โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อคาดการณ์ปริมาณน้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา จากข้อมูลเซนเซอร์วัดระดับน้ำในภาคเหนือ ภาคกลาง และระดับน้ำทะเล

พร้อมพงศ์ ประไพย์[1*] และ ชัยพร เขมะภาตะพันธ์[1]

[1]หลักสูตรวิศวกรรมคอมพิวเตอร์และโทรคมนาคม วิทยาลัยนวัตกรรมด้านเทคโนโลยีและวิศวกรรมศาสตร์
มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิต
*prompong.pp2536@gmail.com

บทคัดย่อ

จากสถานการณ์อุทกภัยในประเทศไทย ส่งผลกระทบต่อความเป็นอยู่ของประชากร ทั้งในภาคการเกษตร สังคมและเศรษฐกิจ โดยเฉพาะอย่างยิ่งกรุงเทพมหานคร ซึ่งเป็นเมืองสำคัญทางเศรษฐกิจของไทย เมื่อเกิดอุทกภัยในกรุงเทพมหานครจะส่งผลต่อภาพรวมทางเศรษฐกิจของประเทศไทยได้ จึงต้องศึกษาวิธีและวิจัยเพื่อแก้ปัญหาสถานการณ์อุทกภัยให้ยั่งยืน ดังนั้น ผู้วิจัยจึงได้ดำเนินการศึกษาวิธีคาดการณ์ปริมาณน้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งมีการ สังเคราะห์และคัดกรองคุณลักษณะ (Attribute) ด้วยการด้วยวิธีการแรปเปอร์ (Wrapper Method) แบบวิธีลดตัวแปร (Backward Elimination) โดยมีจุดประสงค์เพื่อคัดเลือกข้อมูลที่มีผลต่อการคาดการณ์น้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา และวิเคราะห์จำนวนโหนด และ จำนวนชั้นของชั้นซ่อน (Hidden layer) ให้เกิดความแม่นยำในการคาดการณ์ โดยกำหนดผลลัพธ์ การทำนายเป็นค่าปริมาณน้ำที่มาตรวัดน้ำเจ้าพระยาที่จุดวัดระดับคลองลาดพร้าว ทั้งนี้ในการทดลองสร้างโมเดลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ โปรแกรมภาษา Python โดยใช้ ไลบรารี scikit-learn และคัดกรอง คุณลักษณะผ่านโปรแกรม SPSS โดยใช้วิธีลดตัวแปรจากข้อมูลนำเข้าที่รวบรวมเป็นข้อมูลรายวัน ตั้งแต่วันที่ 1 ม.ค. 2560 - 31 ธ.ค. 2565 ทั้งหมด 2,191 วัน เป็นข้อมูลในภาคเหนือและภาคกลาง ประกอบด้วยข้อมูลอ่างเก็บน้ำและเขื่อน จำนวน 131 สถานี ปริมาณน้ำฝนจากสถานีวัด จำนวน 35 สถานี มาตรวัดน้ำทะเลที่ป้อมพระจุลจอมเกล้า และมาตรวัดน้ำเจ้าพระยา โดยจะแบ่งเป็นกลุ่มเรียนรู้ (Train Set) จำนวน 1,753 วัน คิดเป็นร้อยละ 80 และกลุ่มทดสอบ (Test set) จำนวน 438 วัน คิดเป็นร้อยละ 20 และตั้งค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยการปรับค่าจำนวนชั้นของชั้นซ่อน เป็น 1-6 ชั้น และจำนวนโหนดในแต่ละชั้นเป็น 500-2,000 โหนด ซึ่งจากการวิจัยพบว่าคุณลักษณะสำคัญที่ใช้ในการวิเคราะห์ มีจำนวน 96 คุณลักษณะ ประกอบด้วย 1) ค่าจากสถานีวัดระดับน้ำในอ่างเก็บน้ำและเขื่อนในภาคเหนือและภาคกลาง จำนวน 22 สถานี 2) ปริมาณน้ำฝนภาคเหนือและภาคกลาง จำนวน 61 สถานี และ 3) ค่าจากสถานีวัดระดับน้ำบริเวณเชื่อมต่อกับทะเล 1 สถานี ประกอบกับการคาดการณ์โดยกำหนด ชั้นซ่อนที่จำนวนชั้นของชั้นซ่อนเป็น 2 ชั้น และแต่ละชั้นมีโหนดจำนวน 500 โหนด ได้ประสิทธิภาพในการคาดการณ์สูงสุด โดยได้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนจากข้อมูลจริง ร้อยละ 13.13 คิดเป็นความคลาดเคลื่อนของระดับน้ำ ประมาณ 0.4 – 1.0 เมตร

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม ชั้นซ่อน การคาดการณ์ปริมาณน้ำ

Artificial neural network for predicting water levels in the Chao Phraya River from water levels sensor in Northern and Central Thailand

Prompong Prapai[1*] and Chaiyaporn Khemapatapan[1]

[1]Department of Computer and Telecommunications Engineering. Faculty of College of innovative Technology and Engineering. Dhurakij Pundit University.
*prompong.pp2536@gmail.com

Abstract

From the flood situation in Thailand, it has had an impact on the livelihood of the population, especially in the agricultural sector, society, and the economy, particularly in Bangkok, which is an important economic city in Thailand. When floods occur in Bangkok, it can affect the overall economy of the country. Therefore, research and studies have been conducted to find sustainable solutions to the flood situation. In this regard, researchers have conducted a study to predict the water level in the Chao Phraya River using artificial neural network techniques, which involve synthesis and attribute screening using the Wrapper Method and variable reduction using the Backward Elimination method. The objective is to select data that has an impact on predicting the water level in the Chao Phraya River and analyze the number of nodes and hidden layers to achieve accurate predictions. The predicted outcome is the water quantity measured at the Lad Phrao canal level measurement point in the Chao Phraya River. The experiment involved building a neural network model using the Python programming language, utilizing the scikit-learn library, and filtering features through the SPSS program. The input data collected spans from January 1, 2560, to December 31, 2565, totaling 2,191 days, including data from reservoirs and dams (131 stations), rainfall data from weather stations (35 stations), sea level data from the Chulalongkorn University tide gauge station, and water level data from the Chao Phraya River. The data was divided into a training set, consisting of 1,753 days (80% of the total), and a test set, consisting of 438 days (20% of the total). The parameters of the neural network were adjusted to achieve optimal performance by varying the number of hidden layers from 1 to 6 and the number of nodes per layer from 500 to 2,000. The research found that there are 96 important features used for analysis, including 1) water level data from reservoirs and dams in the northern and central regions (22 stations), 2) rainfall data from the northern and central regions (61 stations), and 3) water level data from the connection point to the sea (1 station). The prediction was made by setting the number of hidden layers to 2 and each layer having 500 nodes. The model achieved a maximum prediction performance with an average deviation from the actual data of 13.13%.

Keywords: Neural Network, Hidden layer, Predict the water level

1. บทนำ

จากสถานการณ์น้ำในแม่น้ำต่าง ๆ ในประเทศที่มีการเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา ทั้งที่เกิดจากการเปลี่ยนแปลงสภาพอากาศตามธรรมชาติ อาทิ การเปลี่ยนแปลงของฤดูกาล การโคจรของดวงจันทร์ทำให้เกิดแรงดึงดูดระหว่างมวลของดวงจันทร์และโลก ก่อให้เกิดปรากฏการณ์น้ำขึ้น-น้ำลง มีผลต่อการเพิ่มหรือลดของระดับน้ำในทะเลและมหาสมุทร ทำให้เกิดภาวะน้ำทะเลหนุน ส่งผลกระทบต่อระดับน้ำในแม่น้ำสำคัญของไทย การเกิดภัยพิบัติตามธรรมชาติ อาทิ ปรากฏการณ์เอลนีโญทำให้เกิดปัญหาภัยแล้งเกิดขึ้นตามมาในบริเวณกว้างของประเทศ การก่อตัวของพายุ 5 ลูก ในปี พ.ศ. 2554 ประกอบด้วย พายุโซนร้อนไหหม่า นกเตน ไห่ถาง เนสาด และนาลแก ก่อให้เกิดน้ำท่วมครั้งใหญ่ในกรุงเทพมหานคร [1] และในปี พ.ศ. 2565 เกิดพายุโซนร้อนโนรู ส่งผลให้เกิดน้ำท่วมในหลายพื้นที่ของภาคกลาง ได้แก่ นครสวรรค์ สิงห์บุรี ชัยนาท และอ่างทอง อีกทั้งยังส่งผลกระทบไปถึงพื้นที่ในกรุงเทพและปริมณฑลหลายจุดทำให้เกิดปัญหาในการคมนาคม ซึ่งเห็นได้ว่าปัญหาของการปรับตัวของระดับน้ำ มีผลต่อการใช้ชีวิตประจำวันของประชาชน ในหลายภาคส่วน อาทิ ภาคการเกษตร ภาคการคมนาคม ภาคสังคม และภาคเศรษฐกิจ และยังส่งผลต่อการพัฒนาเศรษฐกิจประเทศในระยะยาวอีกด้วย

