

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อประเมินปริมาณสารหนูในน้ำ
บาดาล บริเวณเหมืองทองจังหวัดพิจิตร
นายธนภัทร คชฉวีวงศ์

ธรณีวิทยา

2558

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาล

บริเวณเหมืองทองจังหวัดพิจิตร

นายธนภัทร คชนวิวงศ์

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต

ภาควิชาธรณีวิทยา คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2558

**APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TO EVALUATE
ARSENIC CONCENTRATION IN GROUNDWATER AROUND GOLD MINE,
PHICHIT PROVINCE**

Mr. THANAPAT KHOTCHAWEEWONG

**A REPORT SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE
REQUIREMENT FOR THE BACHELOR OF SCIENCE, DEPARTMENT OF
GEOLOGY, CHULALONGKORN UNIVERSITY, 2015**

วันที่ส่ง...../...../.....
วันที่อนุมัติ...../...../.....

.....
(รองศาสตราจารย์ ดร.ศรีเลิศ โชติพันธรัตน์)
อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการ

หัวข้องานวิจัย: การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อประเมินปริมาณสารหนูในน้ำ
บาดาลบริเวณเหมืองทอง
จังหวัดพิจิตร

ผู้ทำการวิจัย: นายธนภัทร คชนวิวงษ์ รหัสประจำตัวนิสิต: 5532719823

อาจารย์ที่ปรึกษา: รองศาสตราจารย์ ดร.ศรีเลิศ โชติพันธ์รัตน์

ภาควิชา: ธรณีวิทยา

ปีการศึกษา: 2558

บทคัดย่อ

ปัญหาการปนเปื้อนของสารหนูในแหล่งน้ำใต้ดินเป็นหนึ่งในปัญหาทางสิ่งแวดล้อมที่รุนแรง และส่งผลต่อระบบนิเวศในหลายพื้นที่ทั่วโลก เครื่องมือที่ใช้สำหรับตรวจสอบปริมาณของสารหนูในแหล่งน้ำในปัจจุบันจำเป็นต้องใช้บุคลากรที่มีความเชี่ยวชาญ เงินทุน และเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพ งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ที่จะนำโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) มาประยุกต์ใช้ในการประเมินปริมาณสารหนูจากตัวอย่างน้ำบาดาล ซึ่งเก็บรวบรวมจากบริเวณรอบเหมืองทองคำ จังหวัดพิจิตร ข้อมูลอุทกเคมีพื้นฐาน 5 ชนิด ได้แก่ อุณหภูมิของน้ำ ค่าความเป็นกรด-ด่าง (PH) ค่าศักย์รีดอก (Oxidation-reduction potential) ค่าการนำไฟฟ้า (Electrical conductivity) และปริมาณของแข็งที่ละลายในน้ำ (Total dissolve solid) ถูกเลือกเพื่อใช้เป็นข้อมูลนำเข้าสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม นอกจากนี้โครงข่ายประสาทเทียมถูกปรับปรุงโดยการปรับแก้ฟังก์ชันการเรียนรู้ จำนวนชั้นแอบแฝง และชุดข้อมูลศักย์รีดอก ชุดข้อมูลทั้งหมดถูกแบ่งเป็น 3 กลุ่ม ประกอบด้วย ชุดข้อมูลที่มีค่าศักย์รีดอกเป็นบวก (0.00 – 231.00mV) ชุดข้อมูลที่มีค่าศักย์รีดอกเป็นลบ (-176.40 – (-1.70)mV) และชุดข้อมูลทั้งหมด (-176.40 – 231.00mV)

จากผลการวิจัยพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลบริเวณเหมืองทองคำ โดยมีความแม่นยำอยู่ในระดับที่ยอมรับได้ ค่าสัมประสิทธิ์ NSE เท่ากับ 0.5476 และ 0.5240 ในชุดฝึกสอนและชุดทดสอบตามลำดับ และพบว่า การปรับเปลี่ยนฟังก์ชันการเรียนรู้และจำนวนชั้นแอบแฝงไม่มีผลต่อความแม่นยำในการประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลของโครงข่ายประสาทเทียมอย่างมีนัยสำคัญ ในขณะที่การใช้ชุดข้อมูลที่มีค่าศักย์รีดอกทั้งบวกและลบให้ผลการประเมินปริมาณสารหนูดีที่สุด

คำสำคัญ : โครงข่ายประสาทเทียม ปริมาณของแข็งที่ละลายในน้ำ Nash-Sutcliffe efficiency coefficient ค่าไออาร์พี ค่าการนำไฟฟ้า

Thesis title: Application of Artificial Neural Network to evaluate Arsenic concentration in groundwater around gold mine, Changwat Phichit

Thesis author: Mr.Thanapat Khotchaweewong **Student ID:** 5532719823

Adviser name: Assoc. Prof. Dr. Srilert Chotpantararat

Field of study: Geology

Academic year: 2015

Abstract

Arsenic (As) contamination in groundwater is one of the serious environmental problems effecting health and ecosystem in many regions of the world. The measurement of As in groundwater requires skilled technicians, high cost and efficient equipment. The objective of this study is to apply Artificial Neural Network (ANN) to evaluate As concentration in groundwater collected around the gold mining area, Changwat Pichit. Five basic hydrochemical properties of groundwater, including water temperature, PH, oxidation-reduction potential (ORP), electrical conductivity (EC) and total dissolve solid (TDS) was carefully selected and used as input data. Moreover, the modified-ANN was carried out by varying these 3 items: learning function, number of hidden and ORP dataset. ORP dataset were classified into 3 groups, consisting of positive ORP value (0.00-231.00mV), negative ORP values (-176.40-(-1.70)mV) and the whole dataset (-176.40-231.00mV).

The result showed that ANN can evaluate As concentration in groundwater around gold mine efficiently. The accuracy of the evaluation is acceptable with show by 0.5476 and 0.5240 NSE coefficients in training and testing dataset respectively. Learning function and number of hidden layers does not significantly affect the accuracy of evaluating As concentration in groundwater significantly. In the other hand, ORP dataset gives the best performance to evaluate As concentration.

Keywords: Artificial Neural Network, Total dissolve solid, Nash-Sutcliffe efficiency coefficient, Oxidation-Reduction potential, Electrical conductivity

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศรีเลิศ โชติพันธรัตน์ อาจารย์ที่ปรึกษาปริญญา
นิพนธ์ ซึ่งท่านได้ให้คำแนะนำและข้อคิดเห็นต่างๆ อันเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการทำวิจัย อีกทั้ง
ยังช่วยแก้ปัญหาต่างๆที่เกิดขึ้นระหว่างการดำเนินงานจนปริญญาฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ขอขอบพระคุณหลักสูตรสาขาวิทยาศาสตร์สิ่งแวดล้อม และภาควิชาธรณีวิทยา คณะ
วิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยที่ได้ให้ความอนุเคราะห์ในการใช้สถานที่ เครื่องมือและ
อุปกรณ์ต่างๆในห้องปฏิบัติการตลอดเวลาทำการวิจัย

ขอขอบคุณทบวงมหาวิทยาลัย บัณฑิตวิทยาลัยที่ให้การสนับสนุนผลงานวิจัยและ
ทุนอุดหนุนการวิจัย

ขอขอบคุณพี่ๆปริญญาโทในสาขาโลกศาสตร์ทุกคนที่ให้ความช่วยเหลือทั้งในการติดตั้ง
แก้ปัญหา และแนะนำการใช้โปรแกรมแมทแล็บ

สุดท้ายนี้ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณบิดามารดาและครอบครัว ซึ่งเปิดโอกาสให้ได้รับ
การศึกษาเล่าเรียน ตลอดจนคอยช่วยเหลือและให้กำลังใจผู้วิจัยเสมอจนสำเร็จการศึกษา

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญรูปภาพ.....	ญ
สารบัญตาราง.....	ฐ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญ.....	1
1.2 วัตถุประสงค์.....	1
1.3 สมมติฐานการศึกษา.....	2
1.4 ผลที่คาดว่าจะได้รับ.....	2
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	3
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	3
2.1.1 โครงข่ายประสาทเทียม.....	4
2.1.2 องค์ประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม.....	4
2.1.3 หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม.....	5
2.1.4 การหาจุดที่เหมาะสมที่สุด.....	8
2.1.5 สารหนู.....	13
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	14

2.3 ลักษณะทั่วไปของพื้นที่ศึกษา.....	14
2.3.1 ที่ตั้งและอาณาเขต.....	14
2.3.2 สภาพภูมิประเทศ.....	15
2.3.3 ธรณีวิทยาแหล่งแร่.....	15
2.3.4 ลักษณะทางอุทกธรณีวิทยา.....	16
บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย.....	21
3.1 ขั้นตอนการศึกษาวิจัย.....	21
3.2 การรวบรวมข้อมูลอุทกเคมีของน้ำบาดาลในบริเวณพื้นที่ศึกษา.....	22
3.3 การใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม.....	25
3.4 การปรับปรุงโครงข่ายประสาทเทียม.....	26
3.4.1 การใช้อัลกอริทึมค้นหารูปแบบ.....	27
3.4.2 การทดลองปรับแก้ด้วยตนเอง.....	27
บทที่ 4 ผลการวิจัย.....	28
4.1 การรวบรวมผลการศึกษาและจัดเตรียมข้อมูลนำเข้า.....	28
4.2 การปรับปรุงโครงข่ายประสาทเทียม.....	32
4.2.1 การใช้อัลกอริทึมค้นหารูปแบบ.....	32
4.2.2 การทดลองปรับแก้ด้วยตนเอง.....	34
4.2 ผลการประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม.....	37
บทที่ 5 สรุปผลและข้อเสนอแนะ.....	43
5.1 สรุปผล.....	43

5.2 ข้อเสนอแนะ.....	43
บรรณานุกรม.....	44

สารบัญญรูปภาพ

รูปที่		หน้า
2.1	เปรียบเทียบเซลล์ประสาทชีวภาพกับโครงข่ายประสาทเทียม.....	3
2.2	โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single layer perceptron).....	5
2.3	การแพร่เดินหน้า (Forward propagation).....	6
2.4	การแพร่ย้อนกลับ (Backward propagation).....	7
2.5	ฟังก์ชันการแปลงของโครงข่ายประสาทเทียม (Transfer function).....	8
2.6	กราฟพาราโบลาคว่ำ $f(x) = x^2 - 4x$	9
2.7	แผนภูมิแสดงขั้นตอน Pattern move ของอัลกอริทึมค้นหารูปแบบ.....	11
2.8	แผนภูมิแสดงขั้นตอน Exploratory move ของอัลกอริทึมค้นหารูปแบบ.....	12
2.9	แผนที่ภูมิประเทศบริเวณพื้นที่ศึกษา.....	19
2.10	แผนที่หน่วยหินทางอุทกวิทยาของบริเวณพื้นที่ศึกษา.....	20
3.1	แสดงขั้นตอนการศึกษาวิจัยของงานวิจัยนี้.....	21
3.2	ตำแหน่งบ่อบาดาลทั้ง 94 บ่อ ที่ทำการเก็บตัวอย่างน้ำบาดาล.....	22
3.3	ขั้นตอนการใช้งาน โครงข่ายประสาทเทียมบนโปรแกรม MATLAB R2013a.....	25
3.4	หน้าต่างการทำงาน และผลลัพธ์ของการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแสดงผล ในรูปแบบของกราฟและตัวแปรต่างๆ.....	26
3.5	การใช้อัลกอริทึมค้นหารูปแบบ.....	27
4.1	การใช้อัลกอริทึมค้นหารูปแบบ.....	33
4.2	กราฟความสัมพันธ์ของปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลที่ได้จากการเก็บข้อมูลภาคสนาม	

- กับปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลที่ได้จากการประเมินด้วยโครงข่ายประสาทเทียม.....41
- 4.2 กราฟเส้นเปรียบเทียบปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลที่ได้จากการเก็บข้อมูลภาคสนาม
กับปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลที่ได้จากการประเมินด้วยโครงข่ายประสาทเทียม.....42

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3-1	
รายละเอียดข้อมูลบ่ออากาศที่ทำการเก็บตัวอย่างข้อมูล คุณสมบัติน้ำอากาศ.....	23
4-1	
ข้อมูลนำเข้าที่ใช้การฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม.....	28
4-2	
อัตราการเรียนรู้ โมเมตัม และจำนวน โหนดในชั้นแอบแฝงที่ดีที่สุด สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้.....	33
4-3	
รายละเอียดของฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ CGP LM และ GDM.....	35
4-4	
แสดงค่าสัมประสิทธิ์ NSE เมื่อทดลองปรับเปลี่ยนฟังก์ชันการเรียนรู้ ชุดข้อมูล และจำนวนชั้นแอบแฝง.....	37
4-5	
ตารางแสดงปริมาณสารหนูที่ได้จากการเก็บข้อมูลภาคสนามกับ ปริมาณสารหนูที่ได้จากการประเมินด้วยโครงข่ายประสาทเทียม และค่าความคลาดเคลื่อน.....	38

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

น้ำใต้ดินเป็นแหล่งน้ำจืดที่มีปริมาณมากที่สุดในโลกที่ใช้ในการอุปโภคบริโภค ปัญหาการปนเปื้อนของสารหนูในแหล่งน้ำบาดาลจึงเป็นปัญหาที่รุนแรงและส่งผลกระทบต่อสุขภาพ เนื่องจากเป็นอันตรายต่อสุขภาพ ถ้าได้รับในปริมาณที่น้อยเป็นเวลานาน ทำให้เกิดความผิดปกติเรื้อรังต่อร่างกาย หรือถ้าได้รับในปริมาณมากทำให้เสียชีวิตได้ โดยเฉพาะพื้นที่เหมืองแร่ทองคำที่มีแร่ในกลุ่มอาซิโนไฟไรต์ (Arsenopyrite) อยู่เป็นจำนวนมาก (Straskraba and Moran, 2006) ดังนั้น วิธีการตรวจสอบคุณภาพของน้ำบาดาลที่มีประสิทธิภาพก่อนนำมาใช้อุปโภคบริโภคจึงเป็นสิ่งจำเป็น

วิธีการตรวจสอบปริมาณของสารหนูในแหล่งน้ำในปัจจุบันนั้นมีความยากลำบากเนื่องจากจำเป็นต้องใช้บุคลากรที่มีความเชี่ยวชาญ เงินทุน และเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพ ซึ่งอาจทำได้ยากสำหรับพื้นที่ห่างไกลหรือขาดทรัพยากรดังที่ได้กล่าวมา การพัฒนาเครื่องมือทางเลือกอื่น ๆ ที่ใช้งานได้ง่าย ใช้เงินทุนน้อย และมีความแม่นยำจึงจะช่วยให้การประเมินปริมาณสารหนูในพื้นที่ดังกล่าวได้มากขึ้น โดยในงานหลายๆด้านมีการนำโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) มาใช้ในการประมาณค่าหรือทำนายปริมาณต่างๆ โดยใช้ข้อมูลตัวแปรอื่นๆที่คาดว่ามีความสัมพันธ์กับปริมาณนั้นๆ ในงานวิจัยของ Cho และคณะ(2011) และ Purkait และคณะ (2008) พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาล โดยใช้ข้อมูลคุณสมบัติพื้นฐานของน้ำบาดาลได้อย่างแม่นยำ ในงานวิจัยนี้จึงต้องการนำโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมมาทดลองใช้ในการประเมินปริมาณสารหนูในบริเวณพื้นที่โดยรอบเหมืองทองคำชาติรี เนื่องจากเป็นพื้นที่ที่มีโอกาสปนเปื้อนปริมาณสารหนูได้ง่าย อีกทั้งยังสามารถนำผลการวิจัยนี้ไปประยุกต์ใช้กับบริเวณอื่น ๆ ที่มีลักษณะเป็นแหล่งแร่ทองคำเช่นเดียวกัน ได้อีกด้วย

