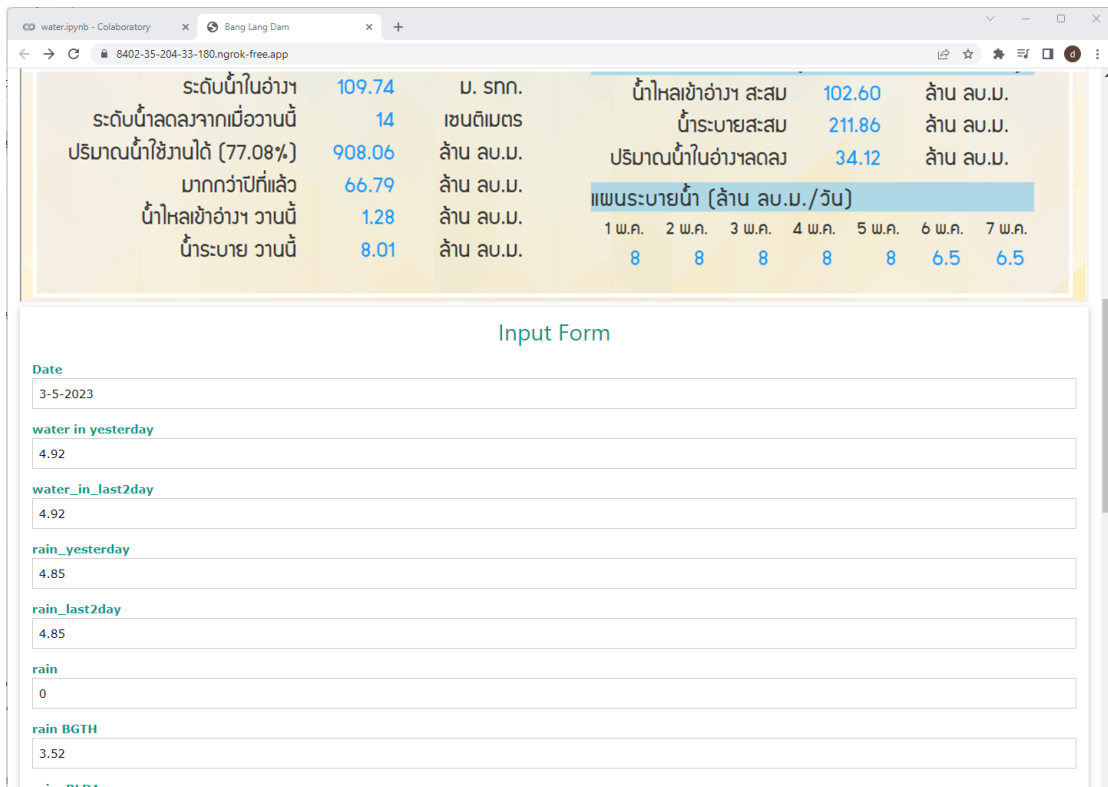
ผู้วิจัยได้ทำการพัฒนาแดชบอร์ดสำหรับแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง ตอบสนองความต้องการของผู้ใช้งานโดยประกอบด้วยผลการแสดงผลส่วนที่แรก ทำหน้าที่รับข้อมูลป้อนเข้าจากผู้ใช้ เพื่อใช้ในการประมวลผลในการพยากรณ์ปริมาณน้ำเป็นตัวแปรจำนวน 22 ค่า และแสดงผลการพยากรณ์เป็นค่าปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางรายวัน เป็นหน่วย ล้านลูกบาศก์เมตรต่อวัน ดังภาพที่ 4.27-4.29 ส่วนที่สอง แสดงสารสนเทศที่แสดงข้อมูล เป็นภาพอินโฟกราฟิก ซึ่งได้จากกระบวนรายงานผลสถานการณ์น้ำของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย โดยมีการแสดงผลปริมาณน้ำในอ่างเก็บน้ำปัจจุบัน **ข้อมูลน้ำในรอบสัปดาห์ แผนระบายน้ำ และกราฟแสดงระดับน้ำ** ซึ่งแสดงค่าเกณฑ์เก็บกักน้ำสูงสุด (Upper Rule Curve , URC) และเกณฑ์เก็บกักน้ำต่ำสุด. (Lower Rule Curve , LRC) ที่ได้จากคณะกรรมการกำกับนโยบายน้ำ ดังภาพที่ 25-27 และมีข้อมูลอีกส่วนหนึ่งซึ่งได้จากการเตรียมข้อมูล นำมาแสดงผลเป็น Interaction Graph แสดงปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางย้อนหลัง แสดงเป็นรายวันและรายเดือน ดังภาพที่ 4.30-4.31 เพื่ออำนวยความสะดวกแก่ผู้ปฏิบัติงาน



ภาพที่ 4.25 หน้าแดชบอร์ดแสดงผลข้อมูลเขื่อนบางลาง (1)



ภาพที่ 4.26 หน้าแดชบอร์ดแสดงข้อมูลเขื่อนบางลาง (2)



ภาพที่ 4.27 แดชบอร์ดสำหรับป้อนค่าตัวแปรในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง (1)