ดังนั้น หากมีการบริหารจัดการน้ำที่เหมาะสม หรือคาดการณ์สถานการณ์น้ำได้อย่างมีประสิทธิภาพ จะสามารถช่วยบรรเทาและแก้ไขปัญหาที่อาจเกิดขึ้นได้อย่างทันท่วงที ผู้วิจัยจึงได้ศึกษาวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลจากสถิติปริมาณน้ำจากข้อมูลของเขื่อน อ่างเก็บน้ำ ปริมาณน้ำฝน และปริมาณน้ำทะเลหนุน โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อคัดเลือกข้อมูลที่มีผลต่อการคาดการณ์น้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา และเพื่อประยุกต์ใช้และวิเคราะห์จำนวนโหนดและชั้นของชั้นซ่อนในโครงข่ายประสาทเทียมให้เกิดความแม่นยำในการคาดการณ์สูงสุดในการประมาณการปริมาณน้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา เพื่อให้ได้ข้อมูลการพยากรณ์ที่มีความคาดเคลื่อนน้อยที่สุด เนื่องจากแม่น้ำเจ้าพระยาเป็นแม่น้ำสายหลักในกรุงเทพมหานคร ซึ่งเป็นเมืองศูนย์กลางทางการค้า และเศรษฐกิจหลักของประเทศไทย หากได้รับผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงสภาพอากาศหรือภัยพิบัติทางธรรมชาติ ย่อมส่งผลกระทบที่รุนแรงต่อประเทศไทยตามมาได้

2. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

2.1 เพื่อคัดเลือกข้อมูลที่มีผลต่อการคาดการณ์น้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา

2.2 เพื่อประยุกต์ใช้และวิเคราะห์จำนวนโหนดและชั้นชองชั้นซ่อน ในโครงข่ายประสาทเทียมให้เกิดความแม่นยำในการคาดการณ์สูงสุด

3. ขอบเขตการวิจัย

3.1 ข้อมูลที่ใช้วิเคราะห์เป็นข้อมูลรายวัน ตั้งแต่วันที่ 1 ม.ค. 2560 - 31 ธ.ค. 2565 ทั้งหมด 2,191 วัน เป็นข้อมูลในภาคเหนือและภาคกลาง ประกอบด้วยข้อมูลอ่างเก็บน้ำและเขื่อน 131 สถานี ปริมาณน้ำฝนจากสถานีวัด 35 สถานี มาตรวัดน้ำทะเลที่ป้อมพระจุลจอมเกล้า และมาตรวัดน้ำเจ้าพระยา โดยจะแบ่งเป็นกลุ่มเรียนรู้ จำนวน 1,753 วัน คิดเป็นร้อยละ 80 และกลุ่มทดสอบ จำนวน 438 วัน คิดเป็นร้อยละ 20

3.2 ค่าของชั้นซ่อนในโครงข่ายประสาทเทียม ในการทดลองจะใช้จำนวนชั้น สูงสุด 6 ชั้น เพิ่มขึ้นครั้งละ 1 ชั้น และจำนวนโหนดในชั้น สูงสุด 2,000 โหนด เพิ่มขึ้นครั้งละ 500 โหนด

4. การทบทวนวรรณกรรม

4.1 สถานการณ์และสาเหตุที่ทำให้เกิดน้ำท่วมในไทย

สาเหตุสำคัญที่ทำให้เกิดน้ำท่วม ส่วนใหญ่ขึ้นอยู่กับสภาพท้องที่ และความวิปริตผันแปรของธรรมชาติ แต่ในบางท้องที่การกระทำของมนุษย์ ก็มีส่วนสำคัญ ในการทำให้ภาวะการเกิดอุทกภัยนั้น มีความรุนแรงเพิ่มมากขึ้นด้วย [2] โดยสาเหตุสำคัญประกอบด้วยปัจจัยต่อไปนี้

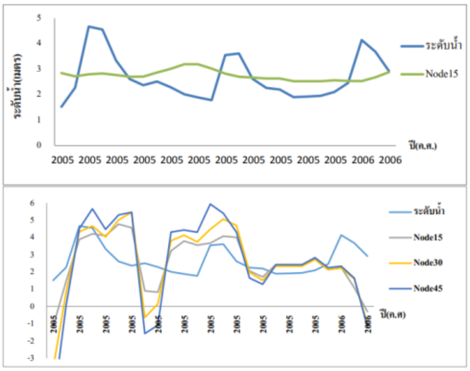
4.1.1 ฝนตกหนัก เป็นต้นกำเนิดของน้ำที่ปรากฏบนผิวโลก เมื่อฝนตกลงมาบนผิวดิน จะมีน้ำบางส่วนขังอยู่บนผิวดิน และบางส่วนซึมลงไปสะสมอยู่ในดิน เมื่อมีฝนตกมากขึ้น น้ำจะไม่สามารถซึมลงไปในดิน หรือขังอยู่บนผิวดินได้หมด จึงเกิดน้ำไหลนองไปบนผิวดิน ซึ่งรวมแล้วจะมีปริมาณมากหรือน้อย สัมพันธ์กับปริมาณ และพฤติกรรมของฝนที่ตกเสมอ จากนั้นน้ำจะไหลลงสู่ที่ลุ่มต่ำ ลำน้ำลำธาร แล้วไหลลงสู่แม่น้ำ และทะเล

4.1.2 น้ำทะเลหนุน โดยทั่วไปพื้นที่ราบลุ่มตามบริเวณสองฝั่งแม่น้ำที่อยู่ห่างจากปากอ่าว หรือทะเลไม่ไกลนัก ระดับน้ำในแม่น้ำบริเวณนั้น มักจะอยู่ในอิทธิพลน้ำขึ้นน้ำลง อันเนื่องมาจากระดับน้ำทะเลหนุนตลอดเวลา ช่วงเวลาที่ระดับน้ำทะเลหนุนสูงเกินกว่าปกติ จะทำให้เกิดสภาวะน้ำท่วมและอุทกภัย แก่พื้นที่ทำการเกษตร และในเขตที่อยู่อาศัยอย่างรุนแรงเสมอมาในช่วงเวลาที่น้ำทะเลหนุน พื้นที่ชายทะเลที่มีระดับน้ำสูงใกล้ตลิ่ง จะเกิดภาวะน้ำท่วมเสียหาย

4.1.3 การเปลี่ยนแปลงเกี่ยวกับสภาวะแวดล้อม พื้นที่หลายแห่งได้รับความเสียหายจากอุทกภัย เนื่องมาจากสภาวะแวดล้อมของพื้นที่บริเวณนั้น ๆ มีการเปลี่ยนแปลงจากสภาพเดิม อาทิ การขยายตัวของเขตชุมชน เมื่อมีการพัฒนาพื้นที่ให้เป็นชุมชน แหล่งอุตสาหกรรม หรือที่อยู่อาศัย ที่มีการถมดินปรับพื้นที่ สร้างถนน สิ่งก่อสร้างต่างๆ ขยายตัวออกไปเป็นบริเวณกว้าง เป็นเหตุให้แอ่งน้ำ หนอง บึง และลำคลองธรรมชาติถูกทำลาย ประกอบกับไม่มีระบบการระบายน้ำออกจากพื้นที่ให้เหมาะสม และมีประสิทธิภาพขึ้นแทน เมื่อถึงเวลาที่มีฝนตกหนัก จึงทำให้เกิดน้ำท่วมขังนาน และก่อให้เกิดความเสียหาย

