การพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการทำนายระดับน้ำบาดาลในพื้นที่อ่อนไหว

Developing Artificial Neural Network for Predicting Groundwater Level in Sensitive Area

วิรัญจ์ จุลไกลวัลสุจริต[1] พิณิช ธนชัยโชคศิริกุล[2,*] และ อุมา สีบุญเรือง[3]

[1] นักศึกษาปริญญาเอก ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
[2] อาจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
[3] ศาสตราจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

**Corresponding author; E-mail address: pinit.ta@kmitl.ac.th*

บทคัดย่อ

การพัฒนาน้ำบาดาลมีประโยชน์ในการอุปโภคบริโภค การเกษตร อุตสาหกรรม และด้านธุรกิจ การเจาะบ่อน้ำบาดาลเพื่อนำมาใช้เป็นแหล่งน้ำดิบและการขุดเจาะบ่อสังเกตการณ์เพื่อตรวจสอบความอ่อนไหวต่อการเปลี่ยนแปลงของปริมาณและคุณภาพของน้ำบาดาลจำเป็นต้องมีการลงทุนมหาศาล พื้นที่ที่มีทรัพยากรจำกัดและมีความอ่อนไหวสูงจะทำให้การพัฒนาบ่อบาดาลต้องมีการพิจารณาและวิเคราะห์ในหลากหลายมิติ ดังนั้นระบบโครงข่ายประสาทเทียมจึงถูกพัฒนาขึ้นเพื่อช่วยในการตัดสินใจในการตรวจสอบระดับน้ำบาดาล และวางบ่อบาดาลในตำแหน่งที่เหมาะสม ให้ได้น้ำบาดาลที่มีปริมาณมาก และมีคุณภาพที่เหมาะสมต่อการนำไปใช้ประโยชน์ ตัวแปรที่นำมาพิจารณาคือ ข้อมูลสำรวจทางภูมิประเทศ อุทกธรณีวิทยา สภาพแวดล้อม กฎหมายของน้ำบาดาล และมาตรฐานการขุดเจาะและสำรวจน้ำบาดาลในไทย นำเข้าสู่ระบบโครงข่ายประสาทเทียม แบบจำลองมีการปรับเทียบและสอบทานแบบจำลองจนได้ค่าสหสัมพันธ์ที่มีค่าสูงเพียงพอสำหรับการใช้ทำนายระดับน้ำบาดาล และตำแหน่งการวางบ่อบาดาลในตำแหน่งที่เหมาะสม สอดคล้องกับตัวแปรต้นที่นำมาพิจารณา ซึ่งจะช่วยในการตัดสินใจและเป็นประโยชน์ต่อพื้นที่ที่ขาดแคลนน้ำจืดจากน้ำผิวดิน หรือบริเวณที่อยู่ห่างไกลเขตชลประทาน

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม, การพยากรณ์ระดับน้ำบาดาล, การค้นหาแหล่งน้ำบาดาล

Abstract

The developing of groundwater takes advantages for consumption, agriculture, industry and business. The drilling groundwater wells as the secondary water sources and observation wells for check the groundwater quality and quantity required huge investments. In the limited water resource and sensitive area, the development of groundwater wells required the consideration and analysis carefully. Therefore, an artificial neural network system was developed to assist a decision making in groundwater level for drilling wells. and level. The data were the topography, hydrogeology, environment, groundwater pumping regulation and groundwater drilling and exploring standard. The data was trained, calibrated, validated, and tested until the correlations were reasonable for predict the groundwater level and position. The research can be used for deciding the groundwater development and benefit for the sensitive area, water shortage, outside the irrigation area.

Keywords: Artificial Neural Network, Groundwater Level Prediction, Groundwater Exploring

1. ที่มาและความสำคัญ

น้ำบาดาลเป็นแหล่งน้ำสำรองที่มีปริมาณมากที่สุด เป็นทรัพยากรที่มีความจำเป็นในการดำรงชีพในชุมชนที่ไม่สามารถหาแหล่งน้ำจืดผิวดินได้อย่างเพียงพอกับความต้องการ การขุดเจาะบ่อน้ำบาดาลมีอุปสรรคที่สำคัญอย่างหนึ่งคือ ค่าใช้จ่ายในการสำรวจและขุดเจาะบ่อบาดาล ดังนั้นการทราบถึงข้อมูลเบื้องต้นเพื่อใช้เป็นแหล่งอ้างอิงในการตัดสินใจประกอบการสำรวจและขุดเจาะบ่อน้ำบาดาล จะช่วยให้ประหยัดค่าดำเนินการได้อย่างมาก และต้องเป็นไปตามมาตรฐานการพัฒนาบ่อบาดาล โดยกรมทรัพยากรน้ำบาดาล ได้จัดทำโครงการจัดทำมาตรฐานการเจาะ สำรวจ และพัฒนาบ่อน้ำบาดาล โดยมีรายงานรวมทั้งสิ้น 10 เล่ม [1] การศึกษาด้านอุทกธรณีวิทยาและแผนที่น้ำบาดาลอยู่ในรายงานเล่มที่ 2 ชุดมาตรฐานการปฏิบัติงานด้านการสำรวจอุทกธรณีวิทยาและแผนที่น้ำบาดาล มาตรฐาน ทบ ส 1000-2550 ถึง 4000-2550 [2] และการประเมินศักยภาพน้ำบาดาลอยู่ในรายงานเล่มที่ 4 ชุดมาตรฐานการปฏิบัติงานด้านการประเมินศักยภาพมาตรฐาน ทบ ป 3001-2550 ถึง 3008-2550 [3] ดังนั้นการพัฒนาฐานข้อมูลต่าง ๆ มีความจำเป็นต้องได้รับการอ้างอิงจากมาตรฐานดังกล่าว อย่างไรก็ตามมาตรฐานนี้ยังถูกจำกัดเป็นเล่มรายงานยังไม่ถูกพัฒนาเพื่อนำมาใช้งานได้อย่างเป็นรูปธรรม ดังนั้นการวิจัยในครั้งนี้ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการช่วย