1.2 วัตถุประสงค์

เพื่อประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการประเมินความเข้มข้นของสารหนูในน้ำบาดาลบริเวณโดยรอบเหมืองทองคำ

1.3 สมมุติฐานการศึกษา

โครงการประสาทเทียมสามารถประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลบริเวณโดยรอบเหมืองทองคำได้อย่างถูกต้องแม่นยำ

1.4 ผลที่คาดว่าจะได้รับ

โครงการประสาทเทียมที่สามารถประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลบริเวณโดยรอบเหมืองทองคำได้อย่างมีประสิทธิภาพ

บทที่ 2

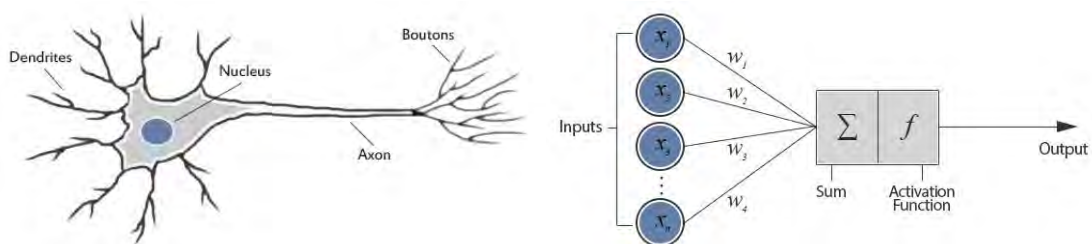
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) เป็น โมเดลทางคณิตศาสตร์ที่จำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทชีวภาพ (Biological network) ของสิ่งมีชีวิต ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท (Neuron) และจุดประสานประสาท (Synapse) เชื่อมต่อกันเป็นเครือข่ายที่ทำงานประสานกัน เพื่อรับสัญญาณประสาท ประมวลผล และส่งออกไปยังเซลล์ถัดไปเป็นเครือข่าย โดยจำลองจุดประสานประสาทด้วย โหนด (Node) และมีฟังก์ชันการแปลง (Transfer function) เป็นตัวกำหนดสัญญาณส่งออก

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถแก้ปัญหาได้หลากหลายรูปแบบ ซึ่งได้แก่ การจำแนกข้อมูล การทำนายหรือประเมิน การควบคุมระบบ การหาความเหมาะสม และการจัดกลุ่มข้อมูล โดยในงานวิจัยนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายและประเมิน



รูปที่ 2.1 เซลล์ประสาทชีวภาพ (รูปซ้าย) เปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียม (รูปขวา)

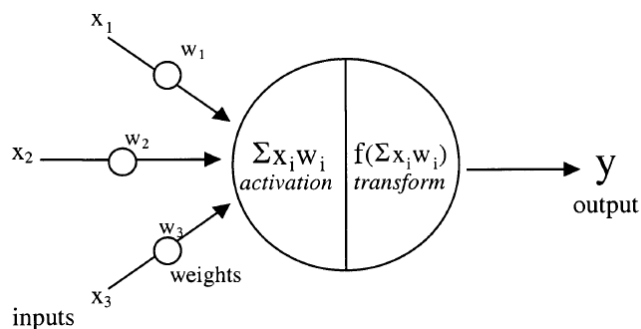
ที่มา: Jacobson, 2013

2.1.2 องค์ประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 5 องค์ประกอบ ได้แก่ ข้อมูลป้อนเข้า (Input) ค่าน้ำหนัก (Weights) ฟังก์ชันผลรวม (Summation function: S) ฟังก์ชันแปลง (Transfer function) และข้อมูลส่งออก (Output) แต่ละองค์ประกอบมีหลักการทำงาน ดังนี้

- (1) **ข้อมูลป้อนเข้า** ต้องเป็นข้อมูลในเชิงปริมาณ ถ้าข้อมูลที่ต้องการป้อนเข้าไปเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพ ต้องแปลงให้เป็นข้อมูลเชิงปริมาณ
- (2) **ค่าน้ำหนัก** คือ ค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม หรือเรียกได้อีกชื่อว่า ค่าความรู้ (Knowledge) ค่าน้ำหนักเป็นตัวบ่งบอกความเกี่ยวข้องของข้อมูลนำเข้าแต่ละข้อมูลว่ามีความสัมพันธ์กันมากน้อยในระดับใด ซึ่งจะถูกเก็บไว้เป็นรูปแบบเพื่อใช้เรียนรู้ข้อมูลชุดถัดไปได้ดียิ่งขึ้น
- (3) **ฟังก์ชันผลรวม** เป็นผลรวมของผลคูณระหว่างข้อมูลป้อนเข้ากับค่าน้ำหนัก
- (4) **ฟังก์ชันการแปลง** เป็นส่วนที่ทำหน้าที่ในการประสานและแปลงข้อมูล เพื่อให้อยู่ในรูปแบบที่สื่อความหมายและเป็นประโยชน์ในการนำไปใช้
- (5) **ข้อมูลส่งออก (output)** ข้อมูลที่ต้องการในเชิงปริมาณ

นอกจากนี้ยังสามารถแบ่งโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมได้เป็น 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นรับข้อมูลป้อนเข้า (Input layer) ชั้นแอบแฝง (Hidden layer) และชั้นส่งข้อมูลออก (Output layer) โครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งตามจำนวนชั้นของโครงข่ายได้ 2 แบบ ได้แก่ โครงข่ายแบบชั้นเดียว เช่น โครงข่ายเพอเซ็ปตรอนอย่างง่าย (Simple perceptron) โครงข่ายโฮปฟิลด์ (Hopfield networks) และโครงข่ายแบบหลายชั้น เช่น การแพร่ย้อนกลับ (Back propagation) เคาร์เตอร์พรองพะเกชั่น (Counter propagation) ซึ่งใช้ในการแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนมากกว่า



รูปที่ 2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (single layer perceptron) โดย x_i คือข้อมูลนำเข้า w_i คือ ค่าน้ำหนักและ y คือ ข้อมูลส่งออก
ที่มา: Kustrin et al., 2000

2.1.3 หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

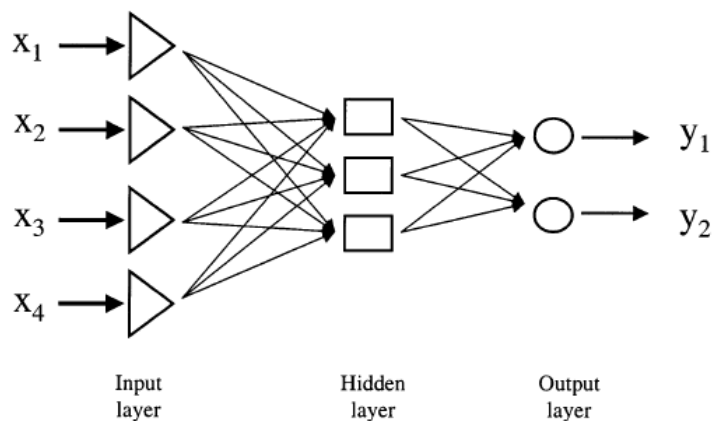
2.1.3.1 การเรียนรู้

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบ่งเป็น 2 ประเภท ได้แก่ การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) และการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning) ในที่นี้จะพูดถึงเฉพาะการเรียนรู้ที่เรียกว่า การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Back propagation) ซึ่งเป็นวิธีการเรียนรู้ที่ใช้ในงานวิจัยนี้

หลักการในการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับคือ การป้อนข้อมูลป้อนกลับเพื่อปรับค่าน้ำหนักของแต่ละชั้นข้อมูลโดยการแพร่ย้อนกลับจากชั้นข้อมูลส่งออกไปยังชั้นแอบแฝง และไปยังชั้นข้อมูลป้อนเข้า การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับแบ่งเป็น 2 ขั้นตอน

1) การแพร่เดินทาง (Forward propagation)

ขั้นตอนนี้เริ่มต้นเมื่อทำการป้อนข้อมูลนำเข้า ข้อมูลนำเข้าจะคูณกับค่าน้ำหนักแบบสุ่มในตอนเริ่มต้นและเข้าสู่ฟังก์ชันผลรวม ดังรูปที่ 2.3 จากนั้นข้อมูลจะถูกแปลง โดยฟังก์ชันซิกมอยด์และส่งออกเป็นผลลัพธ์



รูปที่ 2.3 การแพร่เงินหน้า

ที่มา: Kustrin et al., 2000

2) การแพร่ย้อนกลับ (Backward propagation)

ในขั้นตอนนี้ ค่าความผิดพลาด (δ) ที่ได้จากสมการ 2.2 จะถูกนำไปคำนวณเพื่อปรับแก้ค่าน้ำหนักในแต่ละชั้นดังสมการที่ 2.3 และ 2.4 โดยเริ่มจากชั้นข้อมูลส่งออก แพร่กลับไปยังชั้นแอบแฝง และชั้นข้อมูลป้อนเข้าตามลำดับ

$$\delta_i = (t_j - a_j)f'(S_j) \quad (2.2)$$

เมื่อ t_j คือ ค่าเป้าหมาย

a_j คือ ค่าผลลัพธ์

f' คือ อนุพันธ์ของซิกมอยด์ฟังก์ชัน

S_j คือ ผลรวมของข้อมูลป้อนเข้า

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_i a_i \quad (2.3)$$

เมื่อ η คือ อัตราการเรียนรู้ (Learning rate)

δ_i คือ ค่าความผิดพลาด (Error)

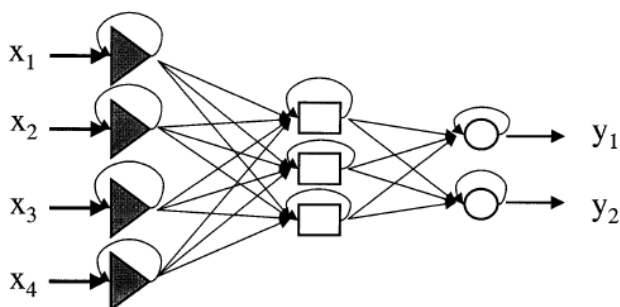
a_i คือ ค่าผลลัพธ์

$$w_{ji}^{new} = w_{ji}^{old} + \Delta w_{ji} \quad (2.4)$$

นอกจากนั้นยังสามารถปรับค่าน้ำหนักโดยใช้ค่าโมเมนต์ม (α) ซึ่งช่วยให้การเรียนรู้เร็วขึ้น ดังสมการ

$$\Delta w_{ji}(k + 1) = \eta \delta_i a_i + \alpha [\Delta w_{ji}(k)]$$

เมื่อ k คือ ดัชนีเวลา (index time) หรือเวลาที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก



รูปที่ 2.4 การแพร่ย้อนกลับ

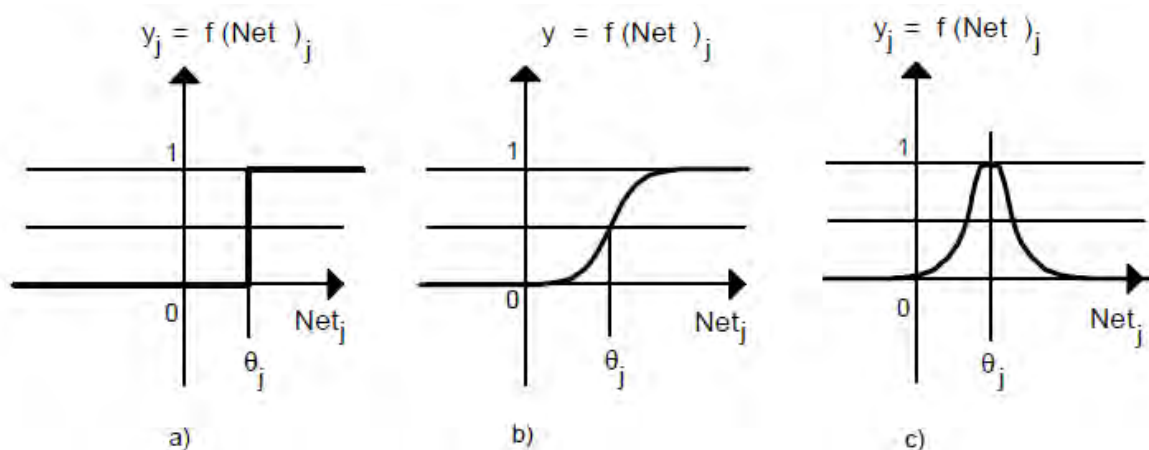
ที่มา: Kustrin et al., 2000

2.1.3.2 ฟังก์ชันการแปลง

ฟังก์ชันการแปลงหรือฟังก์ชันกระตุ้น (Activated function) แบ่งเป็น 2 ประเภท ได้แก่ ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น (Linear transfer function) และฟังก์ชันการแปลงไม่ใช่เชิงเส้น (Non-linear transfer function)

- (1) ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น สามารถใช้ได้ในกรณีที่มีข้อมูลป้อนเข้าและข้อมูลส่งออกมีความสัมพันธ์กันแบบเชิงเส้นเท่านั้น

- (2) ฟังก์ชันการแปลงไม่ใช่เชิงเส้น ประกอบด้วยฟังก์ชัน 2 ชนิด ได้แก่ ฟังก์ชันซิกมอยด์ และ ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ โดยฟังก์ชันทั้งสองสองชนิดต่างกันตรงที่ข้อมูลส่งออกที่ได้จากฟังก์ชันซิกมอยด์จะมีค่าในช่วง 0 ถึง 1 ในขณะที่ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ให้ข้อมูลส่งออกในช่วง -1 ถึง 1



รูปที่ 2.5 ฟังก์ชันการแปลงต่างๆ a) ฟังก์ชันค่าเริ่มต้น (Threshold function) b) ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid function) c) เรเดียลฟังก์ชัน (Radial function)

ที่มา: Zupan, 1994

2.1.4 การหาจุดที่เหมาะสมที่สุด (Optimization)