4.2 การวิเคราะห์และคาดการณ์ระดับน้ำ

4.2.1 จากการศึกษาการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับข้อมูลจากแบบจำลองสภาพอากาศระดับภูมิภาคเพื่อคาดการณ์น้ำท่วมในเทศบาลนครเชียงใหม่ [5] ได้ศึกษาการคาดการณ์การเกิดน้ำท่วมใน จ.เชียงใหม่ โดยข้อมูลน้ำฝนรายวัน จากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 และข้อมูลระดับน้ำรายวันของสถานี P.1 สะพานนวรัฐ ตั้งแต่ปี พ.ศ.2548-2552 มาประยุกต์ใช้กับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยในการศึกษาทำการกำหนดกระบวนการเรียนรู้ให้แบบจำลองเรียนรู้ 2 แบบ คือกระบวนการเรียนรู้แบบ LM และ กระบวนการเรียนรู้แบบ BR เพื่อทำการเปรียบเทียบหาการเรียนรู้ที่ดีที่สุด และทำการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นให้กับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็น 50% (15 โหนด) n (30 โหนด) และ n+50 (45 โหนด) ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการคาดการณ์ในอนาคตคือระดับน้ำในช่วงปี พ.ศ. 2578 – 2607 จากการศึกษาพบว่า



ภาพที่ 1 การเรียนรู้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BR และ LM [5]

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้ได้ดีเมื่อมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นเป็น 15 30 และ 45 โหนด ของจำนวนข้อมูลนำเข้าทั้งหมด และมีกระบวนการเรียนรู้แบบ LM ดีกว่าเมื่อเทียบกับกระบวนการเรียนรู้ แบบ BR เมื่อน้ำตัวแทนการเรียนรู้ที่จากการทดลองร่วมกับข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 พบว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่ 15 โหนด (50%) มีการเรียนรู้ที่ดีที่สุด เนื่องจากเมื่อเทียบผลการศึกษากับค่า PDIFF มีช่วง ข้อมูลของการเรียนรู้อยู่ในช่วงที่แคบและใกล้เคียงกับค่า 0 มากกว่าและยังมีการเรียนรู้ต่ำกว่าความเป็นจริงอยู่ที่ (-1.5) – 0.5 เมตร

4.2.2 จากการศึกษาการพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการคาดการณ์น้ำท่วม ณ สถานี Y.16 บางระกำ [6] ข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายวันกริดจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 ปี พ.ศ. 2532-2552 เป็นข้อมูลนำเข้าและสำหรับคาดการณ์ระดับน้ำรายวันสถานี Y.16 บางระกำ เปรียบเทียบวิธีการคัดเลือกข้อมูลนำเข้าที่เหมาะสมระหว่างวิธี Cross correlation กับวิธี Stepwise regression หาโครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับสถานี Y.16 โดยทดสอบเปรียบเทียบชั้นซ่อนเร้น 1 ชั้นและ 2 ชั้นและโหนดในชั้นซ้อนเร้นและ n โหนดและ และศึกษาวิธีการเพิ่มตัวแปรนำเข้าที่เหมาะสมจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 โดยใช้กระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลอง Levenberg Marquardt (LM) และประมวลผล จำนวน 30 รอบ หลังจากนั้นจะทำการคัดเลือกแบบจำลองที่มีการเรียนรู้ที่ดีที่สุด 5 อันดับแรก จากค่า r2 และนำผลการพยากรณ์มาจากแบบจำลองดังกล่าวมาหาค่าความถูกต้องจากค่า PDIFF จากผลการทดสอบ

สรุปได้ว่า วิธีการคัดเลือกข้อมูลนำเข้าวิธี Cross correlation เลือกข้อมูลนำเข้าดีกว่าวิธี Stepwise regression เนื่องจากการคัดเลือกด้วยวิธี Stepwise regression เลือกข้อมูลนำเข้าน้อยเกินไปส่วนชั้นซ่อนเร้นที่เหมาะสมควรมีชั้นซ่อนเร้น1ชั้นและโหนดในชั้นซ่อนเร้นควรมี n โหนดโดยที่ n คือจำนวนตัวแปรของจำนวนข้อมูลนำเข้าและสุดท้ายวิธีการเพิ่มตัวแปรที่เหมาะสมควรใช้วิธี MWT ซึ่งเป็นวิธีที่ผสมกันระหว่างวิธี MWA (มิติเชิงพื้นที่) และวิธี MAT (มิติเชิงเวลา) เข้าด้วยกันเป็นวิธีการเพิ่มตัวแปรที่ดีที่สุด

4.3 ความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม เป็นการจำลองการคำนวณที่เลียนแบบมาจากระบบการทำงานของระบบเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ การศึกษาเกี่ยวกับ โครงข่ายประสาทเทียมเริ่มต้นขึ้นตั้งแต่ Warren McCulloch และ Walter Pitts ได้นำเสนอแบบจำลอง ของระบบประสาทเทียมรุ่นแรกในปี ค.ศ. 1943 โดยระบบใยประสาทเทียมที่นำเสนอนี้ถูกเรียกว่า เพอร์เซปตรอน (Perceptron) [3] ซึ่งประกอบด้วย อินพุต ค่าน้ำหนัก และค่าจุดเปลี่ยนระดับ โดยหลักการพื้นฐานของการทำงานของเพอร์เซปตรอน เริ่มจากการ ป้อนอินพุตให้แก่ระบบ อินพุตแต่ละตัวจะถูกนำไปคูณเข้ากับค่าน้ำหนักจากนั้นเชื่อมต่อข้อมูลทุกชุดด้วยการรวมผลคูณทั้งหมดที่ได้แต่ละคู่เข้าไว้ด้วยกัน ผลรวมของผลคูณระหว่างข้อมูลนำเข้ากับค่าน้ำหนัก ทั้งหมดที่ได้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าจุดเปลี่ยนระดับที่กำหนดไว้ หากผลรวมที่ได้มีค่ามากกว่าค่าจุดเปลี่ยนระดับ เอาต์พุตที่ได้จากเพอร์เซปตรอน จะมีค่าเป็นหนึ่ง แต่หากผลรวมที่ได้ มีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับค่าจุดเปลี่ยนระดับที่กำหนดไว้เอาต์พุตจากเพอร์เซปตรอนจะมีค่าเป็นศูนย์ เนื่องจากเพอร์เซปตรอนดังกล่าวนี้มีโครงสร้างเพียงชั้นเดียว (Single Layer) ดังนั้น เอาต์พุตที่ได้จึงมีความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นจนเป็นผลให้การนำความรู้เกี่ยวกับใยประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้งานไม่เป็นที่แพร่หลาย แต่อย่างไรก็ตามโครงสร้างเพอร์เซปตรอนดังกล่าวนี้ถือได้ว่าเป็นพื้นฐานในการพัฒนาไปเป็นโครงข่ายประสาทเทียมรุ่นต่อมาจนถึงปัจจุบัน

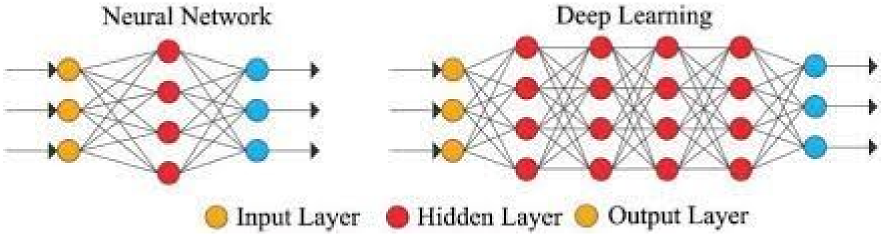
4.4 ส่วนประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม

วิธีการสร้างแบบจำลองข้อมูลหรือโมเดลข้อมูล (Data modeling) โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมอัจฉริยะ เป็นวิธีการที่มีพื้นฐานมาจากการเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ซึ่งประกอบด้วยนิวรอน (Neurons) ที่ใช้ในการเชื่อมโยงเพื่อแก้ปัญหาต่าง ๆ โดยมีโครงสร้างการทำงาน [4] ซึ่งประกอบด้วย 3 ส่วน