ในการวิเคราะห์พื้นที่เพื่อหาระดับน้ำบาดาลตามมาตรฐานโครงการจัดทำมาตรฐานการเจาะ สำรวจ และพัฒนาบ่อน้ำบาดาลทั้ง 2 เล่ม [2-3] เพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถพิจารณาตำแหน่งของการขุดเจาะบ่อน้ำบาดาลได้อย่างเหมาะสม และประหยัดค่าใช้จ่ายในการสำรวจขั้นต้น

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เป็นวิธีการหนึ่งที่มีการจำลองการทำงานคล้ายกับสมองมนุษย์ที่ประกอบด้วยปมประสาท หรือนิวรอน (Neurons) และเส้นประสาท (Axon) [4] ที่ใช้ในการเชื่อมโยงเพื่อแก้ปัญหาต่าง ๆ โดยโครงข่ายประสาทเทียมใช้กระบวนการเรียนรู้ข้อมูลโดยการปรับค่าน้ำหนักเป็นค่าที่เหมาะสมที่สุด ปัจจุบันโครงข่ายประสาทเทียมได้รับความนิยมในด้านการวิเคราะห์หาค่าที่เหมาะสมที่สุด เนื่องจากใช้งานง่าย เข้าใจได้ง่าย และมีประสิทธิภาพที่ดี ดังนั้นหากนำขั้นตอนการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการช่วยหาค่าระดับน้ำบาดาลเพื่อการเจาะสำรวจหรือการพัฒนาเป็นบ่อสูบน้ำบาดาล การศึกษาวิจัยในครั้งนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อจัดทำโครงข่ายประสาทเทียมเป็นเครื่องมือเพื่อใช้ในการช่วยติดสินใจในการหาตำแหน่งขุดเจาะบ่อบาดาลให้มีความเหมาะสมทั้งในด้านอุทกธรณีวิทยา ด้านกฎหมาย สิ่งแวดล้อม และด้านคุณภาพน้ำบาดาล ให้สอดคล้องกับด้านการบริหารจัดการน้ำบาดาล

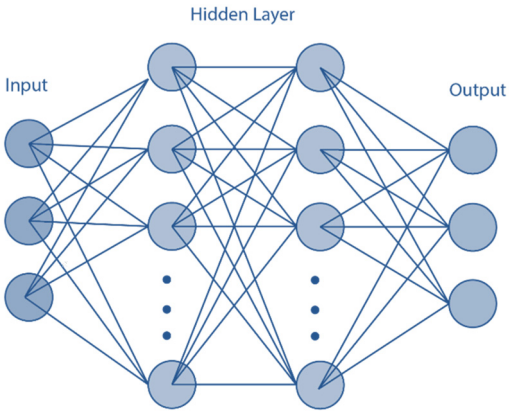
2. การรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้อง

2.1 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองที่มีการจำลองจากระบบประสาทของมนุษย์ [4] โดยประกอบไปด้วย ปมประสาท (Node) และสัญญาณประสาท (Synapse) โดยในการวิจัยครั้งนี้ได้ใช้ระบบพื้นฐานจาก TensorFlow [5] ซึ่งเป็น Machine Learning แบบฟรีแวร์ มีการเปิดเผยชุดเขียนข้อมูล ถูกเริ่มต้นพัฒนาโดย บริษัท Google การวิจัยครั้งนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Densely Connected Neural Network กล่าวคือเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเชื่อมโยงกันทุกจุด ไม่ว่าปมประสาทจะมีความเชื่อมโยงกันมากน้อยเพียงใด ประกอบขึ้นด้วยขั้นตอนทั้งหมดสามชั้นด้วยกัน โดยสองชั้นแรกมี Activated Function แบบ Sigmoid [6] กล่าวคือเป็นฟังก์ชันที่มีการรับนำเข้าทั้งหมด และกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักความน่าจะเป็นที่เกิดขึ้นจากการเรียนรู้ข้อมูลนำเข้า และชั้นสุดท้ายเป็นแบบปกติ

2.2 Densely Connected Neural Network

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Densely Connected Neural Network [3] เป็นโครงข่ายที่มีการเชื่อมถึงกันหมด (Fully Connect) กล่าวคือ ผลลัพธ์ (Output) ทุกผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ชั้นก่อนหน้าจะถูกนำมาเป็นข้อมูลนำเข้า (Input) ในชั้นต่อ ๆ ไป ซึ่งจะเห็นได้ว่า Hidden Layer หรือการวิเคราะห์ในชั้นกลางจะมีมากกว่า 1 ชั้นได้ขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของข้อมูลนำเข้า และผลลัพธ์ หากผลลัพธ์เกิดจากข้อมูลนำที่มีความซับซ้อนหลายขั้นตอน Hidden Layer ก็จะมีขนาดใหญ่มากขึ้น ซึ่งส่งผลถึงระยะเวลาที่ใช้ในการวิเคราะห์แบบจำลองดังแสดงรูปที่ 1



รูปที่ 1 แสดงรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Densely Connected Neural Network