เป็นวิธีการที่ใช้หาค่าที่มากที่สุด (Maximum) หรือน้อยที่สุด (Minimum) ของฟังก์ชันหนึ่งๆ ตัวอย่างเช่น ปริมาณน้ำน้อยที่สุดที่จะทำให้พืชเติบโตเต็มที่ ปริมาณพื้นที่มากที่สุดที่ได้จากการสร้างรั้วด้วยไม้ 100 ชิ้น โดยการหาจุดที่เหมาะสมที่สุดมีหลักการพื้นฐานมาจากวิชาแคลคูลัส ซึ่งเมื่อต้องการหาค่าที่มากที่สุดหรือน้อยที่สุดหรือน้อยที่สุดของฟังก์ชันนั้น ทำได้โดยการหาความชัน (Slope) หรือเกรเดียน (Gradient) ของฟังก์ชันดังกล่าว แล้วให้ค่าที่น้อยที่สุดเท่ากับศูนย์ดังตัวอย่างต่อไปนี้

$$f(x) = x^2 - 4x$$

$$f'(x) = 2x - 4 = 0$$

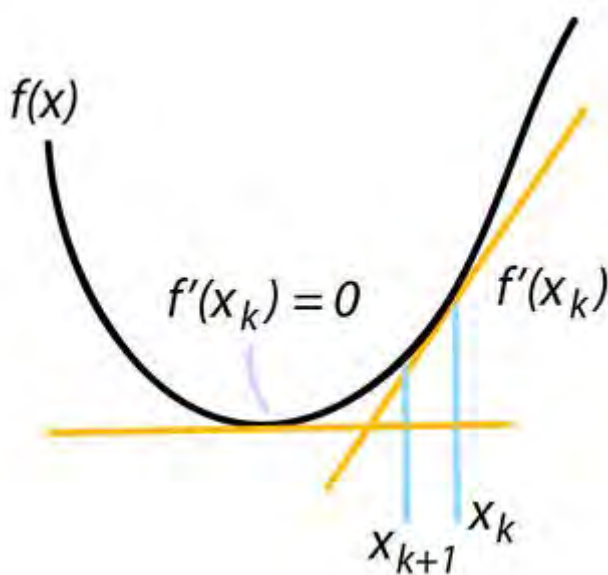
$$x = 2$$

$$f(x) = (2)^2 - 4(2) = 4 - 8 = -4$$

ค่าต่ำที่สุดของ $f(x) = -4$ ที่ $x = 2$

2.1.4.1 Gradient Descent method

เป็นวิธีการหาค่าที่ต่ำที่สุดหรือสูงที่สุด โดยการหา ความชัน (slope) หรือเกรเดียนของ ฟังก์ชันดังกล่าว ณ จุดๆหนึ่ง แล้วเลื่อนค่าฟังก์ชันลงไปตามความชันดังกล่าวจนได้ค่าที่สูงที่สุดหรือต่ำที่สุดของฟังก์ชันดังกล่าว



รูปที่ 2.6 กราฟพาราโบลาคว่ำ $f(x) = x^2 - 4x$

ที่มา: <http://tupleblog.github.io/gradient-descent-part1/>

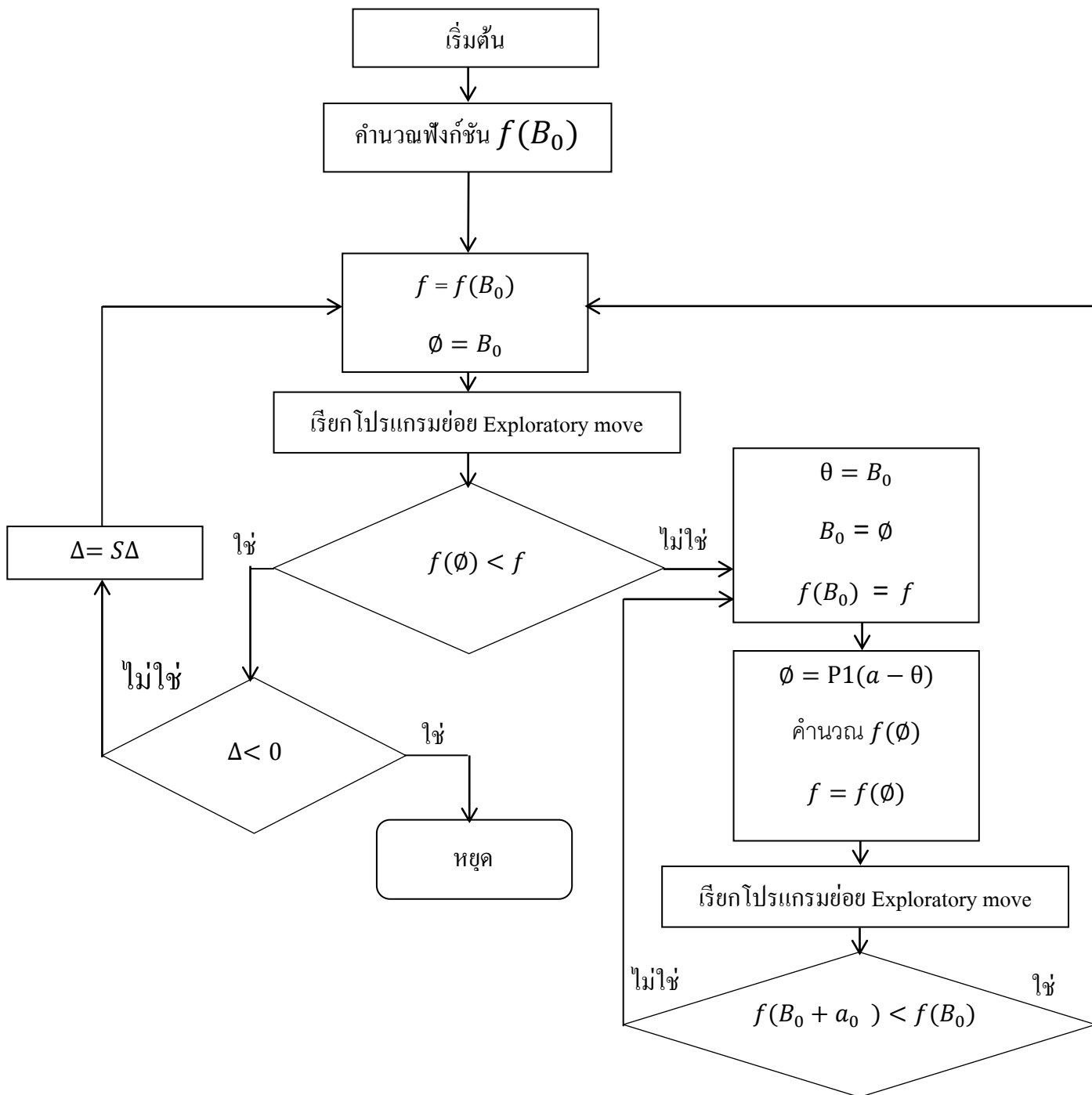
จากรูปที่ 2.6 กราฟ $f(x) = x^2 - 4x$ ที่มีเกรเดียนเท่ากับ $f'(x) = 2x - 4$ เราสามารถเริ่มต้น ที่จุดใดๆก็ได้ เช่น $x = 10$ ซึ่งได้ $f'(x) = 16$ จากนั้นเราลองเปลี่ยนเป็น $x = 8$ ซึ่งจะได้ $f'(x) = 12$ จะเห็นว่าความชันของกราฟมีค่าลดลง ดังนั้นเราสามารถลดค่า x ไปเรื่อยๆจน $f'(x) = 0$ ซึ่งเป็น จุดที่ $f(x)$ มีค่ามากที่สุดหรือน้อยที่สุด ซึ่งเราสามารถเขียนอัลกอริทึมดังกล่าวได้เป็น $x_{k+1} = x_k - \alpha f'(x_k)$ โดย α คือ learning rate ซึ่งยังมีค่ามาก $f'(x)$ ยิ่งลู่เข้าสู่ศูนย์ได้เร็ว

2.1.4.2 Pattern search Optimization

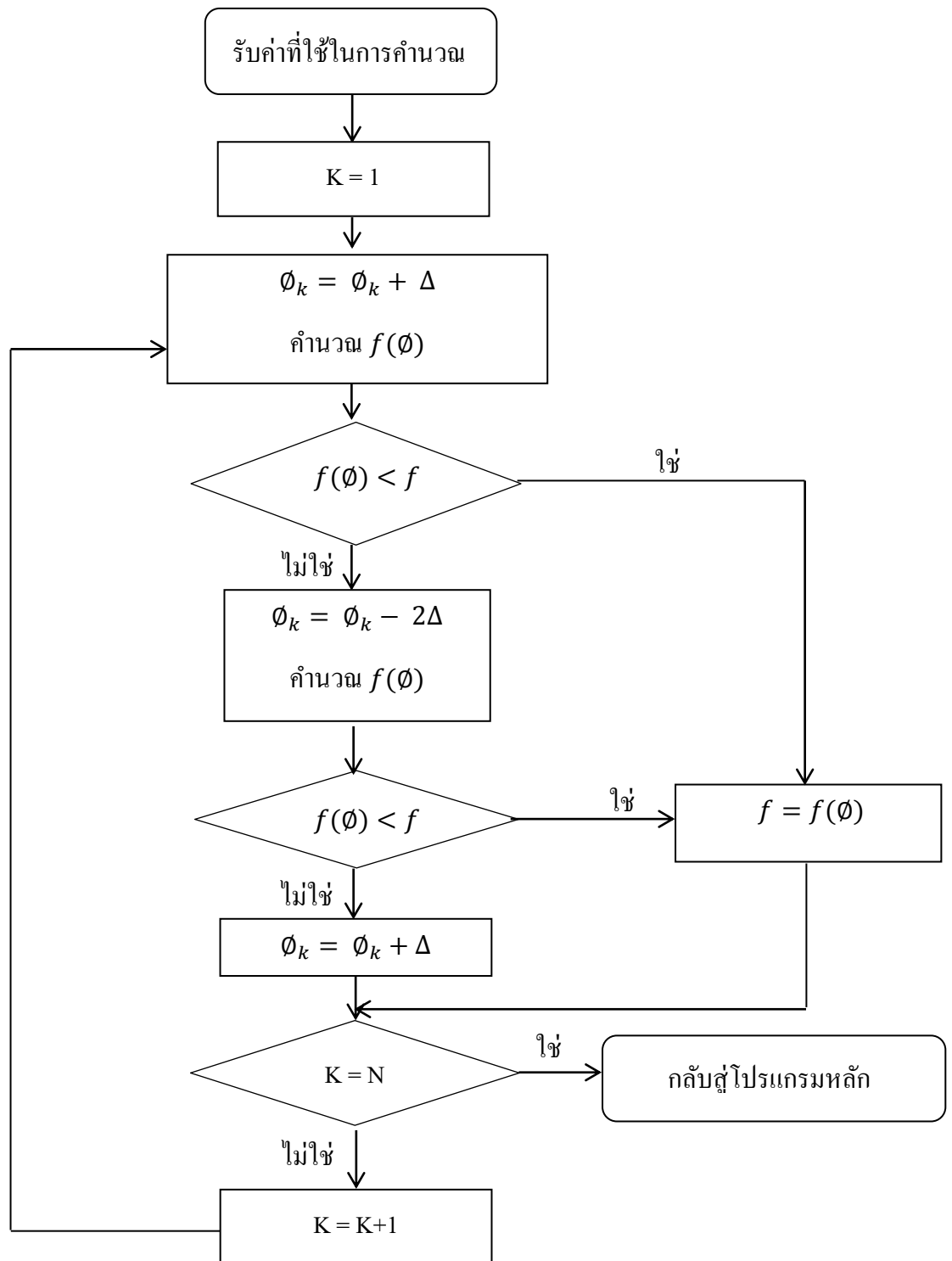
เป็นวิธีการหาจุดที่เหมาะสมที่สุดวิธีหนึ่งซึ่งที่ไม่จำเป็นต้องใช้ความชันของฟังก์ชันนั้นๆ วิธีการนี้คิดค้นโดย Hooke และ Jeeve (1961) เพื่อแก้ปัญหาฟังก์ชันที่มีความซับซ้อนและหาคำตอบโดยตรงจากการหาอนุพันธ์ไม่ได้

ขั้นตอนที่ 1 Exploratory move

1. กำหนดจุดเริ่มต้น B_0 หรือการเดาจุดเริ่มต้น
2. กำหนดขนาดขั้นเริ่มต้น a_0
3. ฟังก์ชันที่คำนวณค่าฟังก์ชันที่จุดเริ่มต้น $f(B_0)$
4. จุด B_0 เคลื่อนที่ไปยังจุด $B_0 + a_0$ จะได้ $f(B_0 + \Delta)$ เรียกขั้นตอนนี้ว่า “Move”
5. ถ้า $f(B_0 + \Delta) < f(B_0)$ เรียกจุด $B_0 + \Delta$ นี้ว่า จุดสำเร็จ และคูณ a_0 ด้วยค่าปัจจัยที่เพิ่มขึ้น (Step acceleration factor) แล้วคำนวณ $f(B_1 + \Delta)$ เพื่อเปรียบเทียบกับ $f(B_0 + a_0)$ อีกครั้ง
6. $f(B_0 + \Delta) > f(B_0)$ เรียกจุด $B_0 + \Delta$ นี้ว่า จุดล้มเหลว และคูณ Δ ด้วยค่าปัจจัยที่ลดลง (Step deceleration factor; S) แล้วคำนวณ $f(B_1 + \Delta)$ เพื่อเปรียบเทียบกับ $f(B_0 + \Delta)$ อีกครั้ง
7. เริ่มขั้นตอนที่ 4 ใหม่ จนครบจำนวนรอบ N ที่กำหนด



รูปที่ 2.7 แผนภูมิแสดงขั้นตอน Pattern move ของอัลกอริทึมค้นหาหุบเขาแบบ



รูปที่ 2.8 แผนภูมิแสดงขั้นตอน Exploratory move ของอัลกอริทึมค้นหาแบบ

ทีมา: เกตเอี่ยม, 2529

ขั้นตอนที่ 2 Pattern move

1. หลังจากได้จุดสำเร็จ จุดนั้นจะเป็นจุดเริ่มต้นของขั้นตอนนี้
2. จุดเริ่มต้นจะถูกเคลื่อนย้ายไปยังจุด B_r โดยที่ $B_r = Pl \times (B_{r-1} - B_{r-2})$ เมื่อ Pl คือ Pattern step factor ค่า B_{r-1} และ B_{r-2} เป็นจุดเริ่มต้นในรอบ r-1 และ r-2 ที่สำเร็จ โดยจุดเริ่มต้นนี้จะเป็นจุดเริ่มต้นในการค้นหาในรอบต่อไปในขั้นตอน Exploratory move

อัลกอริทึมค้นหารูปแบบจะหยุดค้นหาค่าก็ต่อเมื่อค่าขนาดขั้นเริ่มต้น α ที่คำนวณได้มีขนาดน้อยกว่าค่าที่ยอมรับได้ (Convergence Tolerance Value) ดังรูปที่ 2.7 และ 2.8

2.1.5 สารหนู

สารหนูเป็นสารที่พบได้ทั่วไปในธรรมชาติ แต่มีปริมาณมากในแหล่งแร่ทองแดง แมงกานีส ตะกั่ว ดีบุก เงิน และทองคำ โดยพบอยู่ในรูปของแร่อาร์ซีโนไฟไรท์ (FeAsS) โดยเมื่อมีการชะล้างโดยน้ำฝนทำให้สารหนูเข้าสู่ระบบน้ำผิวดินหรือน้ำบาดาลได้ การทำเหมืองเป็นการช่วยให้กระบวนการชะล้างรวดเร็วยิ่งขึ้น สาเหตุอื่น ๆ มาจากการใช้ยาฆ่าแมลงหรือการใช้ปุ๋ยที่มีสารหนูเป็นองค์ประกอบ