991.87

press_btgh
980.36

press_sth031
979.25

press_vlge35
970.62

hum_bld1
79.19

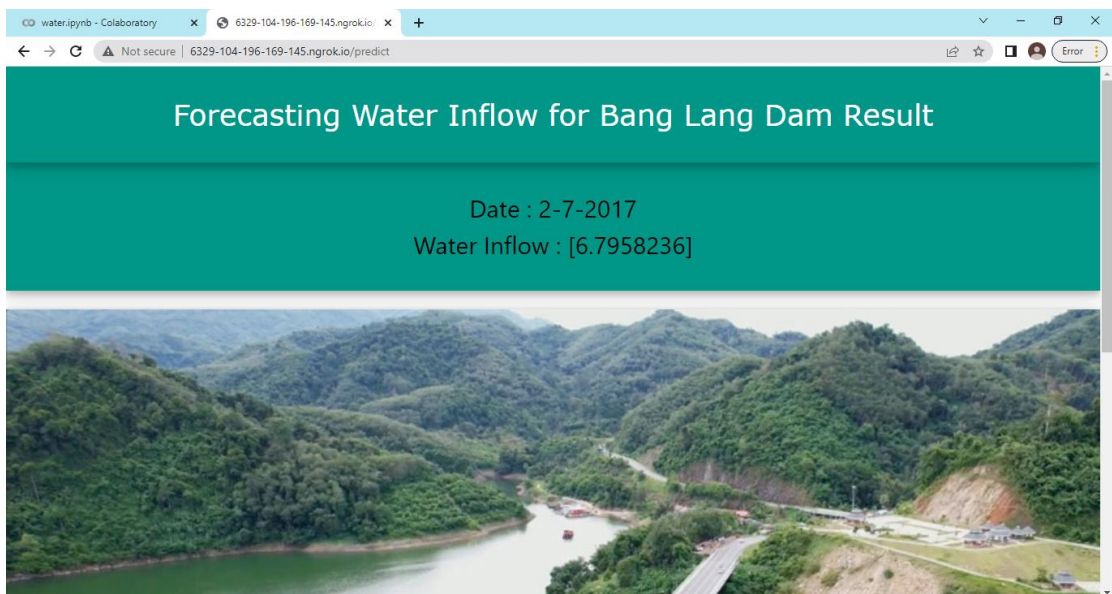
hum_btgh
77.20

hum_sth031
78.14

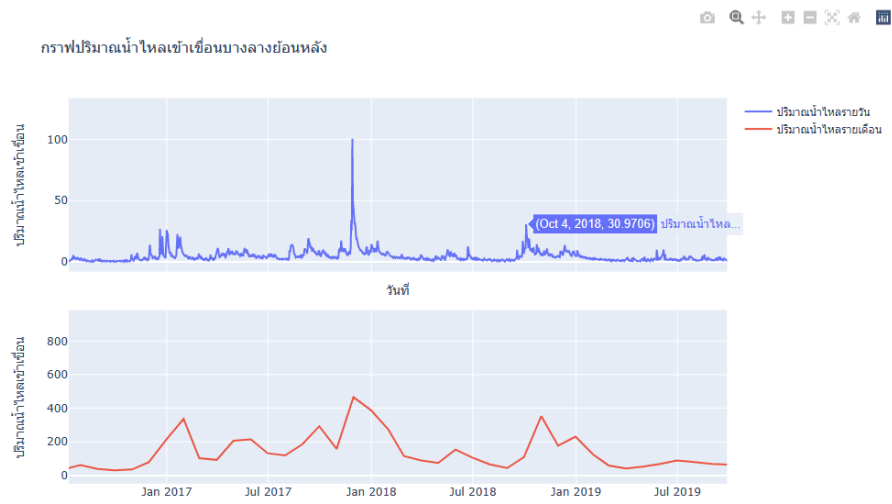
hum_vlge35
80.39

Predict

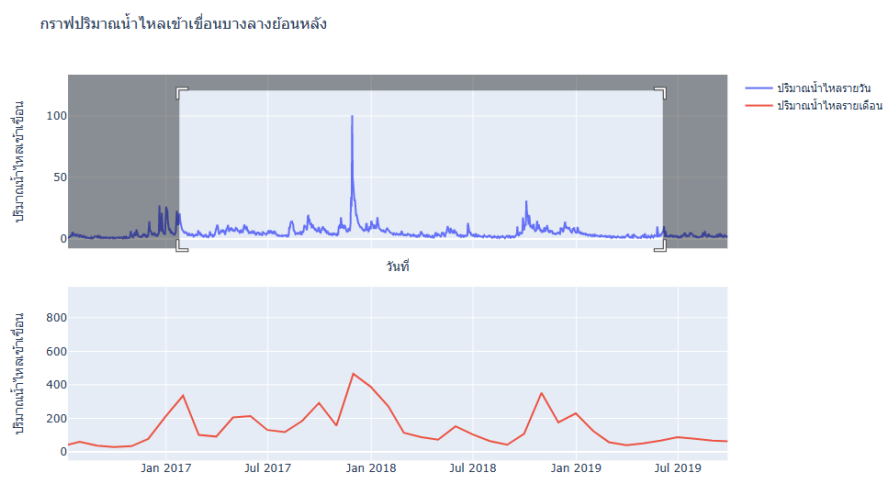
ภาพที่ 4.28 หน้าแดชบอร์ดสำหรับป้อนค่าตัวแปรในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง (2)



ภาพที่ 4.29 หน้าแดชบอร์ดแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง



ภาพที่ 4.30 หน้าแดชบอร์ดแสดง Interaction Graph แสดงปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางย้อนหลัง (1)



ภาพที่ 4.31 หน้าแดชบอร์ดแสดง Interaction Graph แสดงปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางย้อนหลัง (2)

บทที่ 5

สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปและอภิปรายผลการวิจัย

การวิจัยเรื่องระบบการพยากรณ์น้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง มีวัตถุประสงค์การวิจัยเพื่อศึกษาและวิเคราะห์ปัจจัย ในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์การไหลเข้าของน้ำในเขื่อนบางลาง และพัฒนาแดชบอร์ดแบบจำลองการพยากรณ์การไหลเข้าของน้ำในเขื่อนบางลาง โดยสามารถสรุปผลแต่ละส่วนได้ดังนี้

5.1.1 การเตรียมข้อมูลและสร้างแบบจำลองการพยากรณ์การไหลเข้าของน้ำในเขื่อนบางลาง

การศึกษาและรวบรวมข้อมูลสภาพอากาศและข้อมูลปริมาณน้ำท่าที่เกี่ยวข้องกับเขื่อนบางลาง พบว่า มีหน่วยงานที่รับผิดชอบเก็บข้อมูลที่เกี่ยวข้องสภาพอากาศ ข้อมูลปริมาณน้ำท่า ข้อมูลน้ำไหลเข้าเขื่อน อยู่หลายองค์กร โดยมีข้อมูลกระจายอยู่ในหลายหน่วยงาน คือ กรมทรัพยากรน้ำ กระทรวงทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม กรมชลประทาน กระทรวงเกษตรและสหกรณ์การเกษตร กรมอุตุนิยมวิทยา การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ซึ่งมีข้อมูลที่แตกต่างกันในละหน่วยงาน โดยข้อมูลที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อนบางลาง ที่ผู้วิจัยเลือกนำมาประมวลรวมจาก สองแหล่งสำคัญ คือ จากกรมทรัพยากรน้ำ กระทรวงทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม เป็นข้อมูลสถานีวัดสภาพอากาศ (hii-telemetry) ระหว่างปี 2555-2564 และ จากกรมชลประทาน กระทรวงเกษตรและสหกรณ์การเกษตร เป็นข้อมูลน้ำปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง ระหว่างปี 2550-2564 ในการศึกษาผู้วิจัยได้นำปัจจัยนำเข้าเพื่อนำมาสร้างแบบจำลองทั้งหมดประกอบด้วย ปริมาณน้ำฝน อุณหภูมิ ความกดอากาศ และปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนในวันก่อนหน้า มาสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางในวันถัดไป แม้จะมีอาจมีข้อคลาดแคลงว่าข้อมูลการปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนในวันก่อนหน้าจะอาจมีซ้ำซ้อนกับข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์ คือ ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนในวันถัดไป ผู้วิจัยได้ทำการตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร Correlation coefficient matrix แล้วพบว่าไม่มีตัวแปรที่มีความสัมพันธ์สูงเกินไป (มีค่าสูงกว่า 0.8) ดังที่แสดงในภาพที่ 4.3 ซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนที่เกี่ยวข้องอื่น ๆ ก่อนหน้านี้ เช่น การศึกษาของ J. Hong et al., M. Babaei et al., S. Lee & J. Kim และ M. Pini et al. [25, 31-34] ที่มีการนำค่า Water inflow ในวันก่อนหน้ามาพยากรณ์ค่า Water inflow ในวันถัดไป ทั้งนี้แม้ว่าข้อมูลที่ได้จากการเก็บรวบรวมนั้นยังมีค่าที่คลาดเคลื่อนและผิดพลาดอยู่บ้าง ผู้วิจัยทำการทำความสะอาดข้อมูล และนำมาสร้างแบบจำลองการพยากรณ์การไหลเข้าของน้ำในเขื่อนบางลาง โดยใช้เลือกใช้โมเดลแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) ซึ่งเหมาะสมกับการพยากรณ์จากข้อมูลสภาพภูมิอากาศ ซึ่งเป็นแบบปรากฏการณ์ไม่เป็นเชิงเส้น (non-linear complex) สอดคล้องกับการสรุปในการศึกษาของ T. Egawa et al. [12]

5.1.2 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ในการพยากรณ์ ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร จะต้องมีการพิจารณาภาวะ Multicollinearity ระหว่างตัวแปร หรือ ภาวะร่วมเส้นตรงเชิงพหุ เพื่อให้มีตัวแปรอิสระคู่ใดคู่หนึ่ง ไม่มีความอิสระจากกัน หรือ ตัวแปรอิสระจะต้องไม่ขึ้นอยู่กับตัวแปรอิสระตัวใดตัวหนึ่งมากเกินไป หรือมีความสัมพันธ์กันสูงเกินไป จากการวิเคราะห์ข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง พบว่า ตัวแปร คู่ที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูงสุด 3 ลำดับ คือ ตัวแปร water_in และ water_in_yesterday มีค่าเท่ากับ 0.73 ตัวแปร water_in_yesterday และ water_in_last2day มีค่าเท่ากับ 0.73 และ ตัวแปร temp_bld1 และ hum_bld1 มีค่าเท่ากับ -0.72 ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วงที่ไม่เกินกว่า 0.80 ถือว่า ตัวแปรอิสระยังไม่มีความสัมพันธ์สูงเกินไป [30]