ปมประสาทของโครงข่ายประสาทเทียม (Node) แต่ละปมประสาทจะมีสมการพื้นฐานในการคำนวณเป็นรูปของการวิเคราะห์แบบถ่วงน้ำหนัก ดังสมการที่ (1)

$$Y_j = \sum w_{ij} x_i + b \tag{1}$$

เมื่อ Y_i คือ ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละปมประสาท W_{ij} คือ ค่าถ่วงน้ำหนักของสัญญาณประสาทจากปมประสาท i ในชั้นก่อนหน้าถึงปมประสาท j ในชั้นถัดไป X_iคือ ค่าตัวแปรต้นสำหรับการนำเข้าข้อมูล (Input) ของชั้นปัจจุบัน ซึ่งอาจจะเป็นตัวแปรตาม (output) จากการวิเคราะห์ในชั้นก่อนหน้าที่ปมประสาท i หรือข้อมูลนำเข้าใหม่ก็ได้ b คือ ค่าเบี่ยงเบนของแต่ละปมประสาท (bias)

ทั้งนี้ปมประสาทจะขึ้นอยู่กับ Activated Function หรือฟังก์ชันที่ใช้ในการนำเข้าข้อมูล ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ใช้รูปแบบของ Sigmoid Function ดังสมการที่ (2) [7]

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{2}$$

เมื่อนำสมการที่ (1) มาแทนค่าในสมการที่ (2) จึงสามารถทำการอัพเดตผลลัพธ์ที่ได้จะสามารถเขียนได้ดังสมการที่ (3)

$$Y_j = f(\sum w_{ij} x_i + b) \tag{3}$$

จากสมการที่ (3) จะเห็นได้ว่าหากโครงข่ายประสาทเทียมมีการเลือกใช้ Active Function ที่แตกต่างกันออกไปจะส่งผลให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีข้อมูลส่งออกหรือผลลัพธ์ที่แตกต่างกันออกไป ซึ่งทำให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมทุกแบบจึงมีความจำเป็นที่ต้องได้รับการปรับเทียบแบบจำลองก่อนนำไปใช้

2.3 สมการการสูญเสีย (Loss Function)

สมการการสูญเสีย (Loss Function) เป็นหนึ่งในสมการสำคัญที่ถูกใช้เพื่อปรับค่าความคลาดเคลื่อน เพื่อให้แบบจำลองมีความใกล้เคียงกับค่าความเป็นจริงมากที่สุด โดยเป็นจุดตั้งต้นที่ใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (W_{ij}) สำหรับงานวิจัยนี้จะเลือกความเกี่ยวข้องกับสมการความสูญเสียแบบค่าความเบี่ยงเบนสัมบูรณ์น้อยที่สุด (Least Absolute Deviations, $L1$) [8] และสมการความสูญเสียแบบความคลาดเคลื่อนกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squared Errors, $L2$) [9] ดังแสดงสมการที่ (4) และ (5)

$$L1 = \sum_{i=1}^{n}\left[\left|y_{i_{true}} - y_{i_{predict}}\right|\right] \quad (4)$$

$$L2 = \sum_{i=1}^{n}(y_{i_{true}} - y_{i_{predict}})^2 \quad (5)$$

เมื่อ L_1 คือ ค่าการสูญเสียแบบค่าความเบี่ยงเบนสัมบูรณ์น้อยที่สุด L_2คือ ค่าการสูญเสียแบบความคลาดเคลื่อนกำลังสองน้อยที่สุด y_{itrue} คือ ค่าสอบเทียบที่ได้จากการตรวจวัดจริงในสนาม และ $y_{ipredict}$ คือ ค่าทำนายที่ได้จากการคำนวณด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

$L1$ จะถูกใช้วิเคราะห์ภายในชั้นข้อมูลเดียวกัน (Kernel Regularizer) และ $L2$ ถูกใช้วิเคราะห์ในการส่งถ่ายผลลัพธ์จากชั้นก่อนหน้าไปสู่ชั้นถัดไป (Activity Regularizer)

2.4 สมการที่เหมาะสมที่สุดกับเงื่อนไข (Optimization)

สมการ Optimization ถือเป็นส่วนสำคัญในโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากเป็นสมการที่จะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักจากค่าเริ่มต้น สมการที่ใช้คือสมการ Adaptive Gradient: AdaGrad [10] ซึ่งเป็น Optimizer ที่สามารถปรับค่าอัตราการเรียนรู้ของแบบจำลอง (Learning Rate) ให้เหมาะสมกับตัวแปรต้นได้ โดยจะมีการอัพเดทจำนวนมากสำหรับค่าพารามิเตอร์ที่มีจำนวนน้อย และอัพเดทไม่มากนักถ้าค่าพารามิเตอร์มีจำนวนมาก การปรับค่าการถ่วงน้ำหนักดังสมการที่ (6)

$$w_t = w_{t-1} - \eta_t \frac{\partial L}{\partial w_{t-1}} \quad (6)$$

เมื่อ W_t คือ ค่าถ่วงน้ำหนักใหม่ W_{t-1} คือค่าถ่วงน้ำหนักเดิม η_t คือ อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) L คือ ค่าความสูญเสีย

ข้อดีคืออัตราการเรียนรู้ที่รวดเร็ว (Learning Rate) AdaGrad สามารถปรับอัตราการเรียนรู้ได้จากการถ่วงน้ำหนักดังสมการที่ (7)

$$\eta_t = \frac{\eta}{\sqrt{\epsilon + \sum_{i=1}^{t}(\frac{\partial L}{\partial w_i})^2}} \quad (7)$$