มนุษย์ได้รับสารหนูได้จากหลากหลายทาง ทั้งการสูดดม การกิน การดูดซึมผ่านผิวหนังและเยื่อ โดยส่วนใหญ่ได้รับจากการกินและการสูดดม อาหารทะเลเป็นแหล่งที่มีสารหนูอยู่มาก แต่สารหนูในอาหารทะเลเป็นสารหนูอินทรีย์ซึ่งมีความเป็นพิษไม่มาก ปริมาณสารหนูที่ได้รับแล้วถึงขั้นเสียชีวิตอยู่ในช่วง 1.5 มิลลิกรัมต่อน้ำหนักตัวถึง 500 มิลลิกรัมต่อน้ำหนักตัว โดยจะเกิดอาการเป็นพิษเฉียบพลัน มีการอาเจียน ท้องเสีย ปวดท้อง กล้ามเนื้อเกร็ง อาการแทรกซ้อนเกี่ยวกับการทำงานของหัวใจแล้วก็หัวใจล้มเหลว ถ้าได้รับสารหนูเกินค่ามาตรฐานน้ำดื่มคือ 0.05 มิลลิกรัมต่อลิตรติดต่อกัน อาจเกิดอาการเป็นพิษของสารหนูเรื้อรัง ได้แก่ ผิวหนังเปลี่ยนสี มีจุดสีน้ำตาล จุดขาว ขึ้นตามฝ่ามือฝ่าเท้า มีตุ่มขึ้นตามฝ่ามือฝ่าเท้า มีปัญหาทางระบบโลหิต ระบบประสาท ระบบเลือด และอื่นๆ รวมทั้งมะเร็งอวัยวะในบางกรณี

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Kyung Hwa Cho et al.(2011) ได้ทำการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลทั้ง 4 แบบ ในการประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาล ได้แก่ multiple linear regression (MLR), principle component regression (PCR), โครงข่ายประสาทเทียม(ANN) และการใช้ principle component ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม (PC-ANN) พื้นที่ศึกษาประเทศลาว ไทย และกัมพูชา โดยใช้พารามิเตอร์ 5 พารามิเตอร์ ได้แก่ PH reduction potential (Eh) อุณหภูมิของน้ำ (T) ค่าการนำไฟฟ้า (EC) และ total dissolve solid (TDS) โดยทำการประเมินผลด้วยค่า Mean absolute error (MAE) และ Nash-Sutcliffe model efficiency coefficients (NSE) พบว่า ANN และ PC-ANN มีประสิทธิภาพในการประเมินปริมาณสารหนูในแหล่งน้ำใต้ดิน ในขณะที่ MLR และ PCR ไม่เหมาะสมที่จะนำมาใช้ประเมินปริมาณสารหนูในแหล่งน้ำบาดาล

Purkait และคณะ (2008) ได้ทำการประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลในเมืองมาดรา ประเทศอินเดีย โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นชนิดแพร่ย้อนกลับ (four-layer feed-forward back propagation) โดยใช้พารามิเตอร์ 8 พารามิเตอร์ ได้แก่ PH, specific conductivity, total dissolve solid (TDS) ค่าความเค็ม dissolve oxygen (DO) redox potential(Eh) และ ความลึกของบ่อน้ำบาดาล โดยทำการประเมินผลด้วยค่า root mean square error (RMS), mean absolute error (MAE) และ percent mean relative error (PMRE) พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลที่ยอมรับได้ในการประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาล

2.3 ลักษณะทั่วไปของพื้นที่ศึกษา

2.3.1 ที่ตั้งและอาณาเขต

พื้นที่ในโครงการเหมืองแร่ทองคำชาติรี ไมนิ่ง จำกัด ครอบคลุมพื้นที่ 7 อำเภอ 4 ตำบล 3 จังหวัด ได้แก่ ตำบลเขาทราย ตำบลเขาเจ็ดยอด ตำบลทับคล้อ อำเภอทับคล้อ และตำบลหนองพระ อำเภอวังทรายพูน จังหวัดพิจิตร ตำบลวังโพรง อำเภอเนินมะปราง จังหวัดพิษณุโลก ตำบลวังศาล และตำบลท้ายคง อำเภอวังโป่ง จังหวัดเพชรบูรณ์ (รูปที่ 2.1-1) โดยมีอาณาเขตติดต่อกับพื้นที่อื่น ดังนี้

ทิศเหนือ	ติดต่อกับตำบลไทรย้อย ตำบลวังยาง อำเภอเนินมะปราง จังหวัดพิษณุโลกและตำบลหนองปลาไหล อำเภอวังทรายพูน จังหวัดพิจิตร
ทิศตะวันออก	ติดต่อกับตำบลวังหิน ตำบลวังโป่ง ตำบลวังศาล อำเภอวังโป่ง ตำบลตะกุดไร และตำบลข้าม อำเภอชนแดน จังหวัดเพชรบูรณ์
ทิศใต้	ติดต่อกับตำบลคงขุย อำเภอชนแดน จังหวัดเพชรบูรณ์ ตำบลท้ายทุ่ง ตำบลเขาทราย ตำบลท้ายทุ่ง และตำบลทับคล้อ อำเภอทับคล้อ จังหวัดพิจิตร
ทิศตะวันตก	ติดต่อกับตำบลหนองปล่อง อำเภอวังทรายพูน ตำบลวังหลุม ตำบลหนองพะยอม และตำบลทุ่งโพธิ์ อำเภอตะพานหิน ตำบลเขาเจ็ดลูก อำเภอทับคล้อ และตำบลสายคำโห้ อำเภอเมือง จังหวัดพิจิตร

2.3.2 สภาพภูมิประเทศ

ทางด้านตะวันตกของพื้นที่ศึกษา ส่วนใหญ่เป็นพื้นที่ของจังหวัดพิจิตร คืออำเภอทับคล้อ และอำเภอวังทรายพูน พื้นที่ส่วนใหญ่ของอำเภอทับคล้อเป็นที่ราบลุ่มและที่ราบลุ่มเชิงเขา บางส่วนเป็นป่าทึบ เป็นบริเวณที่มีความอุดมสมบูรณ์ จึงเป็นแหล่งชุมชนขนาดใหญ่ ส่วนตำบลหนองพระ อำเภอวังทรายพูน มีลักษณะภูมิประเทศเป็นที่ราบ ส่วนมากเป็นพื้นที่ทำนา พื้นที่ทางตอนเหนือของพื้นที่ศึกษาเป็นพื้นที่ตอนล่างของจังหวัดพิษณุโลก คือตำบลวังโพรง มีลักษณะภูมิประเทศเป็นที่ราบ และมีภูเขาบางส่วน ได้แก่ เขาเขียวและเขารวก พื้นที่ด้านตะวันออกของพื้นที่ศึกษาเป็นพื้นที่ด้านตะวันตกของจังหวัดเพชรบูรณ์ เป็นที่ราบลุ่มและที่ราบเชิงเขา มีลำคลองไหลผ่าน

2.3.3 ธรณีวิทยาแหล่งแร่

บริเวณพื้นที่ศึกษาเป็นบริเวณที่มีการสะสมตัวของแร่ทองคำแบบไอน้ำร้อนซัลเฟอร์ อุดมทองคำ (Low-sulfidation epithermal gold deposit) ซึ่งเกิดจากการที่บริเวณนี้เป็นเขตมุดตัวของแผ่นเปลือกโลกตามแนวหินภูเขาไฟเลย-เพชรบูรณ์ หินอัคนีบาดาลที่แตกอยู่ใต้แนวหินภูเขาไฟนี้ เป็นแหล่งความร้อนที่ทำให้เกิดระบบไอน้ำ ที่นำไปสู่การสะสมตัวของแร่โลหะ กลายเป็นแหล่งแร่ทองคำในที่สุด

แหล่งแร่ทองคำชาติเป็นแหล่งแร่ทองคำแบบปฐมภูมิ (Primary deposit) ที่มีแร่เงินที่ขนาดเล็กมากจนมองไม่เห็นด้วยตาเปล่าเกิดรวมอยู่ด้วย แร่ทั้งสองเกิดฝังตัวอยู่ในสายแร่ควอตซ์ -

คาร์บอเนต (quartz - carbonate veins) ขนาดใหญ่กว้าง 4-5 เมตรให้ความสมบูรณ์ของสินแร่ทองคำ ประมาณ 3-5 กรัมต่อดัน ซึ่งเกิดแทรกอยู่ตามรอยแตกและรอยเลื่อนในหินภูเขาไฟซึ่งส่วนใหญ่เป็น แอนดีซิติคทัฟฟ์ (Andesitic tuff) หรือเดซิติกทัฟฟ์ (Dacitic tuff) พบในบริเวณเขาโป่งหรือเขาดิน และบริเวณเชิงเขาด้านตะวันออกของเขามือ อีกชนิดหนึ่งเป็นสายแร่ควอตซ์-คาร์บอเนตขนาดเล็ก ขนาด 3-50 เซนติเมตร ในลักษณะของ stock work veins ซึ่งให้ค่าความสมบูรณ์ของแร่ทองคำ ประมาณ 1-2 กรัมต่อดันที่แทรกอยู่ตามรอยแตกของหินตะกอนชนิดหินโคลน (Mudstone) หินดินดาน (Shale) และหินทรายเนื้อทัฟฟ์ (Teffaceous sandstone) บางส่วนเป็นหินกรวดเหลี่ยม (Breccia) ที่มีการเติมซิลิกาในเนื้อหิน (Silicified rock) สายแร่ทั้งสองชนิดเป็นสายแร่จากน้ำร้อน (Hydrothermal vien) ที่อาจมีอุณหภูมิของการเกิดสะสมตัวของแร่ที่อุณหภูมิต่ำ (Epithermal deposit) โดยทั่วไปมีแร่ซัลไฟด์น้อยและมีลักษณะเป็นชั้นๆ เนื้อละเอียด (ที่มา: ชำรงศรีสกุล, 2557)

2.3.4 ลักษณะทางอุทกธรณีวิทยา

หน่วยหินทางอุทกธรณีวิทยา (Hydrological units) บริเวณพื้นที่ศึกษาถูกแบ่งโดยกองน้ำบาดาล (2552) ได้เป็น 6 ชั้นหินอุ้มน้ำ ดังรูปที่

1) แหล่งน้ำบาดาลในตะกอนร่วน

ได้แก่ ชั้นน้ำตะกอนร่วนเชิงราย (Chiang Rai aquifer) แบ่งเป็น 2 ชั้นหินอุ้มน้ำ ดังนี้

(1) Qcr1 พบบริเวณที่ราบของตะกอนตะพักถ้ำน้ำ ซึ่งถูกรบกวนโดยแม่น้ำสาขาของแม่น้ำสุพรรณบุรีและแม่น้ำแม่กลอง หน่วยหินนี้พบเป็นแห่งๆทางตอนเหนือของจังหวัดสุพรรณบุรีและนครปฐม ประกอบด้วย ทรายและกรวดที่มีการคัดขนาดปานกลางถึงดี พบเลนส์ของดินเหนียวบ้าง กว้าง 30 ถึง 200 เมตรให้น้ำได้มากที่สุด 4.5 ลบ.ม.ต่อชั่วโมง คุณภาพน้ำดื่มได้แต่มีเหล็กปน

(2) Qcr2 โดยทั่วไปเป็นตะกอนตะพักถ้ำน้ำระดับต่ำ พบในบริเวณที่สูงหรือในหุบเขาทั้งสองด้านทางตอนล่างของที่ราบสูงภาคกลาง ประกอบด้วยชั้นดินเหนียวหนาที่มีทรายและกรวดที่ไม่มีการคัดขนาดปนอยู่ ชั้นหินอุ้มน้ำหนา 15-60 เมตร โดยทั่วไปให้น้ำน้อย ยกเว้นบริเวณเลนส์ของทรายและกรวด ให้น้ำมากที่สุด 4.5 ลบ.ม.ต่อชั่วโมง คุณภาพน้ำดื่มได้แต่มีเหล็กปน

2) แหล่งน้ำบาดาลในหินแข็ง

ในพื้นที่ศึกษามีด้วยกัน 5 ชั้นน้ำ ดังนี้

(1) ชั้นน้ำหินคาร์บอเนตอายุเพอร์เมียน หรือกลุ่มหินสระบุรี (Carbonate aquifer, Pc) พบบริเวณอำเภอเมืองบางส่วนของอำเภอพัฒนานิคม อำเภอชัยบาดาล อำเภอท่าหลวง อำเภอบ้านหมี่ และอำเภอโคกสำโรง และพบเป็นกระเปาะในเขตอำเภอพระพุทธบาท อำเภอวังม่วง และทางตอนเหนือของอำเภอเมืองสระบุรี จังหวัดสระบุรี อำเภอแก่งคอยและอำเภอมวกเหล็ก รวมทั้งอำเภอปากช่องจังหวัดนครราชสีมา ชั้นน้ำบาดาลในหินปูนมีสองประเภท คือ ชั้นน้ำในรอยแตก รอยเลื่อน และชั้นน้ำในโพรงหรือถ้ำ ชั้นน้ำในหินชนิดนี้อยู่ที่ระดับความลึกประมาณ 20 ถึง 80 เมตร ปริมาณน้ำขึ้นอยู่กับขนาด ความต่อเนื่องของรอยแตก และขนาดของโพรงที่กักเก็บน้ำ โดยทั่วไปไม่เกิน 10 ถึง 20 ลบ.ม.ต่อชั่วโมง แต่อาจมากถึง 100 ลบ.ม.ต่อชั่วโมง คุณภาพน้ำค่อนข้างดี แต่มักมีความกระด้างสูง อย่างไรก็ตามพบว่าในชั้นน้ำบาดาลในหินปูนที่ระดับความลึกมากกว่า 100 เมตร จนถึง 300 เมตร มีศักยภาพน้ำบาดาลสูงเช่นกันหากพบรอยแตก โพรง หรือถ้ำใต้ดิน เช่น บริเวณบ้านทับทวง อำเภอแก่งคอย ชั้นน้ำบาดาลในหินปูนในเมืองทองคำค่อนข้างซับซ้อน เพราะมีทั้งถ้ำ โพรงขนาดเล็กถึงปานกลางและไม่ค่อยต่อเนื่อง จึงให้ปริมาณน้ำน้อย