4.4.1 ชั้นข้อมูลเข้า (Input Layer) ที่ชั้นนี้จะเป็นข้อมูลเข้า จำนวนของโหนดในชั้นนี้ขึ้นอยู่กับจำนวนของข้อมูลเข้าว่ามีข้อมูลอะไรบ้างที่จะนำเข้ามาคิดในแบบจำลอง เช่น ถ้าข้อมูลของลูกค้าเป็นข้อมูลเข้าที่ประกอบด้วย อายุ เพศ จังหวัดที่อาศัย รวมทั้งสิ้น 4 อย่าง ดังนั้นชั้นข้อมูลเข้าก็จะมี 4 โหนด ซึ่งอาจจะเรียกปัจจัยที่นำมาวิเคราะห์เหล่านี้ว่าคุณลักษณะ

4.4.2 ชั้นซ่อน เป็นชั้นที่อยู่ระหว่างกลาง ซึ่งจะมีผลอย่างมากต่อประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของแบบจำลอง ซึ่งในชั้นซ่อนนั้นจะมีกี่ชั้นก็ได้ และแต่ละชั้นจะมีจำนวนของนิวรอนจำนวนเท่าไหร่ก็ได้เช่นกัน ซึ่งการเพิ่มชั้นและจำนวนนิวรอนจะส่งผลต่อการทำงานของโมเดล ในส่วนของชั้นซ่อนมีการทำงานเปรียบเสมือนส่วนที่เรียนรู้ข้อมูลเชิงลึก หรือ deep learning นั่นเอง โดยสิ่งสำคัญในชั้นซ่อนอีกประการหนึ่งคือทุกๆ โหนด ต้องประกอบด้วยฟังก์ชันแบบไม่เป็นเชิงเส้น

4.4.3 ชั้นข้อมูลออก (Output Layer) ชั้นที่จะนำเอาข้อมูลจากการคำนวณไปใช้ และจำนวนของโหนดในชั้นนี้ขึ้นอยู่กับรูปแบบของข้อมูลออกที่จะเอาไปใช้ ตัวอย่างเช่น ถ้างานที่ทำเป็นสมการถดถอย (Regression) ก็กำหนดให้ชั้นข้อมูลออกเป็นแบบ 1 โหนด เพราะต้องการคำตอบเพียงค่าเดียว ถ้าเป็นหลายค่าก็เพิ่มไปตามที่ต้องการ เช่น ในบางงานอาจจะทำนายหาตำแหน่งของภาพในแกน x และ y พร้อม ๆ กัน ในกรณีนี้ก็ต้องกำหนดชั้นข้อมูลออกเป็น 2 โหนด เป็นต้น



ภาพที่ 2 ส่วนประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม

4.5 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมใช้กระบวนการเรียนรู้ข้อมูลโดยการปรับค่าน้ำหนักเป็นค่าที่เหมาะสมที่สุดโครงข่ายประสาทเทียมอัจฉริยะมีการเรียนรู้ 2 แบบ คือ

4.5.1 การเรียนแบบมีการสอน (Supervised Learning) เป็นการเรียนแบบที่มีการตรวจคำตอบเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมปรับตัว ชุดข้อมูลที่ใช้สอนโครงข่ายประสาทเทียมจะมีคำตอบไว้คอยตรวจดูว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ถูกหรือไม่ ถ้าตอบไม่ถูก โครงข่ายประสาทเทียมก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น [5]

4.5.2 การเรียนแบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning) เป็นการเรียนแบบไม่มีผู้แนะนำ ไม่มีการตรวจคำตอบว่าถูกหรือผิด โครงข่ายประสาทเทียมจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตัวเองตามลักษณะของข้อมูลผลลัพธ์ที่ได้ โครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลได้ กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมอัจฉริยะถูกพัฒนาขึ้นหลากหลายวิธี เพื่อรองรับจุดประสงค์ในการใช้งานต่าง ๆ วิธีการที่นิยมใช้มากที่สุดคือวิธีการแก้ไขข้อผิดพลาด (Error correction) และวิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด (Nearest neighbor) [5]

4.6 การเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing)

การเตรียมข้อมูลเป็นขั้นตอนที่สำคัญมากในกระบวนการของการทำงานด้านวิทยาการข้อมูล ซึ่งถ้าการเตรียมข้อมูลทำได้ไม่ดีก็อาจจะส่งผลให้การทำงานในขั้นตอนอื่นไม่มีประสิทธิภาพตามไปด้วย โดยผลกระทบอาจส่งผลให้ผลการวิเคราะห์ หรือการตีความจากการนำข้อมูลไปใช้ ผิดไปจากที่ควรจะเป็น ดังนั้นจึงควรมีการทำความเข้าใจและตรวจสอบคุณภาพของข้อมูล ทำข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่ถูกต้อง หรือปรับเปลี่ยนให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสม เพื่อให้ข้อมูลอยู่ในลักษณะหรือรูปแบบที่สามารถนำไปใช้งานต่อในขั้นตอนอื่นอย่างมีประสิทธิภาพ โดยการเตรียมข้อมูลโดยทั่วไปแบ่งการทำงานออกได้เป็น 3 ขั้นตอน ได้แก่

4.6.1 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning)

การทำความสะอาดข้อมูลเป็นการทำงานที่เกี่ยวกับการตรวจสอบและแก้ไขข้อมูล เพื่อให้ข้อมูลอยู่ในรูปแบบที่ถูกต้องและสมบูรณ์ โดยขั้นตอนของการทำความสะอาดข้อมูลนับเป็นขั้นตอนแรกที่สำคัญของการเตรียมพร้อมข้อมูล ซึ่งถ้าข้อมูลไม่มีความถูกต้อง หรือไม่สมบูรณ์ อาจจะส่งผลให้คำตอบหรือข้อสรุปที่ได้ไม่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้ โดยวิธีการอาจใช้การแทนที่ด้วยการแก้ไขเป็นค่าที่ถูกต้องหรือแทนด้วยค่าใหม่ หรือทำการลบข้อมูลที่ไม่ถูกต้องเหล่านั้นออกไป เป็นต้น

4.6.2 การแก้ไขข้อมูลที่ผิดพลาด (Correcting Data)

ค่าผิดพลาดของข้อมูลที่ตรวจพบ ไม่ว่าจะเป็น การจัดเก็บข้อมูลที่ซ้ำซ้อน ข้อมูลที่ได้ไม่ถูกต้อง ข้อมูลล้าสมัย มีค่าสูญหายในบางส่วน หรือมีค่าข้อมูลผิดปกติเกิดขึ้น ก่อนที่จะนำไปประมวลผลหรือวิเคราะห์ต่อ ควรมีปรับปรุงหรือแก้ไขข้อผิดพลาดเหล่านั้นก่อน ประกอบด้วย 1.ลบข้อมูลออกไปจากชุดข้อมูล (Removal) ซึ่งอาจจะลบทั้งแถวหรือแอตทริบิวต์เหมาะสมกับชุดข้อมูลที่มีจำนวนข้อมูลมากเพียงพอต่อการนำไปวิเคราะห์ 2.ปรับปรุงข้อมูลให้เป็นค่าที่ถูกต้อง (Correction) ซึ่งวิธีการนี้นักวิเคราะห์จะต้องรู้มาก่อนหน้าว่าค่าที่ถูกต้องของข้อมูลคืออะไรถึงจะทำการแก้ไขให้เป็นข้อมูลที่ถูกต้องได้ 3.การแทนค่า (Replacement) โดยวิธีของการแทนค่านั้นมีด้วยกันหลายวิธี เช่น แทนค่าด้วยค่าที่มีความถี่สูงสุด (Mode) หรือค่าเฉลี่ย (Mean) ของแอตทริบิวต์นั้น โดยค่าที่มีความถี่สูงสุดจะใช้แทนค่าแอตทริบิวต์ชนิดข้อมูลเชิงคุณภาพ (Categorical data) เป็นต้น

4.6.3 การเลือกข้อมูล (Data Selection)