เมื่อ η_t คืออัตราการเรียนรู้ใหม่ η คือ อัตราการเรียนรู้เริ่มต้น โดยในงานวิจัยนี้ใช้ค่าเริ่มต้นที่ 0.01 ϵ คือ ค่าคงที่จำนวนน้อย ๆ เพื่อป้องกันการที่เศษเหลือมีค่าเป็น 0

2.5 ค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น (Initial Weight)

เทคนิคในการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นมีหลากหลายรูปแบบในงานวิจัยครั้งนี้ได้ใช้เทคนิคการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นแบบ Random Uniform คือ การสุ่มค่าค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 และมีการกระจายตัวแบบสม่ำเสมอ (Uniform) หรือกล่าวอีกนัยนึง ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) เริ่มต้นในทุกกระแสประสาทจะเท่ากัน

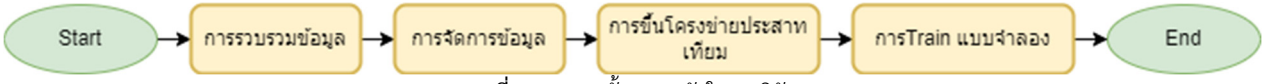
2.6 สถิติที่ใช้ในการวัดความแม่นยำและแม่นตรง

ค่าที่ใช้ในการเป็นค่าอ้างอิงว่าแบบจำลองดังกล่าวมีความน่าเชื่อถือและความแม่นตรงในระดับใดได้แก่ ค่า R^2 [11] โดยมีสูตรการคำนวณดังสมการที่ (8) โดยค่าดังกล่าวจะเป็นตัวบ่งบอกความสอดคล้องกันระหว่างค่า 2 ค่าซึ่งในที่นี้คือค่าที่ได้จากการคำนวณ (x) และค่าจริง (y)

$$R^2 = \left(\frac{n\sum xy - \sum x \sum y}{\sqrt{n\sum x^2 - (\sum x)^2} \times \sqrt{n\sum y^2 - (\sum y)^2}}\right)^2 \quad (8)$$

3. ขั้นตอนการศึกษา

ขั้นตอนในการวิจัยจะถูกแบ่งออกเป็น 4 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ 1) การรวมรวมข้อมูล 2) การจัดการข้อมูล 3) การขึ้นโครงข่ายประสาทเทียม 4) การฝึกสอนและเรียนรู้ (Train) แบบจำลองและการตรวจสอบแบบจำลอง ดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 รูปแสดงขั้นตอนหลักในการวิจัย

3.1 การรวบรวมข้อมูล

สำหรับในงานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลจากส่วนระบบข้อมูลทรัพยากรน้ำบาดาล กรมทรัพยากรน้ำบาดาล [12] ซึ่งเป็นฐานข้อมูลที่เผยแพร่สามารถสืบค้นข้อมูลน้ำบาดาลได้ทั่วประเทศ โดยข้อมูลที่ได้จะเป็นข้อมูลชื่อบ่อพิกัด ระดับน้ำปกติ ระดับน้ำพัฒนา และอื่นๆทั้งหมด 111,677 บ่อทั่วประเทศ ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ตัวอย่างข้อมูลน้ำบาดาลในประเทศไทย [12]

ลำดับ	ละติจูด	ลองจิจูด	ความลึกเจาะ (เมตร)	ความลึกพัฒนา (เมตร)	ปริมาณน้ำ (ลบ.ม./ชม.)	ระดับน้ำปกติ (เมตร)	ระยะน้ำลด (เมตร)
1	7.710632	99.08743	55.00	55.00	7.00	2.00	18.00
2	7.710654	99.06913	21.00	12.00	1.14	2.10	6.90
3	7.714327	99.06568	21.00	21.00	2.27	3.00	10.50
4	7.746968	99.02647	30.00	30.00	2.00	2.00	17.00
5	7.734531	99.08602	51.00	51.00	3.41	5.40	18.90
6	7.739451	99.09052	83.00	81.00	4.00	15.00	5.00
7	7.742825	99.09115	52.00	52.00	6.00	3.00	2.00
8	7.739043	99.09422	39.00	36.00	1.59	2.10	24.90
9	7.525279	99.07569	96.00	96.00	3.00	21.00	0.00
10	7.535009	99.1292	62.00	62.00	10.00	11.00	24.00
11	7.535588	99.12863	81.00	81.00	7.00	12.00	28.00
12	7.506881	99.06726	50.00	50.00	10.00	7.00	0.00
13	7.525279	99.07569	62.00	60.00	7.00	6.00	12.00
14	4.635685	102.2732	68.00	64.00	10.00	10.00	12.00
15	4.607557	102.2698	98.00	66.00	5.00	4.00	20.00
16	7.795877	99.09219	44.00	44.00	6.00	4.00	18.00
17	7.804742	99.09162	49.00	49.00	5.00	10.00	14.00
18	-	-	64.00	60.00	6.00	7.00	9.00
19	7.799552	99.08048	36.00	36.00	5.54	2.68	3.44
20	7.808816	99.07521	45.00	45.00	3.41	6.30	10.50

เนื่องจากข้อมูลจากกรมทรัพยากรน้ำบาดาลไม่มีข้อมูลระดับปากบ่อที่ผิวดิน ทางคณะวิจัยจึงทำการหาข้อมูลระดับปากบ่อที่ผิวดินเพิ่มเติมจาก GPS Visualizer โดยสามารถหาระดับดินได้โดนการระบุตำแหน่งละติจูด และ ลองจิจูด โดยระดับที่ได้จะมีหน่วยเป็นเมตร จากระดับน้ำทะเลปานกลาง (รทก.)