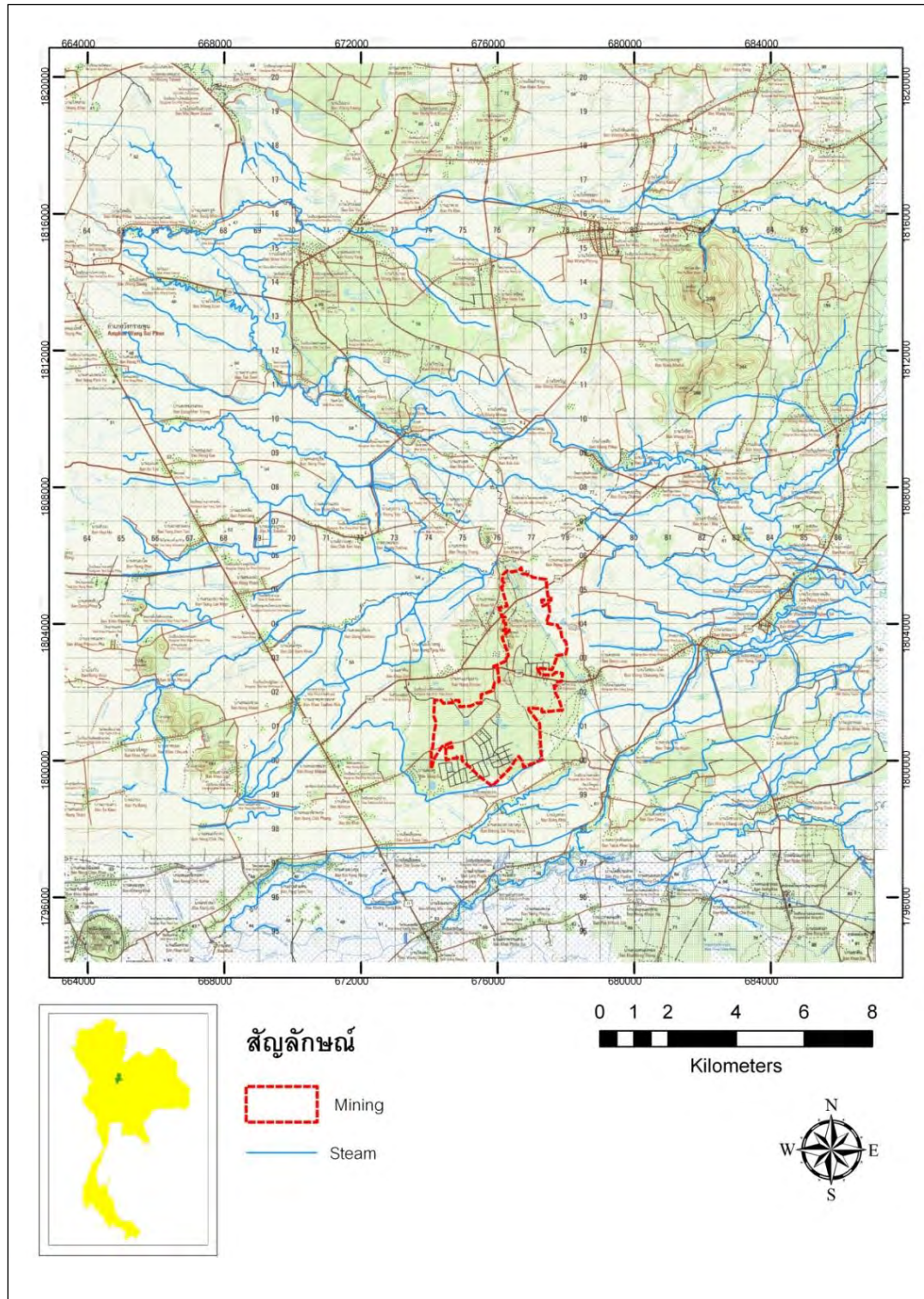
(2) ชั้นน้ำหินชั้นกึ่งหินแปร (Metasediment aquifers, TRms) พบบริเวณทิศตะวันตกเฉียงเหนือของอำเภอสระโบสถ์ บางส่วนของอำเภอนองม่วงและทางด้านตะวันออกของอำเภอชัยบาดาล แผ่ขยายไปทางเหนือจนถึงอำเภอลำสนธิ จังหวัดลพบุรี ทางทิศเหนือของอำเภอเสาให้ อำเภอเมืองสระบุรี ทิศตะวันออกของอำเภอแก่งคอยไปจนถึงอำเภอมวกเหล็ก จังหวัดสระบุรี เป็นหินตะกอนซึ่งวางตัวอยู่ติดกับหินภูเขาไฟ ประกอบด้วยหินทราย หินดินดาน หินชนวน (Slate) และ หินฟิลไลต์ (Phyllite) น้ำบาดาลในหินตะกอนกึ่งแปรจะให้น้ำจากรอยแตก รอยเลื่อน และรอยต่อของหิน หรือบริเวณที่เป็นหินผุชั้นหนาเท่านั้น แต่เนื่องจากรอยแตกในหินชนิดนี้มีขนาดเล็กและไม่ต่อเนื่อง จึงให้น้ำในปริมาณน้อย ในพื้นที่จังหวัดลพบุรีหินตะกอนกึ่งแปรจะให้น้ำประมาณ 2 ถึง 10 ลบ.ม.ต่อชั่วโมง ที่ระดับความลึก 30 ถึง 50 เมตร บางแห่งอาจไม่ให้น้ำเลยหรือบางแห่งอาจให้น้ำมากถึง 2- ลบ.ม.ต่อชั่วโมง ขึ้นอยู่กับขนาดรอยแตก อย่างไรก็ตามที่ระดับความลึกมากกว่า 50 เมตรจะมีชั้นน้ำบาดาลจากรอยแตกหรือรอยต่อระหว่างชั้นหินที่ให้น้ำ 20 ถึง 50 ลบ.ม.ต่อชั่วโมง เนื่องจากบริเวณนี้อยู่ในโซนรอยเลื่อนแม่ปิง

(3) ชั้นน้ำกลุ่มหินชุดโคราช (Khorat aquifer) หน่วยหินเสาขัวและภูกระดึงเป็นหน่วยหินที่เป็นชั้นน้ำบาดาลที่มีศักยภาพสูง พื้นที่บริเวณขอบแอ่งที่ความลึก 100 ถึง 200 เมตร เป็นชั้นน้ำบาดาล

ดาภายใต้แรงดัน ทำให้เมื่อขุดบ่อบาดาลจะได้บ่อบาดาลแบบน้ำพุ (Artesian flowing well) คุณภาพน้ำดี

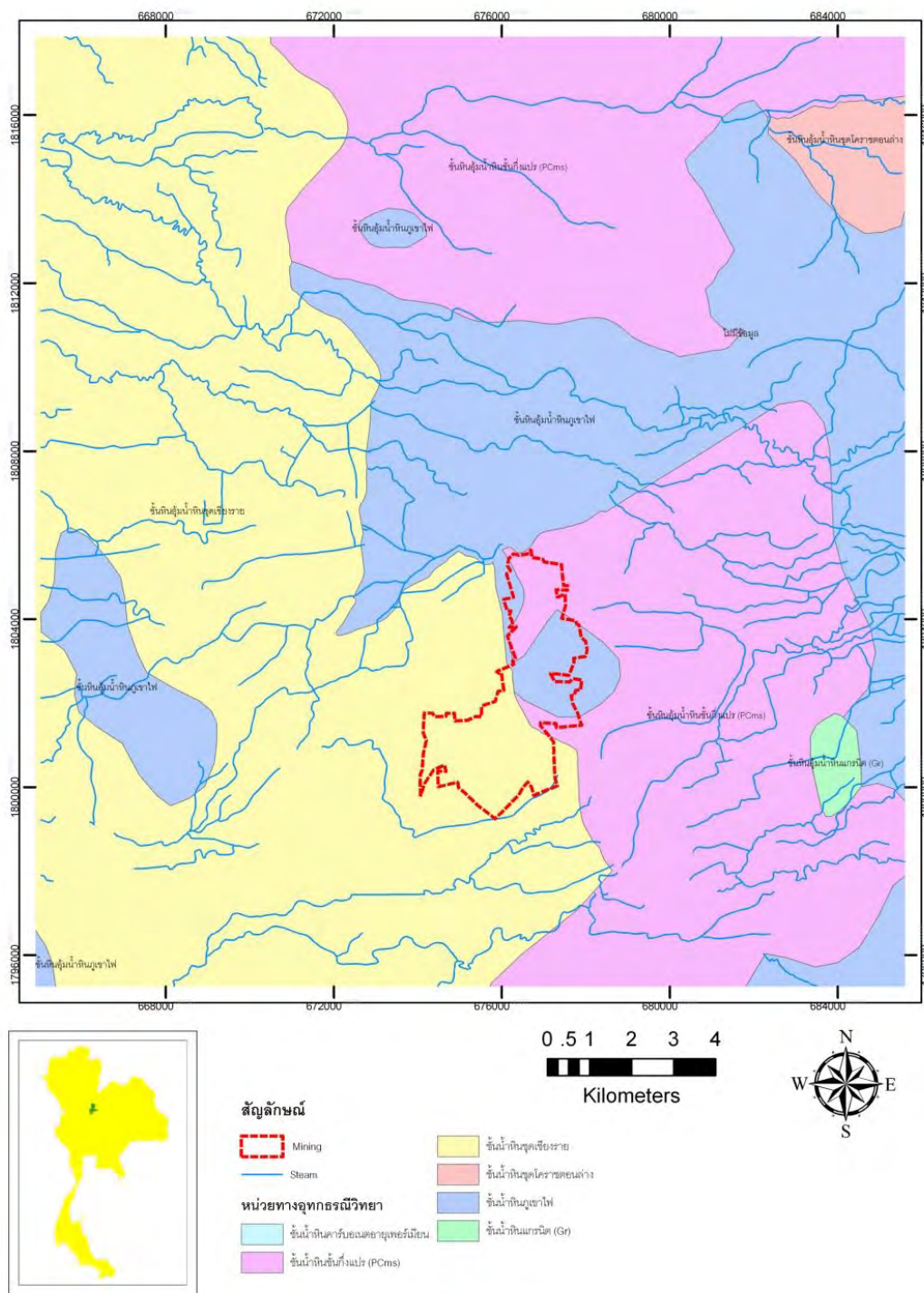
(4) ชั้นน้ำหินภูเขาไฟ (Volcanic aquifer) พบในเขตอำเภอโคกเจริญ อำเภอสระโบสถ์ อำเภอโคกสำโรง อำเภอพัฒนานิคม และอำเภอชัยบาดาล จังหวัดลพบุรี ประกอบด้วย หินทัฟฟ์ หินแอนดีไซต์ หินไรโอไลต์ และหินกรวดเหลี่ยมภูเขาไฟ น้ำบาดาลถูกกักเก็บอยู่ในรอยแตก รอยแยก หรือรอยเลื่อนภายในชั้นหิน ปริมาณการให้น้ำ 2 ถึง 10 ลบ.ม.ต่อชั่วโมง ที่ระดับความลึก 20 ถึง 40 เมตร บางบริเวณให้น้ำ 10 ถึง 20 ลบ.ม.ต่อชั่วโมง ที่ระดับความลึกประมาณ 60 ถึง 70 เมตร คุณภาพน้ำจืด ส่วนที่จังหวัดสระบุรี ชั้นน้ำในหินภูเขาไฟพบทางด้านทิศเหนือและทิศตะวันออกเฉียงเหนือของอำเภอเมืองสระบุรี ทิศใต้ของอำเภอแก่งคอย และอำเภอมวกเหล็ก จังหวัดสระบุรี ให้น้ำบาดาล 5 ถึง 15 ลบ.ม.ต่อชั่วโมง

(5) ชั้นน้ำหินแกรนิต (Granitic aquifer) พบเป็นหย่อมขนาดเล็กที่อำเภอเมืองลพบุรีและอำเภอปากช่อง จังหวัดนครราชสีมา ประกอบด้วย หินแกรโนไดโอไรต์ (Granodiorite) หินฮอร์นเบลนด์ไดโอไรต์ (Hornblende diorite) และหินแกรนิต น้ำบาดาลถูกกักเก็บอยู่ในรอยแตก รอยแยก หรือรอยเลื่อนภายในชั้นหิน ให้น้ำ 2 ถึง 10 ลบ.ม.ต่อชั่วโมง ที่ระดับความลึก 20 ถึง 30 เมตร คุณภาพน้ำจืด