5.1.3 การวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง

จากการวิเคราะห์หาปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง พบว่า ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางวันก่อนหน้ามีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง สูงสุด ที่ค่าน้ำหนัก 0.665 รองลงมา คือ ปริมาณน้ำฝนรายวัน อุณหภูมิเฉลี่ยรายวัน ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยรายวัน และ ความกดอากาศเฉลี่ยรายวัน ด้วยค่าน้ำหนัก 0.247 0.169 0.151 และ 0.007 ตามลำดับ ซึ่งเมื่อทำการเปรียบเทียบกับการศึกษาของ Hong, J. et al. (2020) [31] ที่มีการเปรียบเทียบปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์น้ำไหลเข้าเขื่อน Soyang ประเทศเกาหลีใต้ คือ ปริมาณน้ำฝน อุณหภูมิสูงสุด อุณหภูมิต่ำสุด ความเร็วลม ความชื้นสัมพัทธ์ และปริมาณแสงแดด ตามลำดับ จะเห็นว่าปัจจัยที่เหมือนกันมีจัดเรียงลำดับความสำคัญที่สอดคล้องในทิศทางเดียวกัน

และเมื่อวิเคราะห์สถานีตรวจวัดสภาพอากาศที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง พบว่า สถานี STH031 (บ้านวังไทร ตำบลแม่หวาด อำเภอธารโต) มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางสูงสุด ที่ค่าน้ำหนัก 0.136 รองลงมา คือ สถานี BTGH (ตำบลยะรม อำเภอเบตง) สถานี BLD1 (เขื่อนบางลาง อำเภอบันนังสตา) และ สถานี VLGE35 (บ้านเหมือง ตำบลอัยเยอร์เวง อำเภอเบตง) ด้วยค่าน้ำหนัก 0.134 0.128 และ 0.064 ตามลำดับ ซึ่งเมื่อนำพิกัดของสถานีวัดสภาพอากาศมาวิเคราะห์หารัศมีที่ไกลที่สุดที่สามารถวัดได้ให้อยู่ในเขตพื้นที่ลุ่มแม่น้ำปัตตานีปัตตานีตอนบนพบว่า สถานี STH031 (บ้านวังไทร ตำบลแม่หวาด อำเภอธารโต) สามารถวัดระยะทางรัศมีที่ได้ไกลที่สุด ที่ประมาณ 15.5 กิโลเมตร รองลงมาคือ สถานี BTGH (ตำบลยะรม อำเภอเบตง) สามารถวัดระยะทางรัศมีที่ได้ไกลที่สุด ที่ประมาณ 5.5 กิโลเมตร และ สถานี VLGE35 (บ้านเหมือง ตำบลอัยเยอร์เวง อำเภอเบตง) สามารถวัดระยะทางรัศมีที่ได้ไกลที่สุด ที่ประมาณ 3.7 กิโลเมตร ยกเว้นสถานี BLD1 (เขื่อนบางลาง อำเภอบันนังสตา) ที่มีที่ตั้งอยู่ติดแนวสันเขื่อนบางลางคาบเกี่ยวระหว่างแนวพื้นที่ลุ่มแม่น้ำปัตตานีตอนบนและตอนล่าง

5.1.4 การทดลองและประเมินแบบจำลองการพยากรณ์การไหลเข้าของน้ำในเขื่อนบางลาง

จากการศึกษาตัวแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง ผู้วิจัยใช้ Operator Deep learning (H2O) ในโปรแกรม RapidMiner 9 ด้วยฟังก์ชัน Rectifier นำชุดข้อมูลที่เตรียม ทำการแบ่งข้อมูลด้วยวิธี Split Validation เป็น 70:30 และตั้งค่าโหนดซ่อน (hidden layer) เป็น 3 ชั้น ชั้นที่ L1 L2 และ L3 ชั้นละ 50 โหนด และกำหนดค่าพารามิเตอร์ Deep Learning Epochs 1-50 แล้วทำการวัดผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยทำการเปรียบเทียบค่าที่พยากรณ์ได้กับค่าจริง พบว่า เมื่อ Train แบบจำลองโดยการปรับค่า Deep Learning ถึงค่าหนึ่ง ผลที่ได้จากแบบจำลองจะวัดค่าประสิทธิภาพได้คงที่ ไม่มีการเปลี่ยนแปลง ซึ่งค่านี้คือ Epochs = 10 มีค่า RMSE คือ 2.788 ผู้วิจัยจึงนำโมเดลที่ได้จากการทดลองไปทดสอบกับข้อมูลทั้งหมดที่มี และวัดค่าประสิทธิภาพของการพยากรณ์จากแบบจำลอง ได้ ค่า RMSE = 3.111 ค่า $R^2 = 0.767$ และค่า $R = 0.876$ ซึ่ง Lian et al. ได้ระบุว่า ค่า R^2 ที่ไม่น้อยกว่า 0.75 ถือเป็นการค่าการพยากรณ์ที่ดี

5.1.5 การพัฒนาแดชบอร์ดแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าของน้ำในเขื่อนบางลาง

การพัฒนาแดชบอร์ดสำหรับแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาความต้องการของผู้ใช้และได้ทำการพัฒนาแดชบอร์ดออกเป็นสองส่วน ได้ทำการปรับเปลี่ยนแพลตฟอร์มของแบบจำลองโดยใช้ Google Colab สร้างโดยภาษาไพทอน (Python) ซึ่งได้ออกแบบให้มีการกรอกข้อมูลตัวแปรจำนวน 22 ค่า และแสดงผลการพยากรณ์ที่คำนวณได้เป็นจำนวนปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง เป็นค่าตัวเลข (หน่วย ล้านลูกบาศก์เมตรต่อวัน)

ผู้วิจัยได้ทำการพัฒนาแดชบอร์ดสำหรับแสดงผลการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง ตอบสนองความต้องการของผู้ใช้งานโดยประกอบด้วยการแสดงผลส่วนที่แรก ทำหน้าที่รับข้อมูลป้อนเข้าจากผู้ใช้งาน เพื่อใช้ในการประมวลผลในการพยากรณ์ปริมาณน้ำเป็นตัวแปรจำนวน 22 ค่า และแสดงผลการพยากรณ์เป็นค่าปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางรายวัน เป็นหน่วย ล้านลูกบาศก์เมตรต่อวัน ส่วนที่สอง แสดงสารสนเทศที่แสดงข้อมูล เป็นภาพอินโฟกราฟิก ซึ่งได้จากระบบรายงานผลสถานการณ์น้ำของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย โดยมีการแสดงผลปริมาณน้ำในอ่างเก็บน้ำปัจจุบัน *ข้อมูลน้ำในรอบสัปดาห์ แผนระบายน้ำ และกราฟแสดงระดับน้ำ* ซึ่งแสดงค่าเกณฑ์เก็บกักน้ำสูงสุด (Upper Rule Curve , URC) และเกณฑ์เก็บกักน้ำต่ำสุด. (Lower Rule Curve , LRC) ที่ได้จากคณะกรรมการกำกับนโยบายน้ำ และมีข้อมูลอีกส่วนหนึ่งซึ่งได้จากการเตรียมข้อมูล นำมาแสดงผลเป็น Interaction Graph แสดงปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางย้อนหลัง แสดงเป็นรายวันและรายเดือน เพื่ออำนวยความสะดวกแก่ผู้ปฏิบัติงาน สามารถปฏิบัติงานได้ตามแผนการปฏิบัติการเพื่อบริหารจัดการปริมาณน้ำได้อย่างมีประสิทธิภาพ