3.2 การจัดการข้อมูล

จากข้อมูลที่ได้จากกรมทรัพยากรน้ำบาดาลจะพบว่าค่าพิกัดบางตำแหน่งของบ่อบาดาลอยู่นอกประเทศไทย นอกจากนั้นบ่อบาดาลบางบ่อไม่มีพิกัด และบางบ่อมีระยะการขุดบ่อที่มากเกินกว่าจะเป็นไปได้ เช่น 1,828,093 เมตร ซึ่งจะเห็นได้ว่าอาจจะไม่ถูกต้องจากการกรอกข้อมูล การศึกษาครั้งนี้จึงตัดข้อมูลที่มีความน่าเชื่อถือต่ำเหล่านี้ออก เมื่อทำการตัดข้อมูลแล้วจาก ข้อมูลทั้งหมด 111,677 บ่อทั่วประเทศ จะเหลือข้อมูลทั้งหมด 99,647 บ่อ จากนั้นทำการปรับระดับความลึกในการเจาะบ่อให้อยู่ในหน่วย เมตร รทก.

เมื่อทำการจัดการข้อมูลและปรับเปลี่ยนหน่วยของข้อมูลแล้วจะทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ชุด ได้แก่ข้อมูล สอบเทียบ ข้อมูลทดสอบ และข้อมูลสอบทาน ดังตารางที่ 2

เหตุผลที่จำเป็นต้องมีขั้นตอนการปรับเทียบแบบจำลอง การสอบทานแบบจำลองและการทดสอบแบบจำลอง เนื่องจาก โครงข่ายประสาทเทียมมีการเลือกชุดข้อมูลที่เหมาะสมด้วยตนเอง ดังนั้นจึงมีโอกาสที่แบบจำลองอาจจะเลือกชุดข้อมูลที่ใช้ในการปรับเทียบและสอบทานแบบจำลองเป็นข้อมูลที่เหมือนกันบ้างบางส่วน ดังนั้นหากให้แบบจำลองมีการคัดเลือกข้อมูลเพื่อทดสอบแบบจำลองด้วยจะเป็นการยืนยันว่าข้อมูลจะถูกปรับเทียบและสอบทานแบบจำลองได้อย่างถูกต้องเสมือนว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมถูกสอบทานแบบจำลอง 2 ครั้ง เป็นการเพิ่มความน่าเชื่อถือของแบบจำลอง

ตารางที่ 2 ตารางสัดส่วนของข้อมูล

ชุดข้อมูล	จำนวนบ่อ	สัดส่วน(%)
ชุดข้อมูลทั้งหมด	99,647 บ่อ	100
ชุดข้อมูลปรับเทียบ	48,999 บ่อ	49
ชุดข้อมูลทดสอบ	21,000 บ่อ	21
ชุดข้อมูลสอบทาน	29,648 บ่อ	30

แต่ละชุดข้อมูลจะประกอบไปด้วย พิกัดละติจูด พิกัดลองจิจูด ระดับปากบ่อที่ผิวดิน และ ระดับน้ำปกติ โดย ข้อมูลสามตัวแรกจะถูกใช้เป็นข้อมูลนำเข้า (input) และข้อมูลตัวสุดท้ายจะถูกใช้เป็นข้อมูลคาดหวัง (Target) ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 แสดงตัวอย่างชุดข้อมูลสำหรับนำเข้าโครงข่ายประสาทเทียม

ละติจูด	ลองจิจูด	ค่าระดับผิวดิน (เมตร รทก)	ระดับน้ำปกติ (เมตร รทก.)
16.40895064	104.5228537	175.664	161.664
15.33068543	104.3359763	121.994	118.994
16.63309156	102.7714689	197.373	137.373
14.79517591	100.3078566	13.915	5.915
17.43265814	100.0517424	58.983	50.983
16.56268664	104.6382617	156.880	148.880

ตารางที่ 3 แสดงตัวอย่างชุดข้อมูลสำหรับนำเข้าโครงข่ายประสาทเทียม (ต่อ)