รูปที่ 2.9 แผนที่ภูมิประเทศบริเวณพื้นที่ศึกษา

ที่มา: ช่างศรีสกุล, 2557

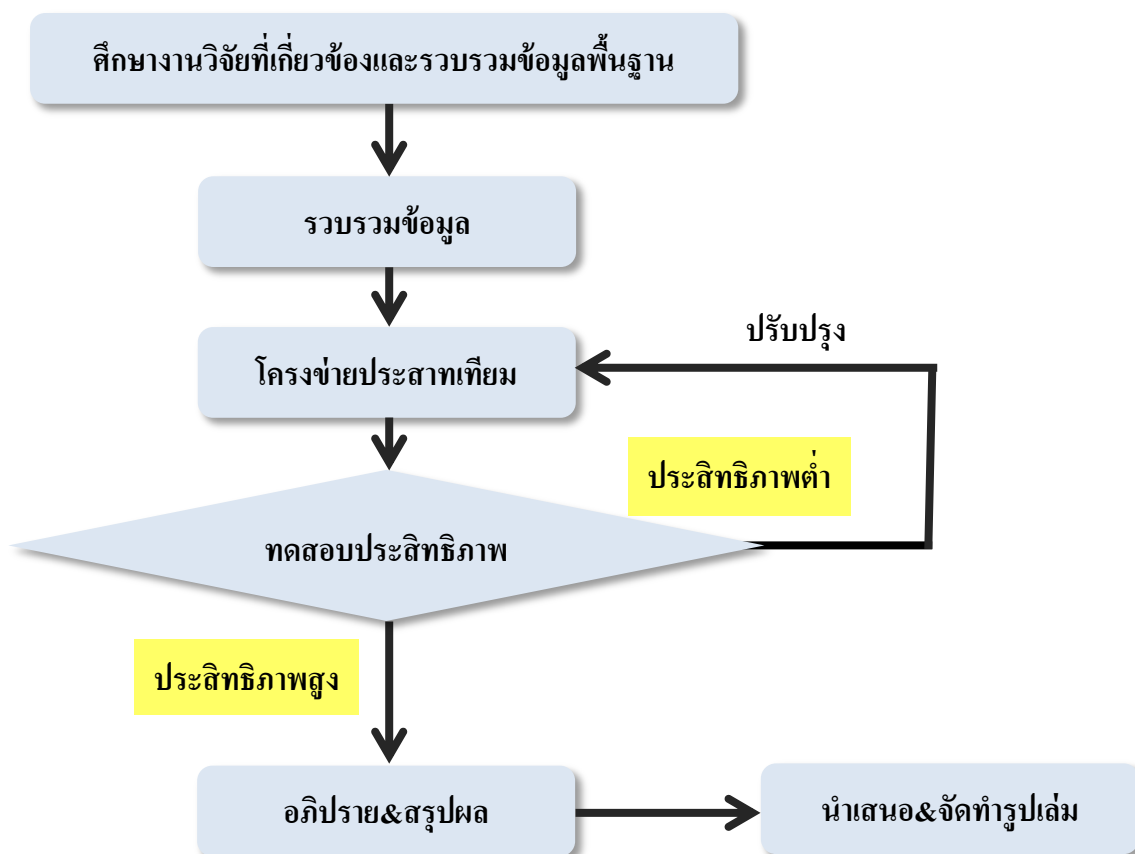


รูปที่ 2.10 แผนที่หน่วยหินทางอุทกวิทยาของบริเวณพื้นที่ศึกษา

ที่มา: ชำรงศรีสกุล, 2557

บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย

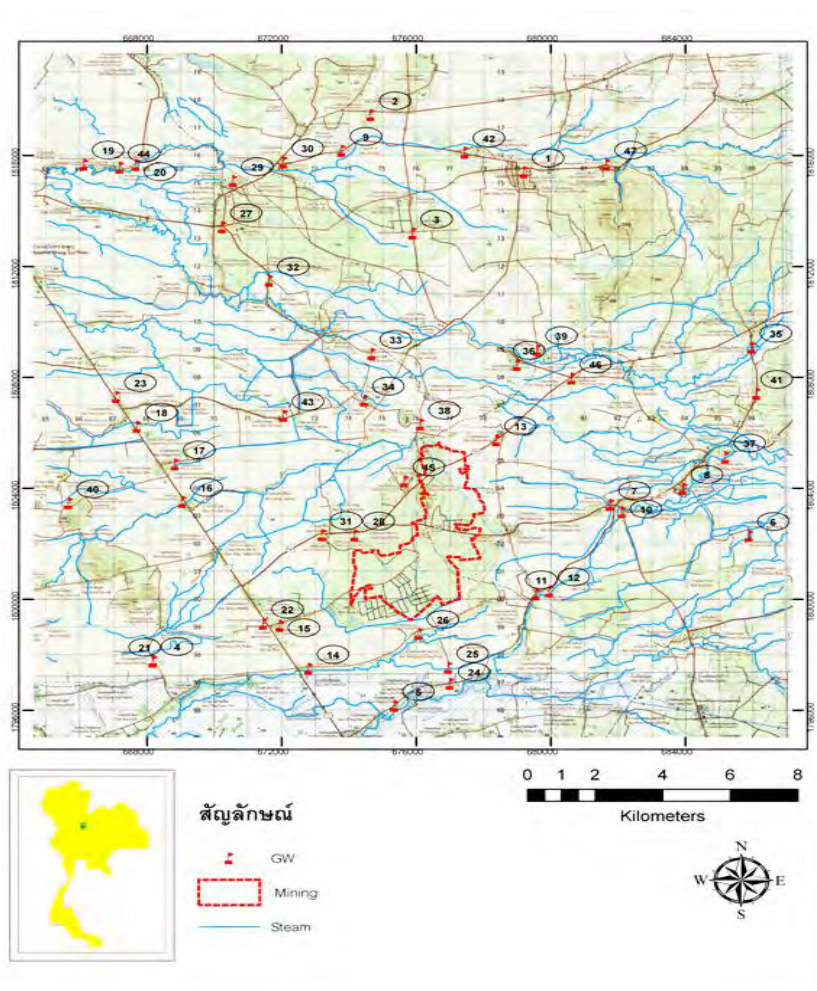
3.1 ขั้นตอนการศึกษาวิจัย



รูปที่ 3.1 แสดงขั้นตอนการศึกษาวิจัยของงานวิจัยนี้

3.2 การรวบรวมข้อมูลอุทกเคมีของน้ำบาดาลในบริเวณพื้นที่ศึกษา

ข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้ ได้มาจากการวิจัยของจิรวรรณ ชำรงศรีสกุล (2014) ข้อมูลจำนวน 94 ข้อมูล จากบ่อน้ำบาดาล 47 บ่อ ถูกรวบรวมจากสองช่วงเวลา ได้แก่ เดือนพฤษภาคม (ฤดูร้อน) และเดือนพฤศจิกายน (ฤดูฝน) ประกอบด้วยข้อมูลสมบัติของน้ำบาดาล 7 ชนิด ได้แก่ อุณหภูมิของน้ำ ความเป็นกรดด่าง ศักย์รีดอกซ์ ค่าการนำไฟฟ้า ปริมาณของแข็งที่ละลายในน้ำ ค่าความเค็ม ความเข้มข้นของสารหนู ตำแหน่งของบ่อน้ำบาดาลที่ทำการเก็บตัวอย่างน้ำเพื่อนำมาวิเคราะห์ข้อมูลอุทกเคมีครอบคลุมพื้นที่อำเภอวังทรายพูน อำเภอทับคล้อ อำเภอสะพานหิน จังหวัดพิจิตร อำเภอเนินมะปราง จังหวัดพิษณุโลก และอำเภอวังโป่ง จังหวัดเพชรบูรณ์ ข้อมูลทั้งหมดถูกเก็บอยู่ในรูปของตาราง excel



รูปที่ 3.2 ตำแหน่งบ่อน้ำบาดาลทั้ง 94 บ่อ บริเวณพื้นที่ศึกษา
ที่มา: จิรวรรณ ชำรงศรีสกุล (2014)

GW-No.	Northing	Easting	Depth (m,msl)	รหัสบ่อ	รายละเอียดสถานที่
	X	Y	Z		
1	679216	1815398	74	DCD14177	โรงเรียนบ้านวังโพรง
2	674666	1817458	65		โรงเรียนบ้านโคกวังสาร
3	675901	1813194	74		วัดป่าน้ำทรัพย์
4	668187	1797786	50		กลางทุ่งนา
5	675364	1796163	63	MD1219	วัดเกาะแก้วลำประดา
6	685906	1802290	88	กฉ0695	โรงเรียนท้ายดงวิทยาคม (บ้านวังกระดาศ)
7	681777	1803413	85	PCB49	บ้านวังขอน
8	683938	1803989	88	N828	วัดวังขอน
9	673800	1816170	61		วัดป่าคาย
10	682127	1803150	84	PW11879	บ้านร่องตะแบก
11	679580	1800189	72	N1056	บ้านทุ่งนางาม
12	679977	1800294	73		วัดวังวีรवारาม
13	678393	1805734	77		บ้านนายสมคิด จุลนวล
14	672819	1797504	57	DOH10710	จิตเสื่อเต็น
15	671963	1799053	55	PW465	วัดนิคมราษฎร์บำรุงเขาหม้อ
16	669061	1803521	57	MC746	วัดบ้านไค่น้ำขุ่น
17	668841	1804870	57	MQ237	บ้านหนองลากม้อ
18	667715	1806228	57	TA13	บ้านยางสามต้น
19	666139	1815675	50	PW8068	ศูนย์พัฒนาเด็กวังโพรง
20	667682	1815659	50	N1261	บ้านบึงมะกรูด
21	668182	1797762	50		กลางทุ่งนา
22	671470	1799131	54	TA10	สถานีอนามัยตำบลเขาเจ็ดยอด
23	667095	1807299	55	MQ153	โรงเรียนบ้านยางสามต้น
24	677014	1796959	66	TC104	บ้านลำประดา

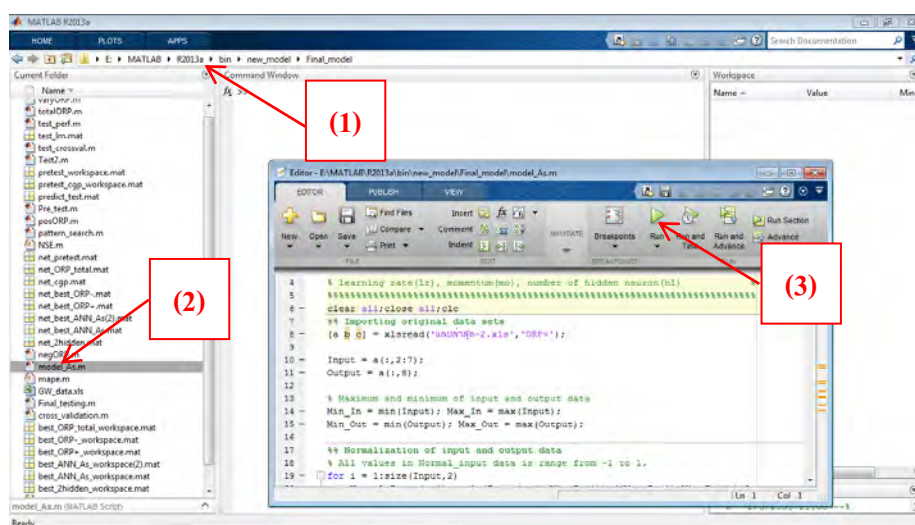
ตารางที่ 3-1 รายละเอียดข้อมูลบ่อบาดาลที่ทำการเก็บตัวอย่างข้อมูลคุณสมบัติน้ำบาดาล

GW-No.	Northing	Easting	Depth (m,msl)	รหัสบ่อ	รายละเอียดสถานที่
	X	Y	Z		
25	676971	1797543	63		กลางทุ่งนา
26	676090	1798763	63	MD1147	วัดจิราพงษ์วนาราม (บ.จิตรเสื่อเต็น)
27	670242	1813416	61	GW-35	ประปาหมู่บ้านวังทรายพูน
28	674182	1802308	64	TC202	บ้านเขาดิน
29	670571	1815079	60		ประปา อบต.วังทรายพูน
30	672068	1815753	60		วัดไทรฮ้อย
31	673213	1802321	64		ประปาหมู่บ้านเขาดิน
32	671640	1811482	62	PW23903	บ้านทุ่งโมง
33	674688	1808852	66	N1262	โรงเรียนเขานาค
34	674468	1807172	69	MB583	บ้านทุ่งยาว
35	685984	1809078	95	N1164	วัดอรัญจิตสว่าง (บ้านวังหินซอง)
36	679005	1808460	74	N558	โรงเรียนบ้านวังพลับ
37	685204	1805119	93	N556	โรงเรียนท้ายดงวิทยาคม(บ้านวังกระดาศ)
38	676132	1806312	69	GWS03	บ้านเขาหม้อ
39	679611	1808991	77	ก3049	บ้านวังพลับ
40	665682	1803469	54	TZ63	บ้านเขาพนมพา
41	686128	1807416	98	GW11	ประปา อบต.ท้ายดง
42	677457	1816107	73		ประปา อบต.วังโพรง
43	672074	1806623	63	MQ261	บ้านดงคันเทว
44	667202	1815564	50	GW06	บ้านนุ่งมะกรูด
45	675665	1804261	74	MD1106	บ้านเขาหม้อ
46	680626	1807966	77	DCD15351	บ้านดงเจริญ
47	681665	1815676	89		ประปาหมู่บ้าน เขาเขียว

ตารางที่ 3-1 รายละเอียดข้อมูลบ่อบาดาลที่ทำการเก็บตัวอย่างข้อมูลคุณสมบัติน้ำบาดาล (ต่อ)

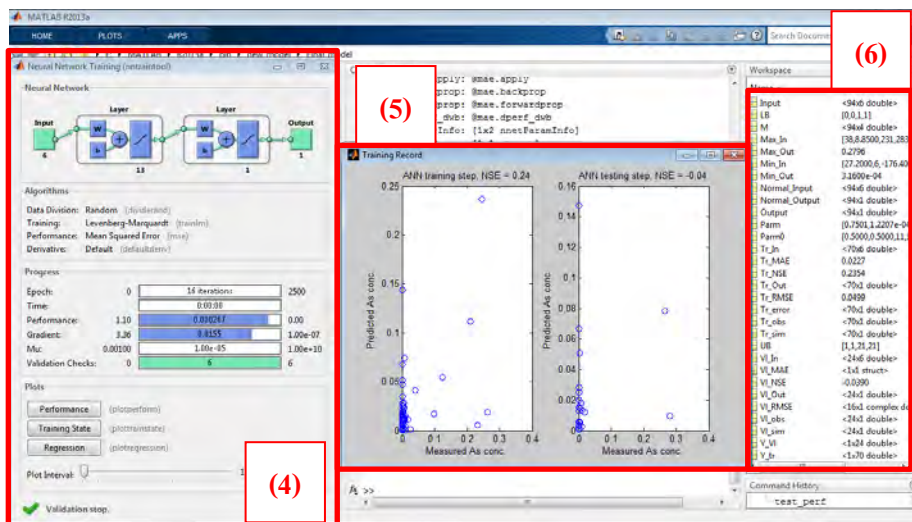
3.3 การใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม

ในงานวิจัยนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมผ่านฟังก์ชันของ โปรแกรม Matlab R2013a โดยการเรียกใช้ฟังก์ชันโครงข่ายประสาทเทียมทำได้ 2 วิธี คือ เรียกใช้ผ่าน Neural Network Toolbox หรือผ่านการใส่ชุดคำสั่งพื้นฐานบนหน้าจอคำสั่ง โดยชุดคำสั่งอาจเก็บอยู่ในรูปแบบ m-file ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้ในงานวิจัยนี้ การเรียกใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมมีขั้นตอนดังต่อไปนี้



รูปที่ 3.3 ขั้นตอนการใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมบนโปรแกรม Matlab R2013a

- (1) เลือกไฟล์ที่เก็บ m-file สำหรับชุดคำสั่งใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม
- (2) เปิด m-file เพื่อใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม
- (3) ใช้งานชุดคำสั่ง
- (4) หน้าต่างการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม แสดงโครงสร้างและฟังก์ชันที่ใช้
- (5) หลังเสร็จสิ้นการทำงาน โปรแกรม Matlab ทำการพล็อตกราฟความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณสารหนูที่ได้จากภาคสนาม (แกน Y) และปริมาณสารหนูที่ได้จากการประเมินด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (แกน X)
- (6) หน้าต่าง workspace แสดงตัวแปรที่ถูกเก็บในระหว่างขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 3.4 หน้าต่างการทำงาน และผลลัพธ์ของการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแสดงผลในรูปแบบของกราฟและตัวแปรต่างๆ

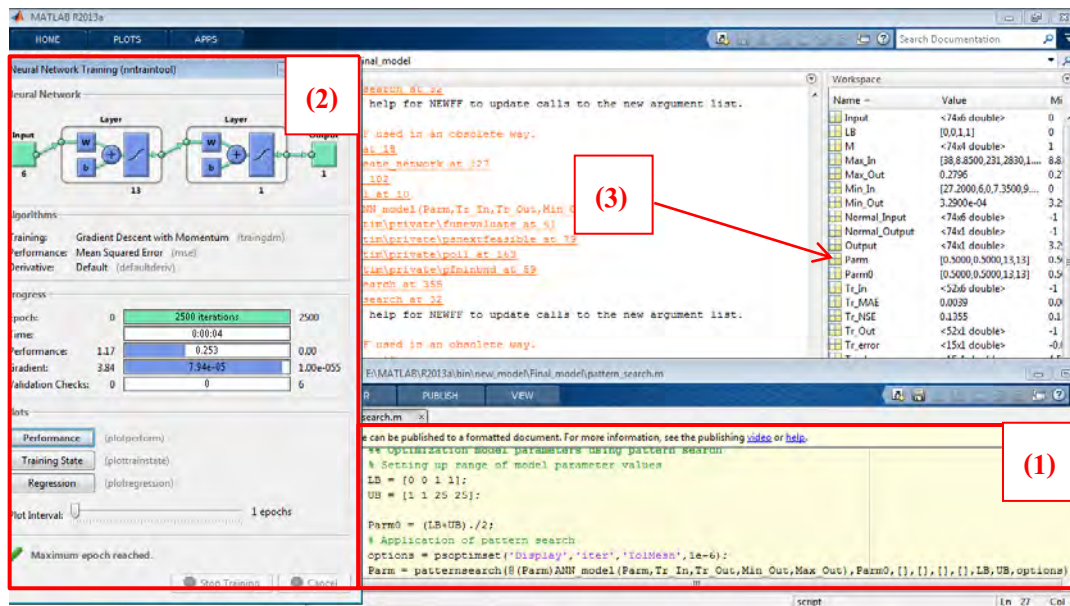
3.4 การปรับปรุงโครงข่ายประสาทเทียม

โมเดล โครงข่ายประสาทเทียมมีความเฉพาะเจาะจงในการทำงาน เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอนและทดสอบ จำเป็นต้องมีการปรับปรุงพารามิเตอร์พื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้มีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลที่ต้องการ