5.2 ปัญหาและอุปสรรค

ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูลพบว่า หลายหน่วยงานที่รับผิดชอบข้อมูล เก็บข้อมูลเป็นหลายแหล่งและไม่สามารถเข้าถึงได้แบบสาธารณะ บางหน่วยงานพบว่าต้องมีการขออนุญาตผู้บังคับบัญชาระดับสูงซึ่งปฏิบัติงานอยู่ส่วนกลางอนุมัติการให้ข้อมูลก่อน รวมถึงข้อมูลเดียวกันที่ได้จากหลายแหล่งก็มีข้อมูลบางส่วนที่ไม่ตรงกัน และในขั้นตอนการพัฒนาแดชบอร์ดแพลตฟอร์มที่ผู้วิจัยเลือกใช้ในการทดสอบและสร้างโมเดล มีอุปสรรคไม่สามารถส่งออกแบบจำลอง (export) ไปใช้งานข้ามแพลตฟอร์มไปยังแพลตฟอร์มอื่นได้ ทำให้พบข้อจำกัดในการนำแบบจำลองที่ทดสอบไปใช้ยังแพลตฟอร์มอื่นที่ยืดหยุ่นในการใช้งานได้มากกว่า

แนวทางการแก้ปัญหาและอุปสรรค สามารถทำได้โดยหน่วยงานหลักหน่วยงานหนึ่ง รับผิดชอบการข้อมูลเพื่อเก็บรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องและสร้างระบบ การเชื่อมต่อแบบ API (Application Programming Interface) ที่สามารถดึงข้อมูลได้จากแหล่งข้อมูลที่น่าเชื่อถือ ส่วนในขั้นตอนการพัฒนาแดชบอร์ดผู้วิจัยได้ทำการสร้างแบบจำลองด้วยภาษา Python โดยอ้างอิงการตั้งค่าจากการทดสอบแบบจำลองในโปรแกรม RapidMiner ซึ่งค่าที่ได้อาจมีความคลาดเคลื่อนเล็กน้อย

5.3 ข้อเสนอแนะ

ผลจากการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลาง ผู้วิจัยมีข้อเสนอแนะดังนี้

1. ควรศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำเป็นรายชั่วโมง เพื่อเพิ่มประโยชน์ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ให้ทันต่อเหตุการณ์ฉับพลันยิ่งขึ้น
2. ควรเพิ่มข้อมูลปัจจัยระยะทางจากสถานีวัดอากาศ เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์มากขึ้น
3. ควรเพิ่มข้อมูลปัจจัยที่ใช้ในการพยากรณ์ จากข้อมูลการพยากรณ์อากาศล่วงหน้า 3-7 วัน จากกรมอุตุนิยมวิทยา เพื่อสามารถสร้างจำลองน้ำไหลเข้าเขื่อนบางลางล่วงหน้าได้ในระยะเวลาที่ยาวนานขึ้น และค่าที่ได้สอดคล้องกับสถานการณ์ความเป็นจริงมากขึ้น

บรรณานุกรม

- [1] กรมบริหารทรัพยากรน้ำ, (2558). *ความรู้ การบริหารจัดการทรัพยากรน้ำ*
- [2] กรมบริหารทรัพยากรน้ำ, (2559). *ความรู้ด้านทรัพยากรน้ำ ที่นักจัดการลุ่มน้ำมีอาชีพควรรู้*
- [3] ไทยรัฐ(ออนไลน์). (7 มกราคม 2564). *แม่น้ำปัตตานีล้นตลิ่งไหลเข้า ต.ท่าสาป ชาวบ้านยะลาเดือดร้อนน้ำท่วมสูง* [ออนไลน์]. เข้าถึงจาก <https://www.thairath.co.th/news/local/south/2007925>
- [4] สำนักข่าวอิสรา. (7 มกราคม 2564). *ยะลาจม "บางกลาง" เร่งระบายน้ำ – ชาวบ้านคึกแค้นจับปลาบึกจากเขื่อน* [ออนไลน์]. เข้าถึงจาก <https://www.isranews.org/article/south-news/south-slide/94865-yaladam.html>
- [5] บีบีซี(ไทย). (19 มกราคม 2564). *น้ำท่วม : เกษตรกรสวนทุเรียนในยะลาสูญนับล้าน หลังเขื่อนบางกลางระบายน้ำเข้าพื้นที่เพาะปลูก* [ออนไลน์]. เข้าถึงจาก <https://www.bbc.com/thai/thailand-55718328>
- [6] สำนักข่าวอิสรา. (19 มกราคม 2564). *ชาวบ้านร้องเหยียวยา เหตุเขื่อนบางกลางปล่อยน้ำท่วมทำเสียหาย* [ออนไลน์]. เข้าถึงจาก <https://www.isranews.org/article/south-news/south-slide/94999-banglangdam.html>
- [7] มติชนออนไลน์. (13 กรกฎาคม 2559). *ฮือฮา เมืองโบราณอายุกว่า 100 ปี โผล่กลางเขื่อนยะลา หลังจมใต้บาดาลกว่า 36 ปี!* [ออนไลน์]. เข้าถึงจาก https://www.matichon.co.th/entertainment/arts-culture/news_210726
- [8] J. A. Awan and D.-H. Bae, *Application of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for dam inflow prediction using long-range weather forecast*. 2013. doi: 10.1109/icdim.2013.6693963.
- [9] L.-C. Chang et al., “Building an Intelligent Hydroinformatics Integration Platform for Regional Flood Inundation Warning Systems,” *Water*, vol. 11, no. 1, p. 9, Dec. 2018, doi: 10.3390/w11010009.
- [10] F. Salazar, R. A. Morán, M. A. R. Toledo, and E. Oñate, “Data-Based Models for the Prediction of Dam Behaviour: A Review and Some Methodological Considerations,” *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 24, no. 1, pp. 1–21, Jul. 2015, doi: 10.1007/s11831-015-9157-9.
- [11] M. Khan, M. Z. Islam, and M. Hafeez, “Evaluating the performance of several data mining methods for predicting irrigation water requirement,” in *The 10th Australasian Data Mining Conference: AusDM*, Australian Computer Society Inc., Sydney, 2012, pp. 199-208.
- [12] T. Egawa, K. Suzuki, Y. Ichikawa, T. Iizaka, T. Matsui, and Y. Shikagawa, *A water flow forecasting for dam using neural networks and regression models*. 2011. doi: 10.1109/pes.2011.6038925.