การเลือกข้อมูล (Data selection หรือ Feature selection) เป็นขั้นตอนของการเลือกข้อมูล (ตัวแปรอิสระ) ที่มีความสอดคล้องหรือสัมพันธ์กับตัวแปรตาม โดยทั่วไปจะพบว่าข้อมูลที่ได้มานั้นอาจจะมีคุณสมบัติเป็นจำนวนมาก ซึ่งอาจจะเกี่ยวข้องหรือไม่เกี่ยวข้องกับตัวแปรตามก็ได้ ดังนั้นเพื่อให้การวิเคราะห์ตัวแปรตามเป็นไปอย่างถูกต้องมากที่สุด ควรมีการเลือกเอาเฉพาะแอตทริบิวต์ที่มีความสัมพันธ์หรือเกี่ยวข้องกับตัวแปรตามที่สนใจ โดยมีจุดประสงค์หลักเพื่อลดโอกาสการเกิด Overfitting (Reduces overfitting) เพิ่มประสิทธิภาพของโมเดล (Improves accuracy) และลดเวลาในการเรียนรู้ของเครื่อง (Reduces training time) โดยวิธีการเลือกแอตทริบิวต์ที่สัมพันธ์กับตัวแปรตามที่น่าสนใจและเป็นที่นิยมทั้งหมด 3 ประเภท ได้แก่

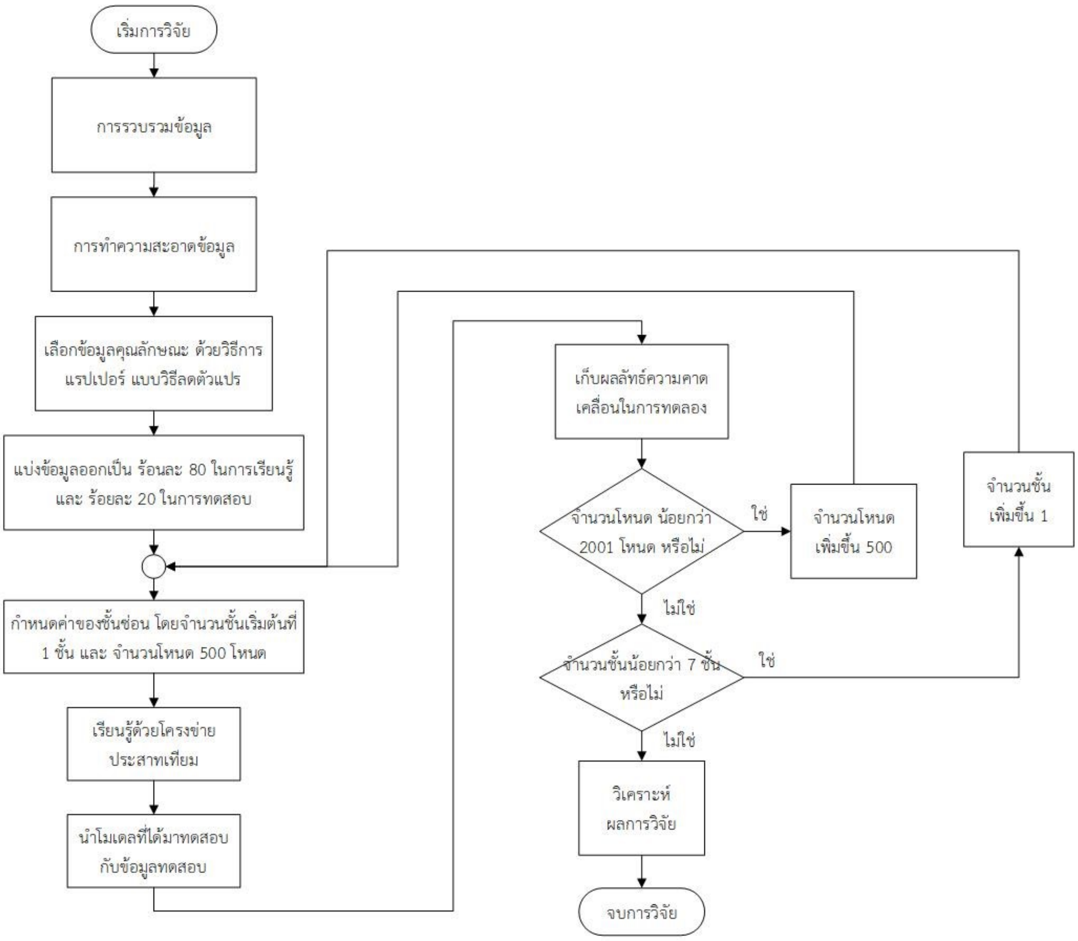
4.6.3.1 วิธีการกรอง (Filter Method) เป็นวิธีการที่กำหนดเงื่อนไขในการคัดกรองข้อมูลที่สัมพันธ์กับตัวแปรตาม ซึ่งเป็นวิธีการที่ไม่ขึ้นกับอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งสามารถนำไปใช้ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูลสำหรับ

อัลกอริทึมอะไรก็ได้ ข้อมูลจะถูกเลือกจากคะแนนต่อตัวแปรตามที่ได้จากการคำนวณทางสถิติ ตัวอย่างเช่น วิธีการ Pearson Correlation ANOVA Chi-square และ Linear Discriminant Analysis

4.6.3.2 วิธีการแรปเปอร์ (Wrapper Method) จะทำการเลือกตัวแปรอิสระเหมือนปัญหาการค้นหาข้อมูล (Search problem) ซึ่งจะทำการคัดตัวแปรอิสระออกไปเรื่อย ๆ และนำตัวแปรที่เหลือมาคัดเลือกใหม่วนซ้ำไปเรื่อย ๆ จนกว่าเงื่อนไขการหยุดจะเป็นจริง เช่น ได้จำนวนตัวแปรอิสระครบตามที่ผู้ใช้ระบุ เป็นต้น ตัวอย่างของวีธีการเลือกข้อมูลแรปเปอร์ ได้แก่ 1.การเลือกตัวแปรโดยวิธีเพิ่มตัวแปร (Forward Selection) วิธีการนี้เริ่มต้นจากการไม่มีตัวแปรอิสระในโมเดลเลย แต่ละรอบของการทำงาน จะทำการเพิ่มตัวแปรอิสระทีละตัวเข้าไปในโมเดล และทำให้ประสิทธิภาพของโมเดลเพิ่มขึ้น และจะหยุดเมื่อการเพิ่มตัวแปรอิสระตัวใหม่เข้าไปในโมเดลแต่ประสิทธิภาพไม่เพิ่มขึ้น 2.การเลือกตัวแปรโดยวิธีลดตัวแปร (Backward Elimination) วิธีการนี้จะเริ่มจากการมีตัวแปรอิสระทั้งหมดในโมเดล ในแต่ละรอบการทำงานตัวแปรอิสระที่มีความสำคัญต่อตัวแปรตามน้อยที่สุดจะถูกเอาออกจากโมเดลและทำให้โมเดลมีประสิทธิภาพสูงขึ้น จะนำตัวแปรออกจนกว่าประสิทธิภาพของโมเดลไม่สูงขึ้น

5. วิธีดำเนินการวิจัย

การศึกษาเพื่อประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อคาดการณ์ปริมาณน้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา โดยขั้นตอนในการศึกษาแบ่งเป็น 4 ขั้นตอนหลักประกอบด้วย



ภาพที่ 3 แผนผังการดำเนินการ

5.1 การรวบรวมข้อมูล (Data Collect)

การศึกษานี้ได้ทำการรวบรวมข้อมูลของปริมาณน้ำในเขื่อนและอ่างเก็บน้ำ ปริมาณน้ำฝน ปริมาณน้ำทะเล และปริมาณน้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา ในพื้นที่ที่เกี่ยวข้อง ซึ่งเป็นข้อมูลรายวันตั้งแต่ 1 ม.ค. 2560 ถึง 31 ธ.ค. 2565 ประกอบด้วย

5.1.1 ปริมาณน้ำในเขื่อนและอ่างเก็บน้ำ

รวบรวมข้อมูลปริมาณน้ำในเขื่อนและอ่างเก็บน้ำ ในภาคเหนือ และภาคกลาง จากสถานีวัดระดับน้ำของกรมชลประทาน โดยข้อมูลที่รวบรวมประกอบด้วย ระดับน้ำ ร้อยละของน้ำ ปริมาณน้ำขาเข้า และปริมาณน้ำขาออก รวมสถานีวัดระดับน้ำ 118 แห่ง จำแนกตามภูมิภาค ดังนี้