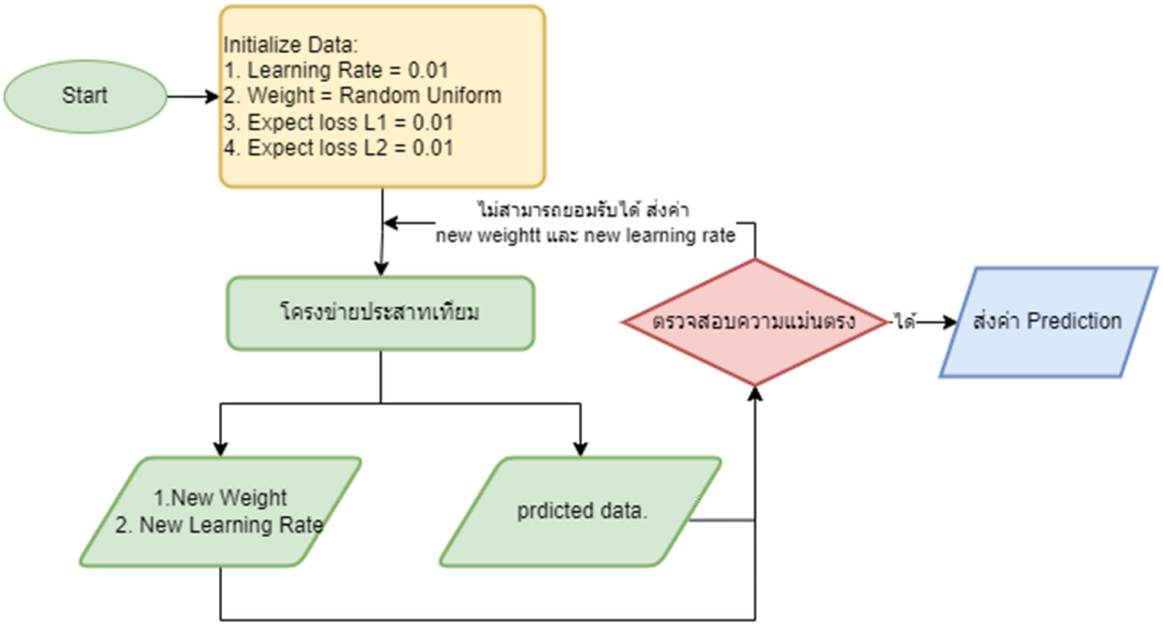
ละติจูด	ลองจิจูด	ค่าระดับผิวดิน (เมตร รทก)	ระดับน้ำปกติ (เมตร รทก.)
17.08580811	100.1397500	47.979	37.979
14.69136748	99.29461121	455.478	452.078
14.62256451	99.47427543	137.894	135.094
14.47439480	99.47909986	16.120	12.270
13.80036369	99.60481024	46.257	45.197
14.90463005	100.0100239	3.481	-29.459
14.93214486	99.72487674	114.179	110.229
14.87174959	99.76497058	65.968	63.598
14.83704503	100.0683133	2.589	-4.061
15.27434811	99.63816057	87.918	85.518

3.3 การขึ้นโครงข่ายประสาทเทียม

ในการวิจัยครั้งนี้ได้ทำการขึ้นโครงข่ายประสาทเทียมโดยแบ่งออกเป็น 3 ชั้น (Layer) โดยในชั้นแรกจะใช้ ค่าความสูญเสีย (Loss Function) แบบ $L1$ ด้วย Kernel Regularizer และค่าความสูญเสีย $L2$ ด้วย Activity Regularizer โดยชั้นที่ 1 และ 2 มีปมประสาทชั้นละ 1000 ปม ชั้นที่ 1 และ 2 ใช้ Activated function แบบ Sigmoid และมิตินำเข้าของข้อมูลเป็น 3 มิติ

3.4 การสอนการเรียนรู้แบบจำลอง (Training)

กระบวนการสอนการเรียนรู้แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมจะขึ้นอยู่กับฟังก์ชัน Optimization โดยจะมีการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักตามสมการภายในโดยสามารถสรุปได้ดังรูปที่ 3 ดังนี้



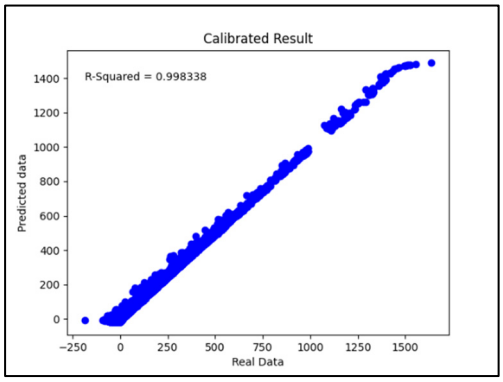
รูปที่ 3 แสดงกระบวนการโดยย่อของโครงข่ายประสาทเทียม

รูปที่ 3 อธิบายถึง ตัวแปรเริ่มต้นที่ 4 ตัวได้แก่ อัตราการเรียนรู้ ค่าความสูญเสีย $L1$ และ $L2$ จะถูกกำหนดเป็นค่าคาดเดาเริ่มต้น (Initial Guess) ด้วย 0.01 และค่าถ่วงน้ำหนักจะถูกสุ่มขึ้นมาด้วยการกระจายตัวแบบสม่ำเสมอ ค่าทั้งหมดนี้จะถูกนำไปรวมกับข้อมูลนำเข้าต่าง ๆ เพื่อใช้สำหรับการปรับเทียบ ทดสอบ และสอบทานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม หากค่าการพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองให้ค่าระดับน้ำบาดาลที่มีค่าถูกต้องใกล้เคียงกับค่าตรวจวัดจริงจากกรมทรัพยากรน้ำบาดาล $R^2 > 0.8$ แล้ว จะถือว่าแบบจำลองมีความน่าเชื่อถือสามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์จริงได้ แต่หากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลลัพธ์ค่าระดับน้ำบาดาลมีค่ายังไม่ถูกต้อง ค่าตัวแปรต้นทั้ง 4 ค่าจะถูกนำมาปรับค่าถ่วงน้ำหนักใหม่ด้วยสมการ Optimization จนกว่าจะได้ค่าที่คำนวณจากแบบจำลองมีค่าใกล้เคียงกับค่าตรวจหวัดหน้าสนามจริง