- [13] D.-H. Bae, D. H. Jeong, and G. Kim, “Monthly dam inflow forecasts using weather forecasting information and neuro-fuzzy technique,” *Hydrological Sciences Journal-journal Des Sciences Hydrologiques*, vol. 52, no. 1, pp. 99–113, Feb. 2007, doi: 10.1623/hysj.52.1.99.
- [14] N. B. Elizaga, E. A. Maravillas, and B. D. Gerardo, *Regression-based inflow forecasting model using exponential smoothing time series and backpropagation methods for Angat Dam*. 2014. doi: 10.1109/hnicem.2014.7016185.
- [15] A. Nayab and M. Faisal, “Water Management in Tarbela Dam By using Bayesian Stochastic Dynamic Programming in Extreme Inflow Season,” *Journal of Civil & Environmental Engineering*, vol. 08, no. 02, Jan. 2018, doi: 10.4172/2165-784x.1000299.
- [16] ระวีเวช จาติเกตุ และ ชูโชค อายุพงษ์, “การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้า ฝ่ายแม่แตง เขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล และเขื่อนแม่กวางอุดมธารา ภายใต้โครงการเพิ่มปริมาณน้ำในอ่างเก็บน้ำเขื่อนแม่กวางอุดมธาราม,” *วารสารวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่*, ปีที่ 22, ฉบับที่ 2, หน้า 14-30, 2558.
- [17] วรารัฐ วุฒิมวิชัย, สันติ ทองพำนัก, นิमित เฉิดฉันทพิพัฒน์, อารีญา ฤทธิมา และ นันทพันธ์ุ เกษมพันธ์ุ, “การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดยระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์,” ใน *การประชุมทางวิชาการของมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ครั้งที่ 42: สาขาวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพฯ, หน้า 24-31, 2547.*
- [18] จักรพงษ์ แต้วจิตร และสุวัฒน์ จิตตลดากร, “การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างฯ ด้วยการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและประยุกต์ใช้วิธีเจเนติกอัลกอริทึมเพื่อหาโค้งปฏิบัติงานอ่างเก็บน้ำที่เหมาะสม กรณีศึกษาโครงการอ่างเก็บน้ำห้วยเสลา จังหวัดอุทัยธานี,” *วิศวกรรมสาร มก.*, ปีที่ 18, ฉบับที่ 54-55, หน้า 27-47, 2547.
- [19] วีระยุทธ พิมพาภรณ์, ปรียาภรณ์ พูลทอง และบุษกร แก้ววิเชียร, “การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล,” ใน *การประชุมวิชาการระดับชาติมหาวิทยาลัยรังสิต ประจำปี 2559, 29 เมษายน 2559, หน้า 361-369.*
- [20] กรมชลประทาน, สำนักบริหารโครงการ. (2562). *แนวทางและแผนงานบรรเทาภัยแล้ง ลุ่มน้ำปัตตานี*.
- [21] กรมทรัพยากรน้ำ, กองวิเคราะห์และประเมินสถานการณ์น้ำ. (2561). *ลุ่มน้ำปัตตานี*. เข้าถึงจาก <http://mekhala.dwr.go.th/>

- [22] ไกรศักดิ์ เกสร, *วิทยาศาสตร์ข้อมูล (Data Science)*. พิษณุโลก: ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยี, 2564.
- [23] สุทิน ชนະบุญ. *สถิติและการวิเคราะห์ข้อมูลในงานวิจัยสุขภาพเบื้องต้น*, ขอนแก่น: สำนักงานสาธารณสุขจังหวัดขอนแก่น, 2560.
- [24] Y. Lian, I.-C. Chan, J. Singh, M. Demissie, V. Knapp, and H. Xie, “Coupling of hydrologic and hydraulic models for the Illinois River Basin,” *Journal of Hydrology*, vol. 344, no. 3–4, pp. 210–222, Oct. 2007, doi: referred to Y. Motovilov, L. Gottschalk, K. Engeland, and A. Rodhe, “Validation of a distributed hydrological model against spatial observations,” *Agricultural and Forest Meteorology*, vol. 98–99, pp. 257–277, Dec. 1999.
- [25] M. Pini, A. Scalvini, M. U. Liaqat, R. Ranzi, I. Serina, and T. Mehmood, “Evaluation of Machine Learning Techniques for Inflow Prediction in Lake Como, Italy,” *Procedia Computer Science*, vol. 176, pp. 918–927, Jan. 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.09.087.
- [26] A. Mahmoodzadeh et al., “Presenting the best prediction model of water inflow into drill and blast tunnels among several machine learning techniques,” *Automation in Construction*, vol. 127, p. 103719, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.autcon.2021.103719.
- [27] D. Zhang et al., “Modeling and simulating of reservoir operation using the artificial neural network, support vector regression, deep learning algorithm,” *Journal of Hydrology*, vol. 565, pp. 720–736, Oct. 2018, doi: 10.1016/j.jhydrol.2018.08.050.
- [28] Z. C. Herbert, Z. Asghar, and C. A. Oroza, “Long-term Reservoir Inflow Forecasts: Enhanced Water Supply and Inflow Volume Accuracy Using Deep Learning,” *Journal of Hydrology*, vol. 601, p. 126676, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.jhydrol.2021.126676.
- [29] RapidMiner. (2021, Oct. 22) *The core of RapidMiner is open source* [Online]. Available: https://docs.rapidminer.com/latest/studio/operators/modeling/predictive/neural_nets/deep_learning.html.
- [30] นัจรีภรณ์ สิมมารุณ, “ภาวะ Multicollinearity กับ การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ,” *วารสารการวัดผลการศึกษา มหาวิทยาลัยมหาสารคาม*, ปีที่ 16, ฉบับที่ 1, หน้า 23-29, 2561.
- [31] J. Hong et al., “Development and Evaluation of the Combined Machine Learning Models for the Prediction of Dam Inflow,” *Water*, vol. 12, no. 10, p. 2927, Oct. 2020, doi: 10.3390/w12102927.

- [32] M. Babaei, R. Moeini, and E. Ehsanzadeh, “Artificial Neural Network and Support Vector Machine Models for Inflow Prediction of Dam Reservoir (Case Study: Zayandehroud Dam Reservoir),” *Water Resources Management*, vol. 33, no. 6, pp. 2203–2218, Apr. 2019, doi: 10.1007/s11269-019-02252-5.
- [33] S.-W. Lee and Y. C. Kang, “Predicting Inflow Rate of the Soyang River Dam Using Deep Learning Techniques,” *Water*, vol. 13, no. 17, p. 2447, Sep. 2021, doi: 10.3390/w13172447..
- [34] ศิระพิสิษฐ์ พัฒนพงศ์อนันต์, ธนกร ทรงเจริญ และเอกพันธ์ มาเลิศ, “การพัฒนาระบบสารสนเทศของกลุ่มน้ำประธารานในประเทศไทย.” *ภาควิชาวิศวกรรมชลประทาน คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์*, 2557.

ภาคผนวก
ผลงานตีพิมพ์และเผยแพร่

Benhawan, A., Matayong, S., & Choksuchat, C. (2022, January). Forecasting Water Inflow for Bang Lang Dam. In 2022 IEEE 12th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC) (pp. 0229-0233). IEEE.

2022 IEEE 12th Annual Computing and Communication Workshop and
Conference (CCWC)

Virtual Conference, Las Vegas, U.S.A.

 ISBN: 978-1-6654-8303-2

2022 IEEE 12th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)

26th – 29th January 2022
VIRTUAL CONFERENCE

Las Vegas , USA

SPONSORS

Editors
Prof. Rajashree Paul

Forecasting Water Inflow for Bang Lang Dam

Akmal Behawan
*Management of Information
 Technology*
*Faculty of Engineering,
 Prince of Songkla University*
 Songkla, Thailand
6010121025@psu.ac.th

Sureena Matayong
*Management of Information
 Technology*
*Faculty of Engineering,
 Prince of Songkla University*
 Songkla, Thailand
sureena.m@psu.ac.th

Chidchanok Choksuchat
ICT, Division of Computational Science
*Faculty of Science,
 Prince of Songkla University*
 Songkla, Thailand
chidchanok.ch@psu.ac.th

Abstract— The information about water inflow for Bang Lang Dam Thailand is very important to the Pattani river management in order to manage the built multipurpose water storage dam for power generation and agriculture in the area. The management of water can be more efficient if the accurate forecasting of the water inflow into the dam is acknowledged. This study applied the H2O deep learning model, which is a multi-layer feed-forward Artificial Neural Network (ANN) to create the model for water inflow forecasting. The data was daily from January 1, 2012 to December 31, 2020. The model performed accuracy with MAE: 1.300, RMSE: 3.111, R²: 0.767, R: 0.876 which provided a good result.