5.1.1.1 ภาคเหนือ 1) อ่างเก็บน้ำ ประกอบด้วย เชียงใหม่ 11 สถานี ลำพูน 4 สถานี เชียงราย 4 สถานี ลำปาง 29 สถานี น่าน 4 สถานี พะเยา 4 สถานี อุตรดิตถ์ 3 สถานี กำแพงเพชร 3 สถานี แพร่ 5 สถานี สุโขทัย 5 สถานี ตาก 3 สถานี นครสวรรค์ 3 สถานี และพิษณุโลก 2 สถานี รวม 80 สถานี 2) เขื่อน ประกอบด้วย เขื่อนภูมิพล เขื่อนสิริกิติ์ เขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล เขื่อนแม่กวงอุดมธารา เขื่อนกิ่วลม เขื่อนกิ่วคอหมา เขื่อนแควน้อยบำรุงแดน และเขื่อนแม่มอก รวม 8 สถานี

5.1.1.2 ภาคกลาง 1) อ่างเก็บน้ำ ประกอบด้วย เพชรบูรณ์ 11 สถานี อุทัยธานี 2 สถานี ลพบุรี 7 สถานี สระบุรี 4 สถานี สุพรรณบุรี 2 สถานี และชัยนาท 1 สถานี รวม 27 สถานี 2) เขื่อน ประกอบด้วย เขื่อนป่าสักชลสิทธิ์ เขื่อนทับเสลา และ เขื่อนกระเสียว รวม 3 สถานี

5.1.2 ปริมาณน้ำฝน

รวบรวมข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายวัน ในภาคเหนือ และภาคกลาง จากสถานีวัดปริมาณน้ำฝนของกรมชลประทาน จำนวน 74 สถานี จำแนกตามภูมิภาค ดังนี้

5.1.2.1 ภาคเหนือ จำนวน 61 สถานี ประกอบด้วย ลำพูน 6 สถานี แม่ฮ่องสอน 5 สถานี ลำปาง 6 สถานี แพร่ 3 สถานี พะเยา 4 สถานี เชียงใหม่ 26 สถานี น่าน 7 สถานี และเชียงราย 4 สถานี

5.1.2.2 ภาคกลาง จำนวน 13 สถานี จากสถานีวัดระดับน้ำฝน ประกอบด้วย เขื่อนเจ้าพระยา บ้านปางมะค่า บ้านท่าเยี่ยม เขื่อนป่าสัก บ้านศาลเจ้าไก่ต่อ บ้านใหม่คลองเจริญ ค่ายจิรประวัติ บ้านเกยไชย บ้านป่า บ้านสมอทอง บ้านทัพคล้าย และทับเสลา

5.1.3 ปริมาณน้ำทะเลหนุน รวบรวมข้อมูลจากมาตรวัดน้ำที่ป้อมพระจุลจอมเกล้า

5.1.4 ปริมาณน้ำในน้ำเจ้าพระยา รวบรวมข้อมูลจากมาตรวัดน้ำที่ท่าเรือกรมเจ้าท่า เขตสัมพันธวงศ์ จ.กรุงเทพมหานครใช้เป็นผลลัพธ์ในการประเมินความแม่นยำของการคาดการณ์ปริมาณน้ำ

5.2 การเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing)

เป็นกระบวนการจัดทำข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่ถูกต้อง หรือปรับเปลี่ยนให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสม เพื่อให้ข้อมูลอยู่ในลักษณะหรือรูปแบบที่สามารถนำไปใช้งานอย่างมีประสิทธิภาพ แบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน

5.2.1 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning)

การทำความสะอาดข้อมูล เพื่อให้ข้อมูลอยู่ในรูปแบบที่ถูกต้องและสมบูรณ์ โดยตรวจสอบว่ามีข้อผิดพลาดอะไรเกิดขึ้นกับข้อมูลบ้าง เช่น มีการจัดเก็บข้อมูลที่ซ้ำซ้อน (Duplicate data) ข้อมูลไม่ถูกต้อง (Incorrectly data) ข้อมูลเก่าล้าสมัย (Expired data) เกิดการสูญหายของข้อมูลในบางส่วน (Missing Value) มีค่าข้อมูลที่มีความผิดปกติหรือแตกต่างไปจากข้อมูลในกลุ่ม (Outliers) เป็นต้น จากนั้นทำการปรับปรุงข้อมูล โดยในการวิจัยนี้จะทำการลบข้อมูลที่มีการสูญหายเป็นจำนวนมากในวันนั้นออก และแทนค่าเฉลี่ยกับข้อมูลที่มีสูญหายบางส่วน

8/23/2018	7.65	None	7.1	0	0.1	27.37	None	25.369	0.01	0.17	12.03	None	9.63	0.2	0.15	1.87
8/24/2018	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None
8/25/2018	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None
8/26/2018	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None
8/27/2018	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None
8/28/2018	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None
8/29/2018	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None
8/30/2018	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None
8/31/2018	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None
9/1/2018	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None	None

ภาพที่ 4 ตัวอย่างข้อมูลที่สูญหายเป็นจำนวนมาก จะถูกลบออกเพื่อลดความคลาดเคลื่อนในการวิเคราะห์

5.2.2 การแปลงข้อมูล (Data transformation)

การนำข้อมูลที่ได้มาจากหลายแหล่งที่มีการจัดเก็บข้อมูลที่แตกต่างกัน เช่น หน่วยวัด เมตร เซนติเมตร รูปแบบของวันที่ เป็นต้น ให้อยู่ในหน่วยวัด และรูปแบบของวันที่เดียวกัน เพื่อให้สามารถนำมาวิเคราะห์และคาดการณ์ต่อไป

5.2.3 การเลือกข้อมูล (Data Selection)

การคัดเลือกข้อมูลในการวิจัยนี้โดยใช้วิธีการแรปเปอร์ แบบวิธีลดตัวแปร ซึ่งจะนำตัวแปรอิสระทั้งหมดมาหาความสัมพันธ์กับตัวแปรตาม และตัดตัวแปรอิสระที่มีความสำคัญต่อตัวแปรตามน้อยที่สุดออกไป จนกว่าจะได้ค่าที่มีความคาดเคลื่อนต่ำสุด

5.3 การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining)

สร้างโมเดลทำนายด้วยโปรแกรมภาษา Python โดยใช้ ไลบรารี scikit-learn จากข้อมูลนำเข้าที่รวบรวมเป็นข้อมูลรายวัน ตั้งแต่วันที่ 1 ม.ค. 2560 - 31 ธ.ค. 2565 ทั้งหมด 2,191 วัน เป็นข้อมูลในภาคเหนือและภาคกลาง ประกอบด้วยข้อมูลอ่างเก็บน้ำและเขื่อน จำนวน 131 สถานี ปริมาณน้ำฝนจากสถานีวัด จำนวน 35 สถานี มาตรวัดน้ำทะเลที่ป้อมพระจุลจอมเกล้า และมาตรวัดน้ำเจ้าพระยา โดยจะแบ่งเป็นกลุ่มเรียนรู้ จำนวน 1,753 วัน คิดเป็นร้อยละ 80 และกลุ่มทดสอบ จำนวน 438 วัน คิดเป็นร้อยละ 20 ซึ่งวิเคราะห์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ที่มีการตั้งค่าพารามิเตอร์ในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยการปรับค่าจำนวนชั้นของชั้นซ่อน เป็น 1-6 ชั้น และ จำนวนโหนดในแต่ละชั้นเป็น 500-2,000 โหนด

5.4 การแปรผลและการประเมินผล

พิจารณาคุณสมบัติที่เหมาะสมในการทำนาย แปรผลการทำนาย พิจารณาค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนจากผลลัพธ์ ในแต่ละวัน และเปรียบเทียบประสิทธิภาพ จากการปรับค่า จำนวนชั้นและจำนวนโหนดในแต่ละชั้นของชั้นซ่อนในโครงข่ายประสาทเทียม ที่ส่งผลต่อการคาดเคลื่อนของผลลัพธ์ในการคาดการณ์ปริมาณน้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา

6. ผลการวิจัย

จากการศึกษาการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม ในการคาดการณ์ปริมาณน้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา จากการดำเนินการตามขั้นตอนในการศึกษา ตามวัตถุประสงค์ เพื่อคัดเลือกข้อมูลที่มีผลต่อการคาดการณ์น้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา โดยคัดเลือกจากข้อมูลน้ำจากเขื่อน อ่างเก็บน้ำ น้ำฝน และปริมาณน้ำทะเลหนุนในพื้นที่ที่เกี่ยวข้อง และเพื่อประยุกต์ใช้และวิเคราะห์จำนวนโหนดและชั้นของชั้นซ่อนในโครงข่ายประสาทเทียมให้เกิดความแม่นยำในการคาดการณ์สูงสุด ส่งผลให้ได้ผลการทดลองดังนี้