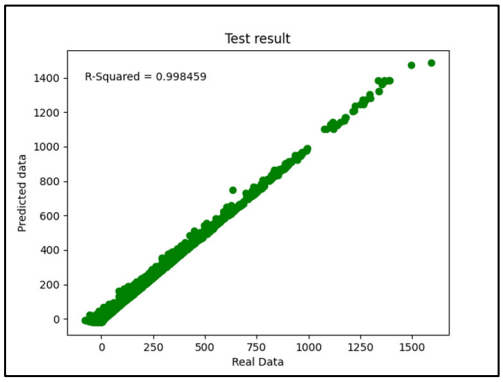
4. ผลการศึกษาและอภิปรายผลการศึกษา

4.1 ผลการสอบเทียบและตรวจทาน

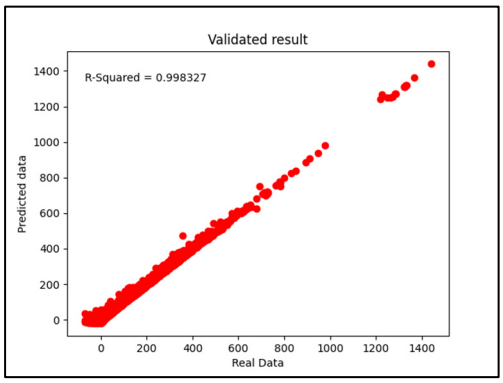
ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองเมื่อนำมาตรวจสอบและทำการหาความสัมพันธ์กราฟระหว่างค่าที่คำนวณได้กับค่าจริงของชุดข้อมูลทั้งหมดพบว่าค่าความเชื่อมั่น หรือ R^2 อยู่ที่ 0.99835 โดยมีค่าความเชื่อมั่นเมื่อคิดจากชุดข้อมูลสอบเทียบเท่ากับ 0.99841 ทดสอบ เท่ากับ 0.99827 และสอบทาน 0.99832 ตามลำดับ ดังรูปที่ 4



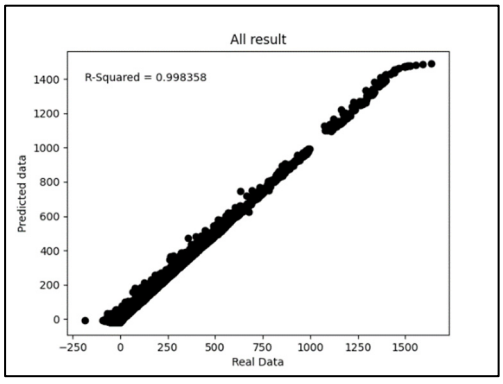
(ก)



(ข)



(ค)

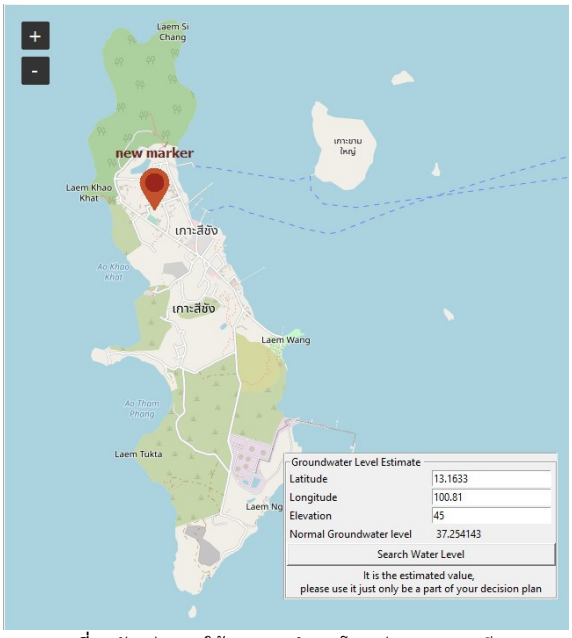


(ง)

รูปที่ 4 รูปแสดงผลลัพธ์การเปรียบเทียบค่าตรวจวัดจริงหน้ากับค่าทำนายจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (**ก**) การปรับเทียบแบบจำลอง (**ข**) การทดสอบแบบจำลอง (**ค**) การสอบทานแบบจำลอง (**ง**) ผลการจำลองโดยภาพรวม

4.2 ตัวอย่างการใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ตัวอย่างการใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม การทำนายระดับน้ำบาดาลในพื้นที่เกาะสีชัง จังหวัดชลบุรี พบว่า ระดับน้ำบาดาลอยู่ที่ 37.254 เมตร รทก. ซึ่งจากการสำรวจหน้างาน พบว่าบริเวณนี้เป็นพื้นที่ชุมชนและสิ่งปลูกสร้าง มีการซึมของน้ำบาดาลเข้าสู่ชั้นหินปูนในปริมาณมากพอสมควร มีการเก็บกักน้ำฝนไว้ใช้ในฤดูแล้งบ้างแล้ว การตรวจสอบหาระดับน้ำบาดาล ณ พื้นที่นี้มีส่วนช่วยในการคัดเลือกพื้นที่สำหรับการขุดเจาะบ่อน้ำบาดาลไว้ใช้ในเวลาจำเป็นจากการขาดแคลนน้ำได้ ลดงบประมาณในการสำรวจจากหน่วยงานของรัฐ และเป็นการลดรายจ่ายให้กับคนในชุมชนได้อีกทางหนึ่ง