Keywords— deep learning, forecasting, water inflow, Bang Lang Dam

I. INTRODUCTION

Water is a natural resource that is essential to life, economic and social development. The natural water used by people of all areas, including atmospheric water (rain), surface water and groundwater. These are a natural product exists in nature by itself, which we cannot produce more or reduce the amount as needed. As a result, some years there may be dearth, causing less water in rivers and streams, which unable to share thoroughly. However, some other years, it rains continuously until it is damaged the property and community areas due to flooding. Also, the presence of waste water or water pollution occurring in many areas can cause the crisis of water.

Water management is a process and method used to manage water resources, including procuring, developing, allocating, and using them for various purposes. It is also including the conservation and restoration of water resources for sustainable use such as solving problems caused by water resources in both quantity and quality aspects. Water management must be coordinated and integrated into many ways in order to make the most of water resources. At present, the Pattani river management of Thailand facing problems of water management from various factors, including global warming. The dearth during El Niño La Niña has resulted in drought problems as well as repeated floods over the years. This causes damage to life and property especially the agricultural areas are affected, which results in loss of productivity and other economic growth opportunities. In spite of the development of reservoirs, basins, dams, and numerous large, medium and small irrigation systems. In fact, the water storage and irrigation systems lack effective water management. This causes too little water in the storage that aggravates the dearth and finally causes a shortage of water for consumption and agriculture generally impacts on ecosystems downstream and vice versa. On the other hand, if there is too much water in

the event of heavy and long rainfall, it will cause flooding to aggravate in a wide area including the crisis of the dam break that the damage is huge.

Pattani River Basin is located in the south of Thailand. It has a total watershed area of 3,684.21 sq km. Most of the area covers Yala and Pattani provinces and some parts of Songkhla and Narathiwat. The watershed is a longitudinal line, positioned along the north-south line. Pattani river is the main river and has the Yaha river as a tributary. In the end, there is a canal Nong Chik separated from the Pattani river with many other small canals. The Pattani river originates from the Sanglakiri Mountain Range in Betong district, Yala province, which flows from the south to the north and flows into the Gulf of Thailand at Mueang district Pattani province. Most of the area is forested with a slightly flat area. The lower part of the basin is a plain. The length of the river is about 210 kilometers.

Bang Lang Dam is a multipurpose dam that blocks the Pattani river, located at Ban Bang Lang, Khuean Bang Lang subdistrict, Bannang Sata district, Yala province. It is considered the first multi-purpose dam project in the south. The Electricity Generating Authority of Thailand is the main culprit of the construction, which was completed in June 1981. Since then, the Bang Lang Dam reservoir can benefit in the field of irrigation for farmland in Yala and Pattani provinces. It is an area of more than 380,000 hectares, where the released water can be used to generate about 200 million units of electric power per year, helping to promote the power system in the south to be more stable. It is a by-product that has enormous benefits. It also helps alleviate flooding in the lower area of the Pattani River Basin that has always happened. This area is an important inland fishery in the southern region that helps to provide the job and income for the people living near the dam. Moreover, it is a tourist attraction as well.

From such information, it can be seen that Bang Lang Dam is very important for the Pattani river management. This is because it is an important water reservoir of the Pattani river that affects irrigation, electricity generation, water allocation for agriculture and including protection against floods and dearth. Thus, effective water management is required. The key factor in determining the amount of water inflow into a dam can come from many factors such as rainfall, overflow or other weather conditions, which will affect the total amount of water in the dam. This research focuses on studying and analyzing factors affecting the amount of water inflow into the dam by applying the H2O deep learning model, a multi-layer feed-forward Artificial Neural Network (ANN) to create the model for water inflow forecasting. The created model can be created a smart report

of water inflow information for the maximum benefit of water management in the Bang Lang Dam.

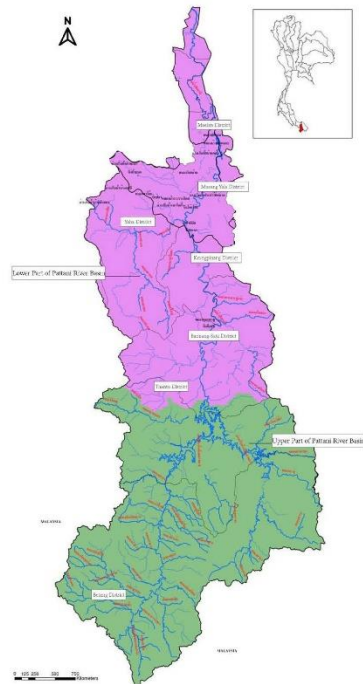


Fig. 1. Map of Pattani river basin

II. RELATED WORKS

A. Literature Review

Jhangir Ashraf Awan and Deg-Hyo Bac [1] studied system for forecasting the amount of water inflow into the dam by long-term forecasting by using Adaptive Neuro-fuzzy Inference System (ANFIS). In this short term forecasting of water inflow into dams is used for flood protection systems. This is a real-time data processing, but long-term forecasting of water inflow into the dam is used for planning years in advance. For example, in agricultural planning, water use, and hydroelectric power generation, This study applied ANFIS principles for long-term planning by studying rainfall data and the internal temperature of 60 data collection stations. The data split into two models: Model A uses normal rainfall, Model B uses average rainfall from forecasts, which the result shows Model B is more accurate.

Michele Pini et al [2] studied the evaluation of machine learning techniques for inflow prediction in lake Como, Italy. The study compared Linear Regression (LR), Random Forests (RF), Support Vector Regression (SVR) and Artificial Neural Networks (ANNs) techniques. The

experimental results show that ANN is better estimate streamflow.

Li-Chiu Chang et al [3] developed the Intelligent Hydro informatics Integration Platform (IHIP) to create a flood warning system by showing the results as a flood map using machine learning techniques. The data was analyzed from flowing water, rainfall and current rainfall. The model was created a display of a flood forecast map, the current water volume in the form of web service on all platforms.

Fernando Salazar et al [4] reviewed the forecasting literature on dams based on past work. 7 types of dam forecasting and analysis techniques were organized: 1) Hydrostatic-Seasonal-Time (HST) Models 2) Model to Account for Delayed Effects 3) Auto Regression Models 4) Neural Networks 5) Adaptive Neuro- Fuzzy Inference (ANFIS), 6) Principal Component Analysis (PCA) and Dimensionality Reduction, and 7) Other Machine Learning (ML) techniques such as Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbors (KNN), Genetic Algorithms (GA) and Random Forest. A summary of 59 literature from 1985-2015 was summarized into two points: ML techniques are important in dam safety management and engineering-based judgments are necessary to make safe decisions.

Mahmood A. Khan, Md Zahidul Islam and Mohsin Hafeez [5] studied the accuracy of forecasting irrigation water demand from six different data mining models. To compare the performance of DTs, ANNs, Systematically Developed Forest of Multiple Trees (SysFor), SVM, Logistic Regression and traditional Evapotranspiration (ET) methods. The factors include maximum-minimum temperature, wind speed, humidity, rainfall and solar radiation. As a result, SysFor provides the most accurate performance at 97.5%.

T. Egawa, et al. [6] studied a dam inflow forecasting model using NNs and Regression to manage dam water safety in both normal and flooding seasons by forecasting the amount of water in advance within 1 day from the available information. Two models were obtained in two types of dams: regression model was used in dams without tributaries because it is not complicated, easy to understand. The NNs are used to forecast dams with tributaries because there are more factors involved.

Deg-Hyo Bae, Dae Myung Jeong and Gwangseob Kim [7] studied dam water inflow forecasting using ANFIS forecasting data to optimize the forecasting of water inflow into Soyanggang Dam, South Korea from the old system that uses only historical data. The researchers compared the models from the dataset that does not use weather forecast data with the weather forecast dataset. The results showed that the forecast weather data had higher correlation coefficient values and lower Root Mean Square Error (RMSE) values.