ต้นแบบโปรแกรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบจาก Kyung Hwa Cho ซึ่งถูกใช้สำหรับการประเมินปริมาณคลอรีนในน้ำถูกนำมาปรับปรุงเพื่อใช้ในการประเมินปริมาณสารหนูในงานวิจัยนี้ โดยแบ่งขั้นตอนการปรับปรุงเป็น 2 ขั้นตอน ได้แก่ การใช้อัลกอริทึมค้นหารูปแบบ (Pattern Search algorithm) และการทดลองปรับแก้ด้วยตนเอง

3.4.1 การใช้อัลกอริทึมคั่นหารูปแบบ

อัลกอริทึมคั่นหารูปแบบถูกใช้ผ่านฟังก์ชันของโปรแกรม Matlab เพื่อค้นหาพารามิเตอร์ อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) โมเมนตัม (Momentum) และจำนวนโนคในชั้นแอบแฝง (Hidden layer)



รูปที่ 3.5 การใช้อัลกอริทึมคั่นหารูปแบบ (1) คำสั่งเรียกใช้อัลกอริทึมคั่นหารูปแบบ

(2) หน้าต่างการทำงานของอัลกอริทึมคั่นหารูปแบบ (3) ผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึมคั่นหารูปแบบถูกเก็บอยู่ในรูป matrix โดยค่าที่ถูกเก็บได้แก่ [อัตราการเรียนรู้, โมเมนตัม, จำนวน โนคในชั้นแอบแฝงที่ 1, จำนวน โนคในชั้นแอบแฝงที่ 2]

3.4.2 การทดลองปรับแก้ด้วยตนเอง

พารามิเตอร์อื่นๆซึ่งอาจมีผลต่อประสิทธิภาพการของโครงข่ายประสาทเทียมถูกทดลองปรับแก้เพื่อปรับปรุงโครงข่ายประสาทเทียม ในงานวิจัยนี้ได้ทดลองทำการปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์อีก 3 พารามิเตอร์ ได้แก่ ฟังก์ชันการเรียนรู้ (Learning function) ข้อมูลนำเข้า และจำนวนชั้นแอบแฝง

บทที่ 4

ผลการวิจัยและการอภิปราย

4.1 การรวบรวมผลการศึกษาและจัดเตรียมข้อมูลนำเข้า

ตารางที่ 4-1 ข้อมูลนำเข้าที่ใช้การฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

ตัวอย่าง ที่	อุณหภูมิ ของน้ำ (°C)	ค่าความ เป็น กรด-ด่าง	ศักย์รี ดอกซ์ (mV)	การนำ ไฟฟ้า ($\mu\text{S}/\text{cm}$)	ของแข็ง ทั้งหมดที่ ละลายในน้ำ (mg/L)	ค่าความ เค็ม (mg/L)	ปริมาณ สารหนู (mg/L)
1	32.600	6.840	-176.400	2150.000	1440.000	1080.000	0.0007
2	29.100	7.010	-174.900	775.000	518.000	387.000	0.0008
3	32.500	6.730	-146.800	603.000	404.000	301.000	0.0005
4	29.000	6.430	-104.600	2349.000	1594.800	1532.980	0.0020
5	30.200	7.260	-101.700	1090.000	729.000	544.000	0.0023
6	29.000	7.030	-101.100	766.000	513.000	383.000	0.0004
7	29.700	7.390	-100.900	433.000	289.000	216.000	0.0005
8	30.900	7.200	-100.800	930.000	623.000	465.000	0.0008
9	28.700	6.670	-69.300	503.000	338.000	252.000	0.0009
10	29.600	7.480	-59.600	407.000	272.000	203.000	0.0005
11	31.000	7.065	-59.000	1352.000	927.910	663.740	0.2092
12	29.200	6.580	-47.900	277.000	184.000	139.000	0.0004
13	29.900	6.760	-38.300	436.000	295.000	218.000	0.0010
14	29.100	6.980	-37.700	632.000	423.000	316.000	0.0005
15	29.000	7.050	-37.200	484.000	324.000	242.000	0.0011
16	30.000	6.450	-20.500	410.000	274.000	204.000	0.0006
17	29.600	6.940	-16.600	972.000	649.000	484.000	0.0004
18	29.000	7.075	-15.300	632.000	429.082	367.990	0.0098

ตารางที่ 4-1 ข้อมูลนำเข้าที่ใช้การฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม (ต่อ)

ตัวอย่าง ที่	อุณหภูมิ ของน้ำ (°C)	ค่าความ เป็นกรด- ด่าง	ศักย์รี ดอกซ์ (mV)	การนำ ไฟฟ้า (μ S/cm)	ของแข็ง ทั้งหมดที่ ละลายในน้ำ (mg/L)	ค่าความ เค็ม (mg/L)	ปริมาณ สารหนู (mg/L)
19	29.800	7.308	-8.000	961.000	672.449	745.200	0.0073
20	30.600	6.440	-1.700	297.000	199.000	149.000	0.0003
21	29.700	6.962	0.000	1314.000	882.111	657.800	0.2637
22	29.200	6.824	0.000	771.000	524.453	458.340	0.0077
23	29.100	6.889	0.000	1137.000	771.940	639.880	0.0011
24	32.000	7.930	0.300	1093.000	742.068	484.220	0.0412
25	30.000	8.120	0.600	739.000	495.000	369.000	0.0006
26	33.700	7.020	1.200	617.000	413.000	308.000	0.0004
27	29.500	6.910	1.200	1621.000	1089.000	813.000	0.0004
28	29.800	7.090	28.000	1123.000	750.000	562.000	0.0006
29	36.300	8.850	29.000	529.000	355.000	264.000	0.0051
30	28.700	7.810	38.800	538.000	360.000	269.000	0.0007
31	29.500	6.700	47.000	375.000	251.000	187.000	0.0005
32	30.200	6.730	48.900	752.000	504.000	376.000	0.0006
33	30.600	7.400	55.200	116.000	781.000	583.000	0.0008
34	29.700	7.090	62.700	730.000	489.000	365.000	0.0004
35	38.000	7.300	65.600	718.000	481.000	359.000	0.0017
36	32.700	8.721	67.000	939.000	677.513	694.200	0.0016
37	31.900	7.891	69.000	945.000	651.586	578.000	0.0046
38	30.300	7.154	69.000	947.000	652.944	485.330	0.0072
39	31.600	7.910	78.000	834.000	558.000	417.000	0.0007
40	28.900	7.386	82.000	960.000	611.770	434.100	0.0018
41	27.700	7.650	82.000	337.800	239.342	126.400	0.0092
42	31.000	6.760	84.500	1581.000	1059.000	790.000	0.0004

ตารางที่ 4-1 ข้อมูลนำเข้าที่ใช้การฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม (ต่อ)

ตัวอย่าง ที่	อุณหภูมิ ของน้ำ (°C)	ค่าความ เป็น กรด-ด่าง	ศักย์รี ดอกซ์ (mV)	การนำ ไฟฟ้า ($\mu\text{S}/\text{cm}$)	ของแข็ง ทั้งหมดที่ ละลายในน้ำ (mg/L)	ค่าความ เค็ม (mg/L)	ปริมาณ สารหนู (mg/L)
43	30.700	7.340	85.500	729.000	488.000	364.000	0.0006
44	30.100	7.315	91.000	949.000	645.302	598.400	0.0037
45	29.500	6.881	91.000	1001.000	659.606	728.300	0.0094
46	29.700	7.374	91.000	1470.000	998.023	998.530	0.0017
47	35.300	7.440	91.800	7.350	492.000	368.000	0.0005
48	35.700	6.780	92.700	2700.000	1800.000	1350.000	0.0003
49	30.500	7.774	93.000	1210.000	811.502	850.000	0.0187
50	31.200	7.230	93.300	468.000	216.000	235.000	0.0021
51	29.500	6.000	93.500	175.300	117.500	87.700	0.0005
52	35.200	7.486	94.000	1073.000	748.489	631.900	0.2458
53	29.500	8.070	98.500	602.000	404.000	301.000	0.0007
54	31.200	6.688	100.000	1252.000	851.017	769.800	0.2656
55	28.100	7.341	104.000	927.000	639.366	528.400	0.2325
56	28.700	7.040	104.000	1216.000	875.576	698.000	0.0012
57	30.000	6.904	107.000	1056.000	719.947	704.100	0.0009
58	30.000	6.734	113.000	1229.000	844.402	839.400	0.0028
59	30.000	7.190	113.700	487.000	326.000	244.000	0.0013
60	27.200	6.880	114.000	2830.000	1922.365	1639.220	0.2796
61	31.200	7.870	114.600	1075.000	720.000	537.000	0.0006
62	29.700	6.710	118.700	1117.000	747.000	558.000	0.0009
63	27.700	7.100	119.800	477.000	320.000	239.000	0.0005
64	29.400	7.056	121.000	911.000	618.503	478.440	0.0013
65	36.500	7.150	123.000	780.000	522.000	390.000	0.0014
66	28.500	6.906	124.000	711.000	492.717	398.000	0.0013

ตารางที่ 4-1 ข้อมูลน้ำเข้าที่ใช้การฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม (ต่อ)

ตัวอย่าง ที่	อุณหภูมิ ของน้ำ (°C)	ค่าความ เป็น กรด-ด่าง	ศักย์รี ดอกซ์ (mV)	การนำ ไฟฟ้า ($\mu\text{S/cm}$)	ของแข็ง ทั้งหมดที่ ละลายในน้ำ (mg/L)	ค่าความ เค็ม (mg/L)	ปริมาณ สารหนู (mg/L)
67	29.500	7.150	124.300	628.000	420.000	314.000	0.0009
68	37.900	7.400	125.700	997.000	667.000	498.000	0.0013
69	31.600	7.059	126.000	1292.000	879.174	738.440	0.0068
70	29.000	7.229	130.000	1438.000	976.298	747.980	0.0015
71	31.500	8.067	130.000	761.000	517.664	313.110	0.0017
72	28.200	7.265	133.000	904.000	603.750	521.400	0.0018
73	30.000	7.006	135.000	932.000	633.760	534.880	0.0096
74	29.000	7.320	136.000	470.000	320.096	293.000	0.0019
75	33.600	7.010	140.400	503.000	336.000	251.000	0.0015
76	31.600	7.120	143.000	649.000	441.624	386.000	0.0019
77	29.300	7.347	145.000	1489.000	1010.923	798.500	0.0197
78	30.200	7.580	146.600	1271.000	852.000	636.000	0.0079
79	30.000	7.395	148.000	657.000	447.055	420.000	0.0049
80	29.900	6.967	149.000	1750.000	1188.123	1109.440	0.0011
81	29.900	7.455	151.000	994.000	675.854	565.900	0.0039
82	31.200	7.370	154.000	885.000	601.851	584.000	0.0013
83	29.000	7.040	155.000	302.000	215.036	294.800	0.0017
84	30.900	7.395	158.000	730.000	496.617	398.330	0.0094
85	31.400	7.457	162.000	880.000	597.456	383.980	0.0007
86	29.300	7.390	163.700	1321.000	885.000	660.000	0.0008
87	29.800	7.026	165.000	1733.000	1186.581	998.670	0.0073
88	30.200	7.230	172.700	286.000	192.000	143.000	0.0257
89	30.900	6.627	177.000	424.000	287.865	239.560	0.0974
90	37.500	7.480	177.300	8.130	546.000	4.080	0.0022

ตารางที่ 4-1 ข้อมูลนำเข้าที่ใช้การฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม (ต่อ)

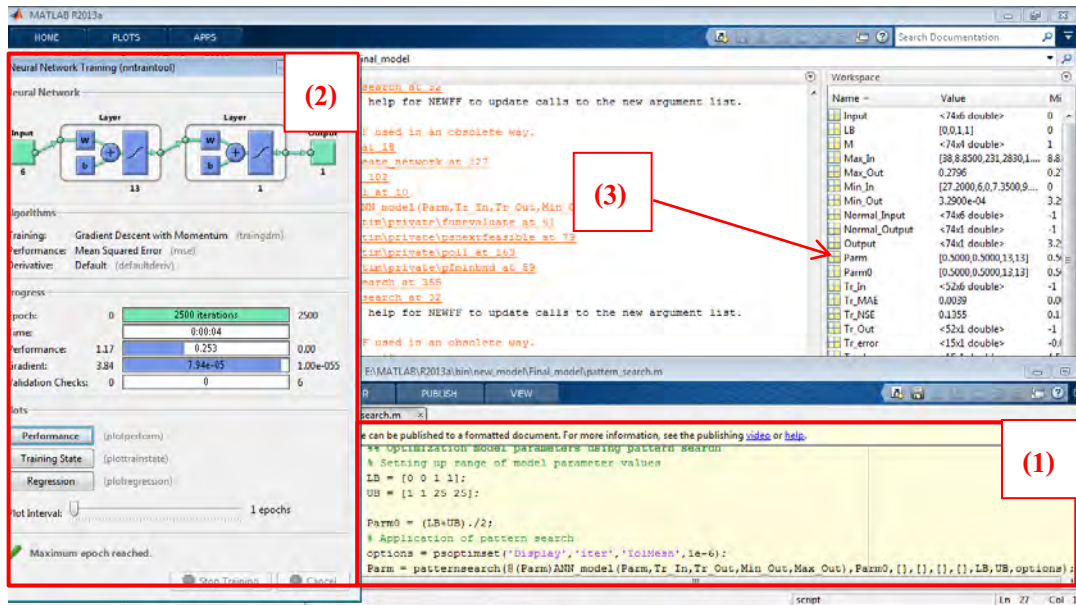
ตัวอย่าง ที่	อุณหภูมิ ของน้ำ (°C)	ค่าความ เป็นกรด- ด่าง	ศักย์รี ดอกซ์ (mV)	การนำ ไฟฟ้า ($\mu\text{S/cm}$)	ของแข็ง ทั้งหมดที่ ละลายใน น้ำ (mg/L)	ค่าความ เค็ม (mg/L)	ปริมาณ สารหนู (mg/L)
91	28.600	6.628	178.000	502.000	341.822	300.740	0.0027
92	34.200	6.794	186.000	694.000	472.176	378.430	0.0056
93	28.500	6.251	189.000	419.000	285.471	242.440	0.1237
94	30.300	6.906	231.000	13.860	9.710	10.870	0.0011
ค่าสูงสุด	38.000	8.850	231.000	2830.000	1922.365	1639.220	0.280
ค่าต่ำสุด	27.200	6.000	-176.40	7.350	9.710	4.080	0.000
ค่าเฉลี่ย	30.603	7.170	67.186	878.313	611.736	493.786	0.021
SD*	2.239885	0.466799	89.0834	519.6939	338.0124	297.6013	0.062421

*หมายเหตุ *SD = ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

4.2 การปรับปรุงโครงข่ายประสาทเทียม

4.2.1 การใช้อัลกอริทึมค้นหารูปแบบ (Pattern Search algorithm)