รูปที่ 5 ตัวอย่างการใช้งานแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

5. สรุปผลการศึกษา

การพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการทำนายระดับน้ำบาดาลในพื้นที่อ่อนไหวนี้ มีวัตถุประสงค์เพื่อจัดทำเครื่องมือในการช่วยพิจารณาในการคัดเลือกตำแหน่งขุดเจาะบ่อบาดาลที่เหมาะสมและลดค่าใช้จ่าย และช่วยในการบริหารจัดการน้ำ ในด้านการตรวจสอบความอ่อนไหวต่อการเปลี่ยนแปลงของปริมาณและคุณภาพของน้ำบาดาล โดยเฉพาะในพื้นที่ที่มีทรัพยากรจำกัดและมีความอ่อนไหวสูง การนำเข้าข้อมูลประกอบด้วยข้อมูลทางด้านสภาพภูมิประเทศ อุทกธรณีวิทยา กฎหมายน้ำบาดาล มาตรฐานการสำรวจและขุดเจาะน้ำบาดาล และสภาพพื้นที่ศึกษา ตัวแปรของระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่จำเป็นได้แก่ อัตราการเรียนรู้ ค่าความสูญเสียค่าการสูญเสียแบบ Least Absolute Deviations ค่าการสูญเสียแบบ Least Squared Errors และค่าถ่วงน้ำหนักด้วยการกระจายตัวแบบสม่ำเสมอ การนำข้อมูลเข้ามาวิเคราะห์ ระบบโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการสุ่มเลือกข้อมูล เพื่อใช้การเรียนรู้ การปรับเทียบแบบจำลอง การทดสอบแบบจำลอง และการสอบทานแบบจำลอง เพื่อให้ได้แบบจำลอง

โครงข่ายประสาทเทียมที่มีความแม่นยำ โดยผลการปรับเทียบแบบจำลองโดยรวมมีค่า R^2 อยู่ที่ 0.99 แบบจำลองมีความแม่นยำสูง เนื่องจากข้อมูลน้ำเข้าจากกรมทรัพยากรน้ำบาดาลมีปริมาณมาก และความถูกต้อง จากผลการทำนายระดับน้ำบาดาลในพื้นที่ตัวอย่างพบว่าปริมาณน้ำบาดาลจะขึ้นอยู่กับสภาพทางอุทกธรณีวิทยา และการใช้ประโยชน์ที่ดิน ซึ่งแสดงให้เห็นว่าระบบโครงข่ายประสาทเทียมมีส่วนช่วยในการตัดสินใจในการเลือกพื้นที่ในการวางตำแหน่งขุดเจาะบ่อบาดาลมีความถูกต้องและประหยัดค่าใช้จ่ายในการสำรวจพื้นที่มากขึ้น

กิตติกรรมประกาศ

นักวิจัยขอขอบคุณ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบังที่สนับสนุนทุนวิจัยเริ่มต้นสำหรับอาจารย์ใหม่ สัญญาเลขที่ KREF186504 และขอขอบคุณผู้มีส่วนร่วมในการทำวิจัยทุกท่านที่ช่วยในการอนุเคราะห์ข้อมูล

เอกสารอ้างอิง

[1] กรมทรัพยากรน้ำบาดาล (2551). รายงานฉบับสมบูรณ์ เล่มที่ 1/10. โครงการจัดทำมาตรฐานการเจาะ สำรวจ และพัฒนาบ่อน้ำบาดาล: รายงานสรุปสำหรับผู้บริหาร, 2551, หน้า 11.

[2] กรมทรัพยากรน้ำบาดาล (2551). รายงานฉบับสมบูรณ์ เล่มที่ 2/10. โครงการจัดทำมาตรฐานการเจาะ สำรวจ และพัฒนาบ่อน้ำบาดาล: ชุดมาตรฐานการปฏิบัติงานด้านการสำรวจอุทกธรณีวิทยาและแผนที่น้ำบาดาล มาตรฐาน ทบ ส 1000-2550 ถึง 4000-2550, หน้า 101.

[3] กรมทรัพยากรน้ำบาดาล (2551). รายงานฉบับสมบูรณ์ เล่มที่ 4/10. โครงการจัดทำมาตรฐานการเจาะ สำรวจ และพัฒนาบ่อน้ำบาดาล: ชุดมาตรฐานการปฏิบัติงานด้านการประเมินศักยภาพแหล่งน้ำบาดาล มาตรฐาน ทบ ป 3001-2550 ถึง 3008-2550, 2551, หน้า 89.

[4] Aurélien, G. (2019). *Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow, Sebastopol*. O'Reilly Media, Inc., pp. 279–281.

[5] Abadi, M., Barham, P., Chen, J., and C, Z. (2016) TensorFlow: A System for Large-Scale Machine Learning. *12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI '16)*, SAVANNAH, GA, USA, 2–4 November 2016, pp. 265–283.

[6] Kanoktipsatharporn, S. Activation Function and Sigmoid Function in Artificial Neural Network [Online] https://shorturl.asia/ayi5e. [Accessed 10 May 2022].

[7] Huang, G., Liu, Z., Der Maaten, L. V. and Weinberger, K. Q. Densely Connected Convolutional Networks. *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, HI, USA, 21–26 July 2017, pp. 4700–4708.

[8] Jayaraman, S., Esakkirajan, S. and Veerakumar (2009), T. *Digital Image Processing*. Tata McGrew Hill Education Private Limited, pp. 421–424.

[9] Barrodale I. and Roberts, F. D. K. (1973). An Improved Algorithm for Discrete l1 Linear Approximation. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 10(5), pp. 839–848.

[10] Thanaki, J. (2017) *Python Natural Language Processing*, Packt Publishing Ltd., pp. 202–217.

[11] Bonaccorso, G. (2018). *Mastering Machine Learning Algorithms*, Packt Publishing Ltd., pp. 351–352.

[12] กรมทรัพยากรน้ำบาดาล. ส่วนระบบข้อมูลทรัพยากรน้ำบาดาล [ฐานข้อมูลออนไลน์] http://app.dgr.go.th/newpasutara/xml/download.php [สืบค้น 10 เมษายน 2565]