Noel B. Elizaga, Elmer A. Maravillas, and Bobby D. Gerardo [8] studied a model for forecasting water inflow into dams. The exponential smoothing time series method was compared with the NN backpropagation of Angat Dam, Philippines using the past 5 days water volume data to forecast daily water volume. It turns out that exponential smoothing model gives $r=0.852$ while backpropagation model gives $r=0.959$.

Ayesha Nayab and Muhammad Faisal [9] studied water management in the Tarbela Pakistan during torrential rain (15 June to 31 September) by building a water forecasting model using Bayesian's Stochastic Dynamic Programming statistical technique. The researchers studied and compared it with the model obtained from forecasting the inflow of water Autoregression and ANN. The study found that Bayesian had lower Mean Absolute Error (MAE) values, which the model used to determine water release policies during the flood season.

Arsalan Mahmoodzadeh, et al. [10] conducted a comparative best prediction model of water inflow into drill and blast tunnel by collecting water inflow data from 13 road tunnel construction sites in Iran. Data collected from the depth of drill and blast tunnels, groundwater content, rock quality. The study of prediction model using various machine learning techniques such as Long Short-Term Memory (LSTM), Deep Neural Networks (DNN), KNN, Gaussian Process Regression (GPR), Support Vector Regression (SVR) and Decision Tree (DT) to forecast water inflow data. Forecast results were measured using R^2 , MAE, and RMSE values. The most accurate RMSE was 4.07486, of which DNN, GPR, SVR, KNN, and DT were the second most accurate, respectively, with RMSE values 4.66526, 5.77216, 12.95589, 16.63670, and 17.99058.

Di Zhang, et al. [11] studied modeling and simulating of reservoir operation using ANN, SVR and LSTM based on the water retention data of the Gezhouba dam across Yangtze river in China where the longest retention data exists. The study used monthly, daily and hourly data basis to compare the models. As a result, LSTM gave the most accurate water forecasting results in all cases of the time scale and water flow volume dimensions; monthly, daily and hourly scales for the time scale dimension, and low, intermediate and high for water flow volume dimensions.

Zachary C. Herbert, Zeeshan Asghar, and Carlos A. Oroza [12] studied long-term reservoir inflow forecasts: optimizing water use and water management using deep learning. The study applied Snow Water Equivalent (SWE) and reservoir time-series data inflow during April-July period between 1990 – 2020 of the Upper Stillwater Reservoir, Utah in the USA. The investigators improved the optimal parameters between LSTM and Convolutional Neural Network (CNN) techniques using Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) statistical techniques to optimize the efficiency of LSTM and CNN techniques. The accurate result disclose a simple LSTM-LSTM was the best performing model.

From the review, it was found that the forecast of the amount of water inflow into the dam bringing the surrounding weather information, will increase the accuracy of forecasting. From the review of literature, it was found that the forecast of the amount of water inflow into the dam will increase the accuracy performance when considering factors that are surrounding weather information. From the context of Bang Lang Dam, Yala province, which is a multipurpose dam located in the monsoon area therefore the relevant factors include rainfall, atmospheric pressure, humidity and temperature of the various rainfall and weather measurement stations to create a model using the ANN technique and measure the performance with the most efficient of accuracy values.

III. DATA PREPARATION

This study collected water inflow volumes at Bang Lang dam, Yala province, include rainfall, atmospheric pressure, humidity and temperature data factors from 4 weather measurement stations in the Pattani River Basin above the Bang Lang dam from the Royal Irrigation Department, Ministry of Agriculture and Cooperatives and the Department of Water Resources, The Ministry of Water Resources and Environment used daily data from January 1, 2012 to December 31, 2020. The feature data are as follow:

- Daily Water inflow to Bang Lang Dam
- Daily rainfall
- Daily average temperature
- Daily average air pressure
- Daily average relative humidity

TABLE I. SUMMARY OF FEATURES CONSIDERED IN ANALYSIS

Feature Name	Description
Inflow	Inflow water to Bang Lang Dam [10^6 m^3]
Inflow_1d	Inflow water to Bang Lang Dam in one day before [10^6 m^3]
Inflow_2d	Inflow water to Bang Lang Dam in two day before [10^6 m^3]
Rain	Rainfall in a day [mm]
Rain_1d	Rainfall in one day before [mm]
Rain_2d	Rainfall in two day before [mm]
Hum	Relative humidity [%RH]
Press	Barometric pressure [hPA]
Temp	Temperature [$^{\circ}\text{C}$]

TABLE I presents the features of the dataset that is considered for analysis. All data was collected from selected stations by located in the upper part of Pattani River Basin which is the watershed of Bang Lang dam as shown in Fig. 1, which received data from 4 stations as shown in TABLE II.

TABLE II. WEATHER STATIONS IN THE UPPER PATTANI RIVER BASIN

Station list	Location	Latitude, longitude
BLD1	Banglang Dam, Banang-sata District, Yala Province	6.1608816, 101.2752384
BTGH	Tambon Yarom, Betong District, Yala Province	5.775768, 101.0924864
STH031	Ban Wang Sai, Than-To District, Yala Province	6.0092804, 101.2680512
VLGE35	Ban Muang, Betong District, Yala Province	5.9237996, 101.125984

All collected data total 5,112 records between January 1, 2012 to December 31, 2020 with 22 Attributes. Convert hourly data to find the average of the day, manage the missing value and fill by mean. Then analyzing with H2O deep learning and adjust epochs for stable values.

IV. MODEL DESCRIPTIONS AND PERFORMANCE

The objectives of this study were to analyze the factors affecting the inflow of water in the dam in order to create

and test a model for forecasting water inflow in Bang Lang Dam.

A. H2O Deep Learning (Feedforward Neural Network)

H2O Deep Learning developed base on multi-layer feed-forward artificial neural network for predictive modeling as Fig. 2. Model can contain many hidden layers. A feedforward neural network (ANN) is also known as a deep neural network (DNN) or multi-layer perceptron (MLP) Model [13].

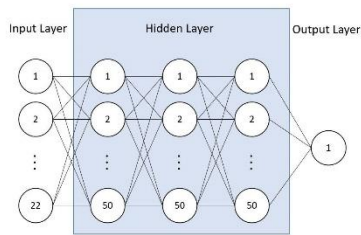


Fig. 2. Diagram of the 1120 deep learning network.

B. Comparison of the Accuracy

After creating the model then run the forecast to find a suitable model and compare it with the actual value. Next, compare the accuracy of each individual model based on the value of Root Mean Square Error (RMSE), correlation coefficient (U) and The Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

1) Root Mean Square Error : RMSE

RMSE is a value that shows the discrepancy between the estimated values from the model and the actual data values. If the RMSE is near zero, it means that the model has small discrepancies and can be used as a suitable representation of the real data. There is an equation as follows:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{Y}_t - Y_t)^2}$$

where \hat{Y}_t is predicted data
 Y_t is actual data

2) The correlation coefficient : CC : R

CC is the relationship of two variables, for example, what is the relationship between X and Y, with a range of -1 to 1, the meaning of the number is

-1.00 to -0.70 : Strong Negative (two variables are inverse)

-0.69 to -0.31 : Weak Negative

-0.30 to 0.30 : No correlation (two variables are not correlated)

0.31 to 0.69 : Weak Positive

0.70 to 1.00 : Strong Positive (two variables have values together).

C. Performance

Optimizing the model in the experiment is done by fetching the prepared data by splitting the training dataset and test dataset with a ratio of 70:30. Using a deep learning H2O set hidden layer model at L1 and L2 50 layers, we ran the Epochs setup test and measured the performance to determine the best Epochs with RMSE. The results obtained at Epochs 14 were valid. The best RMSE and correlation is shown in Fig. 3.