6.1 ข้อมูลที่มีผลต่อการคาดการณ์น้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา

จากการเลือกข้อมูลคุณลักษณะ ด้วยวิธีการแรปเปอร์ แบบวิธีลดตัวแปร ในการคัดเลือกตัวแปรที่มีผลต่อการคาดการณ์ปริมาณน้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา จากตัวแปรปริมาณน้ำในเขื่อนและอ่างเก็บน้ำ ในภาคเหนือ และภาคกลาง จากสถานีวัดระดับน้ำสถานีวัดระดับน้ำ 118 แห่ง ปริมาณน้ำฝนรายวัน ในภาคเหนือ และภาคกลาง จากสถานีวัดปริมาณน้ำฝนของ จำนวน 74 สถานี ระดับน้ำจากสถานีวัดระดับน้ำที่ป้อมพระจุลจอมเกล้า โดยข้อมูลปริมาณน้ำในอ่างและเขื่อนมีหน่วยเป็นลูกบาศก์เมตร ปริมาณน้ำฝนมีหน่วยเป็นมิลลิเมตร ได้ผลการวิจัยดังนี้

Variables Entered/Removeda

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	775 dam_released, 235 dam_storage_percent, 58727 dam_released, 58839 dam_released, 58851 dam_released, 379 dam_released, 306 dam_released, 157 dam_inflow, 274 dam_inflow, 702 dam_released, 700 dam_released, 692 dam_inflow, 273 dam_released, 58723 dam_released, 667 dam_inflow, 653 dam_released, 274 dam_released, 58807 dam_released, 58806 dam_inflow, 58475 dam_inflow, 702 dam_inflow, 58756 dam_released, 58354 dam_inflow, 769 dam_released, 58851 dam_inflow, 279 dam_released, 201 dam_released, 667 dam_released, 534 dam_released, 246 dam_inflow, 652 dam_released, 695 dam_released, 306 dam_inflow, 671 dam_inflow, 696 dam_released, 190 dam_released, 292 dam_released, 545 dam_inflow, 690 dam_released, 58723 dam_inflow, 672 dam_released, 272 dam_released, 297 dam_inflow, 368 dam_released, 58756 dam_inflow, 58810 dam_inflow, 765 dam_released, 686 dam_inflow, 363 dam_released, 58804 dam_released, 689 dam_inflow, 58766 dam_released, 699 dam_released, 769 dam_inflow, 269 dam_released, 768 dam_released, 545 dam_released, 690 dam_inflow, 58812 dam_released, 368 dam_inflow, 157 dam_released, 686 dam_released, 707 dam_released, 688 dam_released, 212 dam_released, 273 dam_inflow, 58805 dam_inflow, 58809 dam_inflow, 58807 dam_inflow, 689 dam_released, 694 dam_released, 293 dam_inflow, 302 dam_released, 58803 dam_released, 765 dam_inflow, 58475 dam_released, 692 dam_released, 58763 dam_released, 58808 dam_inflow, 58839 dam_inflow, 695 dam_inflow, 275 dam_released, 58766 dam_inflow, 224 dam_released, 360 dam_inflow, 680 dam_released, 297 dam_released, 774 dam_released, 670 dam_released, 58805 dam_released, 390 dam_released, 703 dam_inflow, 179 dam_released, 58804 dam_inflow, 257 dam_released, 58813 dam_released, 58838 dam_uses_water, 630 dam_released, 212 dam_inflow, 523 dam_released, 774 dam_inflow, 367 dam_released, 696 dam_inflow, 168 dam_released, 362 dam_released, 390 dam_inflow, 279 dam_inflow, 697 dam_inflow, 58806 dam_released, 379 dam_inflow, 58838 dam_inflow, 363 dam_inflow, 58808 dam_released, 775 dam_inflow, 246 dam_released, 58354 dam_released, 653 dam_inflow, 58810 dam_released, 671 dam_released, 688 dam_inflow, 434 dam_released, 268 dam_storage, 434 dam_inflow, 292 dam_inflow, 366 dam_inflow, 293 dam_released, 768 dam_inflow, 366 dam_storage_percent, 766 dam_released, 364 dam_inflow, 707 dam_inflow, 246 dam_storage, 58811 dam_inflow, 652 dam_inflow, 235 dam_released, 58811 dam_released, 190 dam_inflow, 766 dam_inflow, 423 dam_released, 58809 dam_released, 272 dam_inflow, 365 dam_inflow, 58803 dam_inflow, 58813 dam_inflow, 630 dam_inflow, 268 dam_released, 654 dam_inflow, 705 dam_inflow, 693 dam_released, 58828 dam_inflow, 360 dam_released, 58812 dam_inflow, 366 dam_released, 365 dam_released, 697 dam_storage, 364 dam_released, 654 dam_released, 367 dam_inflow, 268 dam_inflow, 697 dam_released, 302 dam_inflow, 691 dam_inflow, 534 dam_uses_water, 269 dam_inflow, 680 dam_inflow, 362 dam_inflow, 58727 dam_inflow, 534 dam_inflow, 701 dam_inflow, 304 dam_released, 672 dam_inflow, 774 dam_uses_water, 58852 dam_uses_water, 58838 dam_released, 701 dam_released, 699 dam_inflow, 58804 dam_uses_water, 670 dam_inflow, 364 dam_storage, 58756 dam_storage_percent, 423 dam_inflow, 304 dam_inflow, 691 dam_released, 303 dam_released, 693 dam_inflow, 168 dam_inflow, 703 dam_released, 58828 dam_released, 306 dam_storage, 767 dam_inflow, 705 dam_released, 302 dam_storage_percent, 523 dam_inflow, 179 dam_inflow, 58806 dam_storage, 303 dam_inflow, 767 dam_released, 275 dam_inflow, 523 dam_storage, 694 dam_inflow, 667 dam_storage, 362 dam_storage_percent, 58828 dam_storage_percent, 363 dam_storage, 224 dam_inflow, 269 dam_uses_water, 58807 dam_storage, 58813 dam_storage, 423 dam_storage, 58852 dam_inflow, 652 dam_storage, 58811 dam_uses_water, 293	.	Enter
2	.	58808 dam_released	Backward (criterion: Probability of F-to-remove >= .100).

ภาพที่ 5 ผลจากการเลือกข้อมูล โดยใช้การเลือกแบบวิธีลดตัวแปร

จากการดำเนินการเลือกข้อมูลคัดกรองคุณลักษณะ ด้วยวิธีการแรปเปอร์ แบบวิธีลดตัวแปร พบว่าข้อมูลที่มีความสอดคล้องกับการคาดการณ์ปริมาณน้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา ประกอบด้วย

ตารางที่ 1 ข้อมูลที่มีความสอดคล้องกับการคาดการณ์ปริมาณน้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา

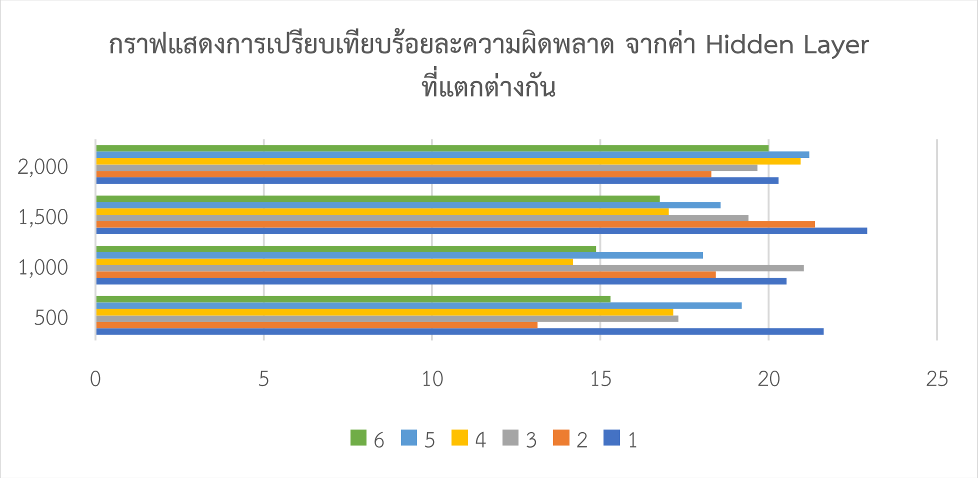
ข้อมูล Attribute ที่มีความสอดคล้องกับการคาดการณ์ปริมาณน้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา			
อ่างเก็บแม่ไพร	เขื่อนกิ่วลม	อ่างเก็บน้ำแม่ล้อหัก	เขื่อนสิริกิติ์
อ่างเก็บคลองไพร	เขื่อนกิ่วคอหมา	อ่างเก็บน้ำแม่อาบ	เขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล
อ่างเก็บน้ำห้วยแม่เฉย	เขื่อนแควน้อยบำรุงแดน	เขื่อนภูมิพล	เขื่อนแม่กวงอุดมธารา
อ่างเก็บน้ำคลองข้างใน	เขื่อนแม่มอก	อ่างเก็บน้ำแม่สาน	อ่างเก็บห้วยท่าพล
อ่างเก็บน้ำห้วยทรวง	ป้อมพระจุลจอมเกล้า	อ่างเก็บน้ำแม่ธิ	อ่างเก็บน้ำคลองตรอน
อ่างเก็บน้ำแม่สาย	อ่างเก็บน้ำแม่ทะ	ปริมาณน้ำฝนจากสถานีวัดในภาคเหนือ ทั้งหมด 61 สถานี	ปริมาณน้ำฝนจากสถานีวัดในภาคกลาง ทั้งหมด 13 สถานี

6.2 ข้อมูลร้อยละความผิดพลาดจากการปรับค่า โหนดและชั้นในชั้นซ่อน

ตารางที่ 2 ผลจากการปรับค่าในชั้นซ่อน พบผลความผิดพลาดในการทำนายโดยเฉลี่ยดังนี้

จำนวนโหนด/ชั้น	1	2	3	4	5	6
500	21.63	13.13	17.32	17.16	19.20	15.30
1,000	20.53	18.43	21.04	14.19	18.05	14.87
1,500	22.92	21.37	19.40	17.03	18.57	16.76
2,000	20.29	18.29	19.66	20.95	21.20	20.00

กราฟที่ 1 การเปรียบเทียบร้อยละความผิดพลาด จากค่าในชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน



7. สรุปผลการวิจัย

7.1 งานวิจัยครั้งนี้พบว่า การคาดการณ์ระดับน้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา สามารถคาดการณ์ผลโดยใช้ข้อมูลทั้งหมด 96 คุณลักษณะ ได้แก่ อ่างเก็บแม่ไพร อ่างเก็บน้ำแม่ล้อหัก อ่างเก็บคลองไพร อ่างเก็บน้ำแม่อาบ อ่างเก็บน้ำห้วยแม่เฉย เขื่อนภูมิพล อ่างเก็บน้ำคลองข้างใน เขื่อนสิริกิติ์ อ่างเก็บน้ำห้วยทรวง เขื่อนแม่งัดสมบูรณ์ชล อ่างเก็บน้ำแม่สาย เขื่อนแม่กวงอุดมธารา อ่างเก็บน้ำแม่สาน เขื่อนกิ่วลม อ่างเก็บน้ำแม่ธิ เขื่อนกิ่วคอหมา อ่างเก็บห้วยท่าพล เขื่อนแควน้อยบำรุงแดน อ่างเก็บน้ำคลองตรอน เขื่อนแม่มอก อ่างเก็บน้ำแม่ทะ ป้อมพระจุลจอมเกล้า ปริมาณน้ำฝนจากสถานีวัดในภาคเหนือ ทั้งหมด 61 สถานี และ ปริมาณน้ำฝนจากสถานีวัดในภาคกลาง ทั้งหมด 13 สถานี

7.2 การสร้างโมเดลด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าการปรับ ค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม ที่ให้ค่าประสิทธิภาพดีที่สุดในการคาดการณ์ระดับน้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา ได้แก่ การกำหนดชั้นซ่อนที่จำนวนชั้นของชั้นซ่อน เป็น 2 ชั้น และแต่ละชั้นมีโหนดจำนวน 500 โหนด ได้ประสิทธิภาพในการคาดการณ์สูงสุด โดยได้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนจากข้อมูลจริง ร้อยละ 13.13 คิดเป็นความคลาดเคลื่อนของระดับน้ำ ประมาณ 0.4 – 1.0 เมตร ซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับข้อมูลจากแบบจำลองสภาพอากาศระดับภูมิภาค เพื่อคาดการณ์น้ำท่วมในเทศบาลนครเชียงใหม่ ที่มีการเรียนรู้ต่ำกว่าความเป็นจริงอยู่ที่ (-1.5) – 0.5 เมตร

8. ข้อเสนอแนะ

8.1 จากผลการวิจัยพบว่าข้อมูลที่สามารถใช้ได้มีเพียงข้อมูลตั้งแต่ ปี พ.ศ.2560-2565 ประกอบกับข้อมูลในบางส่วนไม่ถูกจัดเก็บเป็นเวลายาวนาน ทำให้ข้อมูลที่ใช้ไม่เพียงพอต่อการวิเคราะห์และพัฒนารูปแบบในการคาดการณ์ระดับน้ำในแม่น้ำเจ้าพระยา จึงควรมีการเก็บรวบรวมข้อมูลอย่างต่อเนื่อง เพื่อให้สามารถได้ผลการคาดการณ์ที่แม่นยำมากยิ่งขึ้น

8.2 ในการคัดเลือกคุณลักษณะนั้น อาจมีการปรับเปลี่ยนตามสถานการณ์ขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายด้าน อาทิ ปริมาณข้อมูล ความถูกต้อง และความครบถ้วน ในแต่ละคุณลักษณะ ดังนั้นในการวิจัยเพื่อประยุกต์กับสถานการณ์หรือห้วงเวลาที่ต่างกัน อาจต้องมีการวิเคราะห์และเลือกคุณลักษณะซึ่งอาจไม่เหมือนกับการวิจัยนี้

8.3 การกำหนดค่าในชั้นซ่อนถึงแม่ว่าผลลัพธ์ที่ดีที่สุดในการวิจัยนี้คือ การกำหนดค่าในชั้นซ่อนที่จำนวนชั้นของชั้นซ่อนเป็น 2 ชั้น และแต่ละชั้นมีโหนดจำนวน 500 โหนด แต่หากพิจารณาถึงความสัมพันธ์จากการเปลี่ยนแปลงของจำนวนนั้น ยังไม่สามารถระบุได้ว่าหากจำนวนชั้น เพิ่มหรือลด จำนวนโหนด เพิ่มหรือลด จะส่งผลต่อประสิทธิภาพอย่างไร ดังนั้น จึงควรพิจารณาค่าที่เหมาะสมในแต่ละการวิจัยใหม่ และหาค่าที่เหมาะสมกันแต่ละการวิจัย

9. เอกสารอ้างอิง

[1] National Hydroinformatics Data Center. (n.d.). The story of 2011 Thailand floods. https://www.thaiwater.net (In Thai)

[2] Thai Junior Encyclopedia Foundation. (n.d.). Causes of flooding. https://www.saranukromthai.or.th (In Thai)

[3] Chao Hirunthiyakul. (2016). Application of Artificial Neural Networks for Flood Warning. SUTIR. http://sutir.sut.ac.th:8080/jspui/bitstream/123456789/3095/2/SUT7-712-46-12-41-fulltext.pdf

[4] Kraisak Kesorn. (n.d.). *Artificial Neuron Network.* CSIT. https://csit.nu.ac.th/kraisak/ds/ds/chapter07/Chapter07.pdf.

[5] Yupin Chaisompra. (25-26 December 2015). Application of Artificial Neural Network Model with Regional Climate Model Data Predict Floods in Nakorn Chiang Mai Municipality. In The 14th Thai students symposium on Geography and Geo-infomatics (14th TSG) [Symposium]. Bangkok, Chulalongkorn University. (In Thai)

[6] Supawadee Songka and Tawee Chaipimonplin. (2019). Development of an Artificial Neural Network Model for Flood Prediction at Y.16 Bang Rakam Station [Master of Science]. Chiang Mai University. (In Thai)