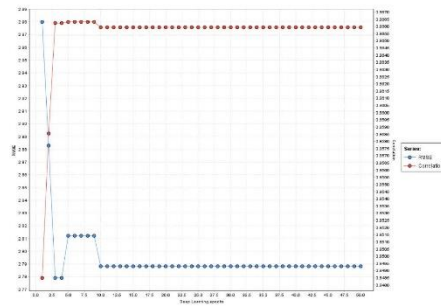


Fig. 3. RMSE and correlation of training model

V. RESULT AND DISCUSSION

The model was obtained from the previous steps. As shown in Fig. 3, RMSE and Correlation stabilized after epochs >10, epochs 20 was chosen for the H2O deep learning model. Forecasts of the test data were 5112 records, of which the experiments measured MAE: 1.300, RMSE: 3.111, R²: 0.767, R: 0.876, and when plotting the result as a graph, will be as shown in Fig. 4-6.

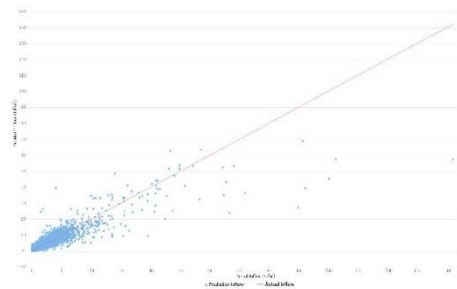


Fig. 4. Scatter plotting of predicted inflow vs actual inflow

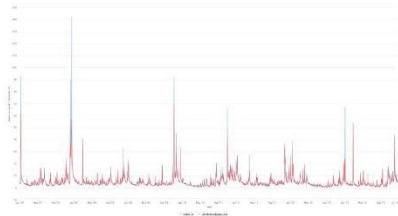


Fig. 5. Predicted inflow vs actual inflow (2007-2014)

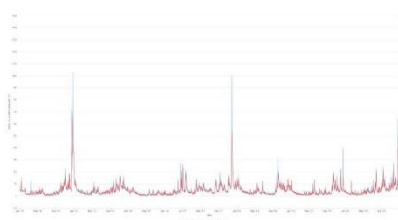


Fig. 6. Predicted inflow vs actual inflow (2014-2020)

VI. CONCLUSION

The forecasting of water inflow of Bang Lang Dam by applying the H2O Deep Learning model (ANN), which includes the dataset from many stations involved rainfall, atmospheric pressure, humidity, and temperature factors. The model can forecast the amount of water that will flow into the dam, leading to the planning of water efficiency management. The results of the experiment were satisfactory: RMSE was 3.111 and correlation (R) was 0.876, which was equal to square correlation (R^2) was 0.767. Lian et al. [14] indicated that if greater than 0.75 is a good prediction. Which after this the researcher will use the results of the experiment to create a dashboard system showing the forecast of water inflow in Bang Lang Dam.

REFERENCES

- [1] J. A. Awan and D. Bae, "Application of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for dam inflow prediction using long-range weather forecast," *Eighth International Conference on Digital Information Management (ICDIM 2013)*, 2013, pp. 247-251, DOI: 10.1109/ICDIM.2013.6693963.
- [2] M. Pini, A. Scalvini, M. U. Liaqat, R. Ranzi, I. Serina, and T. Mehmood, "Evaluation of machine learning techniques for inflow prediction in Lake Como, Italy," in *Procedia Computer Science*, 2020, vol. 176, pp. 918-927, DOI: 10.1016/j.procs.2020.09.087.
- [3] L. C. Chang et al., "Building an intelligent hydroinformatics integration platform for regional flood inundation warning systems," *Water (Switzerland)*, vol. 11, no. 1, MDPi AG, Dec. 21, 2018, DOI: 10.3390/w11010009.
- [4] F. Salazar, R. Morán, M. Toledo, and E. Oñate, "Data-Based Models for the Prediction of Dam Behaviour: A Review and Some Methodological Considerations," *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 24, no. 1, Jan. 2017, DOI: 10.1007/s11831-015-9157-9.
- [5] M. A. Khan, Z. Islam, and M. Hafeez, "Evaluating the Performance of Several Data Mining Methods for Predicting Irrigation Water Requirement," in *Proceedings of the Tenth Australasian Data Mining Conference (AusDM 2012)*, Sydney, Australia, 2012, pp. 199-207.
- [6] T. Egawa, K. Suzuki, Y. Ichikawa, T. Iizaka, T. Matsui and Y. Shikagawa, "A water flow forecasting for dam using neural networks and regression models," 2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting, 2011, pp. 1-6, DOI: 10.1109/PES.2011.6038925.
- [7] D. H. Bae, D. M. Jeong, and G. Kim, "Monthly dam inflow forecasts using weather forecasting information and neuro-fuzzy technique," *Hydrological Sciences Journal*, vol. 52, no. 1, pp. 99-113, Feb. 2007, DOI: 10.1623/hysj.52.1.99.
- [8] N. B. Elizaga, E. A. Maravillas and B. D. Gerardo, "Regression-based inflow forecasting model using exponential smoothing time series and backpropagation methods for Angat Dam," 2014 International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management (INICEM), 2014, pp. 1-6, DOI: 10.1109/INICEM.2014.7016185.
- [9] A. Nayab and M. Faisal, "Water Management in Tarbela Dam By using Bayesian Stochastic Dynamic Programming in Extreme Inflow Season," *Journal of Civil & Environmental Engineering*, vol. 08, no. 02, 2018, DOI: 10.4172/2165-784x.1000299.
- [10] A. Mahmoodzadeh et al., "Presenting the best prediction model of water inflow into drill and blast tunnels among several machine learning techniques," *Automation in Construction*, vol. 127, Jul. 2021, DOI: 10.1016/j.autcon.2021.103719.
- [11] D. Zhang et al., "Modeling and simulating of reservoir operation using the artificial neural network, support vector regression, deep learning algorithm," *Journal of Hydrology*, vol. 565, pp. 720-736, Oct. 2018, DOI: 10.1016/j.jhydrol.2018.08.050.
- [12] Z. C. Herbert, Z. Asghar, and C. Oroza, "Long-term Reservoir Inflow Forecasts: Enhanced Water Supply and Inflow Volume Accuracy Using Deep Learning," *Journal of Hydrology*, vol. 601, Oct. 2021, DOI: 10.1016/j.jhydrol.2021.126676.
- [13] RapidMiner (2021) The core of RapidMiner is open source. https://docs.rapidminer.com/latest/studio/operators/modeling/predictive/neural_nets/deep_learning.html. Accessed 22 Oct 2021.
- [14] Lian, Y., Chan, I-Chi, Singh, J., Demissie, M., Knapp, V. and H. Xie(2007). Coupling of hydrologic and hydraulic models for the Illinois River Basin. *Journal of Hydrology* 344:210-222. referred to Motovilov, Y.G., Gottschalk, L., Engeland, K., and A.Rohde (1999), Validation of a distributed hydrological model against spatial observations. *Agriculture and Forest Meteorology* 98-99, 257-277

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ สกุล นายอักษมาล เบ็ญหาวัน

รหัสประจำตัวนักศึกษา 6010121025

วุฒิการศึกษา

วุฒิ	ชื่อสถาบัน	ปีที่สำเร็จการศึกษา
วท.บ. (วิทยาการคอมพิวเตอร์)	มหาวิทยาลัยราชภัฏยะลา	2550
ประกาศนียบัตรวิชาชีพครู	มหาวิทยาลัยราชภัฏยะลา	2551

ตำแหน่งและสถานที่ทำงาน

นักวิชาการคอมพิวเตอร์ คณะมนุษยศาสตร์และสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยราชภัฏยะลา

การตีพิมพ์เผยแพร่ผลงาน

Benhawan, A., Matayong, S., & Choksuchat, C. (2022, January). Forecasting Water Inflow for Bang Lang Dam. In 2022 IEEE 12th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC) (pp. 0229-0233). IEEE.