อัลกอริทึมค้นหารูปแบบถูกใช้ผ่านฟังก์ชันของโปรแกรม Matlab เพื่อค้นหาพารามิเตอร์ อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) โมเมนตัม (Momentum) และจำนวนโนดในชั้นแอบแฝง (Hidden layer) ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับ โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการประเมิน ปริมาณสารหนูในน้ำบาดาล ซึ่งได้ผลลัพธ์ตามตารางที่ 4-2



รูปที่ 4.1 การใช้อัลกอริทึมคั่นหารูปแบบ (1) คำสั่งเรียกใช้อัลกอริทึมคั่นหารูปแบบ (2) หน้าต่างการทำงานของอัลกอริทึมคั่นหารูปแบบ (3) ผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึมคั่นหารูปแบบถูกเก็บอยู่ในรูป matrix โดยค่าที่ถูกเก็บได้แก่ [อัตราการเรียนรู้, โมเมนต์ัม, จำนวน โหนดในชั้นแอบแฝงที่ 1, จำนวน โหนดในชั้นแอบแฝงที่ 2]

ตัวแปร	ช่วงการคั่นหา	ค่าที่ดีที่สุด
อัตราการเรียนรู้	0 - 1	0.75
โมเมนต์ัม	0 - 1	0.00012
จำนวน โหนดในชั้นแอบแฝง 1 ชั้น	1-25	11
จำนวน โหนดในชั้นแอบแฝง 2 ชั้น	1-25	13, 13

ตารางที่ 4-2 อัตราการเรียนรู้ โมเมนต์ัม และจำนวน โหนดในชั้นแอบแฝงที่ดีที่สุดสำหรับ โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้

อัตราการเรียนรู้และโมเมนต์มีผลต่ออัตราการเรียนรู้และประสิทธิภาพการเรียนรู้ ยิ่งตัวแปรทั้งสองมีค่ามาก ยิ่งทำให้การเรียนรู้รวดเร็ว แต่อาจทำให้ประสิทธิภาพการเรียนรู้ลดลงในทางกลับกัน ถ้าตัวแปรทั้งสองมีค่าน้อย ประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะเพิ่มขึ้น แต่ก็ทำให้ความเร็วในการเรียนรู้ลดลงด้วย

จำนวน โหนดในชั้นแอบแฝงเปรียบเสมือนหน่วยประมวลผลที่ช่วยให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนได้มากยิ่งขึ้น แต่การมีจำนวน โหนดในชั้นแอบแฝงมากเกินไปทำให้โมเดลมีความจำเพาะมากเกินไป (Overfitting) และลดประสิทธิภาพของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม

การใช้อัตราการเรียนรู้ โมเมนต์ และจำนวน โหนดในชั้นแอบแฝงที่เหมาะสมจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม อีกทั้งยังลดเวลาในการเรียนรู้และป้องกันปัญหาความจำเพาะเกินไปของโมเดลอีกด้วย

4.2.2 การทดลองปรับแก้ด้วยตนเอง

4.2.2.1 ฟังก์ชันการเรียนรู้

ในการทดลองปรับเปลี่ยนตัวแปรที่น่าจะมีผลต่อประสิทธิภาพการประเมินปริมาณสารหนูของโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ ฟังก์ชันการเรียนรู้ ชุดข้อมูล และจำนวนชั้นแอบแฝง

ฟังก์ชันการฝึกสอนสิ่งที่กำหนดรายละเอียดในขั้นตอนการเรียนรู้ เช่น จำนวนรอบในการเรียนรู้ เป้าหมายในการเรียนรู้ ระยะเวลาในการเรียนรู้ และอื่นๆ ซึ่งมีผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม ในงานวิจัยนี้ทดลองปรับเปลี่ยนฟังก์ชันการเรียนรู้ 3 ชนิด เพื่อหาฟังก์ชันการเรียนรู้ที่เหมาะสมดังตารางที่ 4-3

ฟังก์ชันการเรียนรู้	รายละเอียด	
Polak-Ribiere conjugate gradient backpropagation (CGP)	epochs: 100 show: 25 goal: 0 time: Inf min_grad: 1.0000e-006 max_fail: 5 searchFcn: 'srchcha' scale_tol: 20 alpha: 0.0010	beta: 0.1000 delta: 0.0100 gama: 0.1000 low_lim: 0.1000 up_lim: 0.5000 maxstep: 100 minstep: 1.0000e-006 bmax: 26
Levenberg-Marquardt backpropagation (LM)	epochs: 100 goal: 0 max_fail: 5 mem_reduc: 1 min_grad: 1.0000e-010 mu: 0.0010	mu_dec: 0.1000 mu_inc: 10 mu_max: 1.0000e+010 show: 25 time: Inf
Gradient descent with momentum Backpropagation (GDM)	epochs: 100 goal: 0 lr: 0.0100 max_fail: 5	mc: 0.9000 min_grad: 1.0000e-010 show: 25 time: Inf

ตารางที่ 4-3 รายละเอียดของฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ CGP LM และ GDM

4.2.2.2 ข้อมูลนำเข้า

ในงานวิจัยของ Cho และคณะ(2011) ได้ทำการแบ่งชุดข้อมูลนำเข้าเป็น 2 ชุด เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำนายของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ค่าศักรีดอกซ์เป็นตัวแบ่ง ชุด A มีค่าศักรีดอกซ์เท่ากับหรือมากกว่าศูนย์ ชุด B มีค่าศักรีดอกซ์น้อยกว่าศูนย์ โดยพบว่าค่า NSE สำหรับชุดข้อมูล A น้อยกว่าชุดข้อมูล B และน้อยกว่าผลที่ได้จากการใช้ชุดข้อมูลทั้งหมดอีกด้วย

เพื่อทดสอบข้อสรุปนั้นอีกครั้ง ในงานวิจัยนี้จึงทำการทดลองใช้ชุดข้อมูลในการฝึกสอนและทดสอบ 3 ชุด โดยใช้ค่าศักย์รีดอกซ์เช่นกัน คือ ชุดข้อมูลที่มีศักย์รีดอกซ์มากกว่าหรือเท่ากับศูนย์ ชุดข้อมูลที่มีศักย์รีดอกซ์น้อยกว่าศูนย์ และชุดข้อมูลที่มีค่าศักย์รีดอกซ์ทั้งหมดรวมกัน โดยใช้ข้อมูลในการฝึกสอนและทดสอบรวมกัน 20 ข้อมูลในแต่ละชุดข้อมูล

4.2.2.3 จำนวนชั้นแอบแฝง

โดยทั่วไปโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นแอบแฝงหลายชั้นจะสามารถแก้ปัญหาได้ดีกว่า (Wagarachchi et al., 2012) แต่ผู้ออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแก้ปัญหาเกือบอย่างได้โดยใช้ชั้นแอบแฝงเพียง 1 หรือ 2 ชั้น (Priddy et al., 2005) เราจึงต้องการทดสอบว่าจำนวนชั้นแอบแฝง 1 หรือ 2 ชั้นที่เหมาะสมสำหรับการประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

4.2.2.4 ผลการทดลองปรับแก้ด้วยตนเอง

จากการทดลองปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ทั้ง 3 อย่าง พบว่าการปรับเปลี่ยนฟังก์ชันการเรียนรู้และจำนวนชั้นแอบแฝงไม่มีผลต่อประสิทธิภาพการประเมินปริมาณสารหนูของโครงข่ายประสาทเทียมอย่างมีนัยสำคัญ ส่วนในการปรับเปลี่ยนชุดข้อมูลนั้นพบว่า การใช้ชุดข้อมูลที่มีค่าศักย์รีดอกซ์ทั้งบวกและลบให้ค่า NSE สูงที่สุด ซึ่งผลลัพธ์ดังกล่าวขัดแย้งกับข้อสังเกตของ Cho และคณะ (2011) ผลการทดลองแสดงในตารางที่ 4-3

ตัวแปร		NSE	
		Training	Validation
ฟังก์ชันการเรียนรู้	GDM	0.1741	-0.0760
	LM	0.1431	-0.0722
	CGP	0.1901	-0.0844
ชุดข้อมูล	รวม ORP	0.1909	0.3635
	ORP+	0.1355	-0.2635
	ORP-	-0.0779	-0.0632
จำนวนชั้นแอบแฝง	0.1741	-0.0760	0.1741
	0.0259	0.0369	0.0259

ตารางที่ 4-4 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ NSE เมื่อทดลองปรับเปลี่ยนฟังก์ชันการเรียนรู้ ชุดข้อมูล และจำนวนชั้นแอบแฝง

4.3 ผลการประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

หลังจากการปรับปรุงโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้อัลกอริทึมค้นหาารูปแบบและการทดลองปรับเปลี่ยนด้วยตนเอง ผลการประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลบริเวณเหมืองทองคำ ได้ค่าสัมประสิทธิ์ NSE เท่ากับ 0.5476 และ 0.5240 ในชุดฝึกสอนและชุดทดสอบตามลำดับ ปริมาณของสารหนูที่ได้จากการเก็บข้อมูลในภาคสนามและที่ได้จากการประเมินด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแสดงอยู่ในตารางที่ 4-3 และกราฟความสัมพันธ์ของปริมาณทั้งสองในรูปที่ 4.1

ข้อมูลภาคสนาม ($\mu\text{g/L}$)	ข้อมูลจาก ANN ($\mu\text{g/L}$)	AE	%RE
0.000703	0.009708204	0.009005	1280.968
0.003892	0.000859984	0.003032	77.9038
0.009363	0.008216526	0.001146	12.24473
0.000388	0.011840972	0.011453	2951.797
0.001686	0.000613323	0.001073	63.62257
0.000631	0.001216126	0.000585	92.73003
0.001339	0.000879318	0.00046	34.33027
0.000451	0.000512287	6.13E-05	13.58916
0.001546	0.017848692	0.016303	1054.508
0.232465	0.142947328	0.089518	38.50802
0.001479	0.001877883	0.000399	26.96978
0.000577	0.00048275	9.43E-05	16.33452
0.005118	0.000333164	0.004785	93.49036
0.001332	0.005096599	0.003765	282.6275
0.002092	0.000452299	0.00164	78.37958
0.02567	0.000388694	0.025281	98.4858
0.007299	0.012826502	0.005528	75.72957
0.000394	0.025064824	0.024671	6261.631
0.000476	0.002756466	0.00228	479.0895
0.000576	0.000486871	8.91E-05	15.47386
0.002788	0.012306644	0.009519	341.4148
0.000316	0.000558233	0.000242	76.65587

ตารางที่ 4-5 ตารางแสดงปริมาณสารหนูที่ได้จากการเก็บข้อมูลภาคสนามกับปริมาณสารหนูที่ได้จากการประเมินด้วยโครงข่ายประสาทเทียม และค่าความคลาดเคลื่อน

ข้อมูลภาคสนาม ($\mu\text{g/L}$)	ข้อมูลจาก ANN ($\mu\text{g/L}$)	AE	%RE
0.002653	0.000656863	0.001996	75.24074
0.000996	0.00043274	0.000563	56.55218
0.001755	0.020252393	0.018497	1053.983
0.000556	0.000626525	7.05E-05	12.68439
0.000894	0.000785336	0.000109	12.15485
0.007909	0.001219722	0.006689	84.57806
0.01866	0.005566432	0.013094	70.16918
0.04117	0.002616307	0.038554	93.64511
0.000784	0.004818284	0.004034	514.577
0.009774	0.002126695	0.007647	78.24131
0.000915	0.000678531	0.000236	25.84364
0.001076	0.002584294	0.001508	140.176
0.000527	0.000361661	0.000165	31.37356
0.001884	0.000624723	0.001259	66.84062
0.006762	0.021807675	0.015046	222.5033
0.001764	0.021387293	0.019623	1112.432
0.002298	0.006154798	0.003857	167.8328
0.007662	0.007179051	0.000483	6.303173
0.00067	0.000929904	0.00026	38.79159
0.000691	0.000498679	0.000192	27.83232
0.001351	0.00377478	0.002424	179.4064
0.009565	0.001473565	0.008091	84.5942
0.000783	0.001027478	0.000244	31.22319

ตารางที่ 4-5 ตารางแสดงปริมาณสารหนูที่ได้จากการเก็บข้อมูลภาคสนามกับปริมาณสารหนูที่ได้จากการประเมินด้วยโครงข่ายประสาทเทียม และค่าความคลาดเคลื่อน (ต่อ)

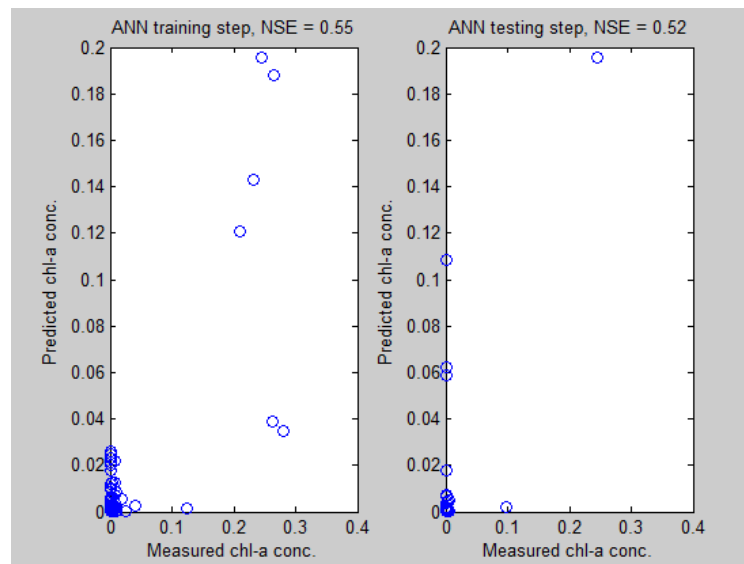
ข้อมูลภาคสนาม ($\mu\text{g/L}$)	ข้อมูลจาก ANN ($\mu\text{g/L}$)	AE	%RE
0.000388	0.026269633	0.025882	6670.524
0.019745	0.005383415	0.014362	72.7353
0.000544	0.001245298	0.000701	128.915
0.001652	0.005380391	0.003728	225.6895
0.004612	0.001719238	0.002893	62.72252
0.209166	0.121046884	0.088119	42.1288
0.000717	0.000513352	0.000204	28.40285
0.009565	0.00033	0.009235	96.55450247
0.001884	0.003053	0.001169	62.02631318
0.001479	0.000478	0.001001	67.7036071
0.001865	0.000593	0.001272	68.18541853
0.019745	0.000343	0.019402	98.26242128
0.007909	0.000329	0.00758	95.84017996
0.004884	0.000486	0.004398	90.04712622
0.001076	0.000429	0.000647	60.11984808
0.003892	0.000329	0.003563	91.54676252
0.001339	0.000335	0.001004	75.00237186
0.001686	0.006318	0.004632	274.7254389
0.009414	0.000825	0.008589	91.23922859
0.00067	0.000639	3.12E-05	4.660454258
0.000763	0.000329	0.000434	56.88069311

ตารางที่ 4-5 ตารางแสดงปริมาณสารหนูที่ได้จากการเก็บข้อมูลภาคสนามกับปริมาณสารหนูที่ได้จากการประเมินด้วยโครงข่ายประสาทเทียม และค่าความคลาดเคลื่อน (ต่อ)

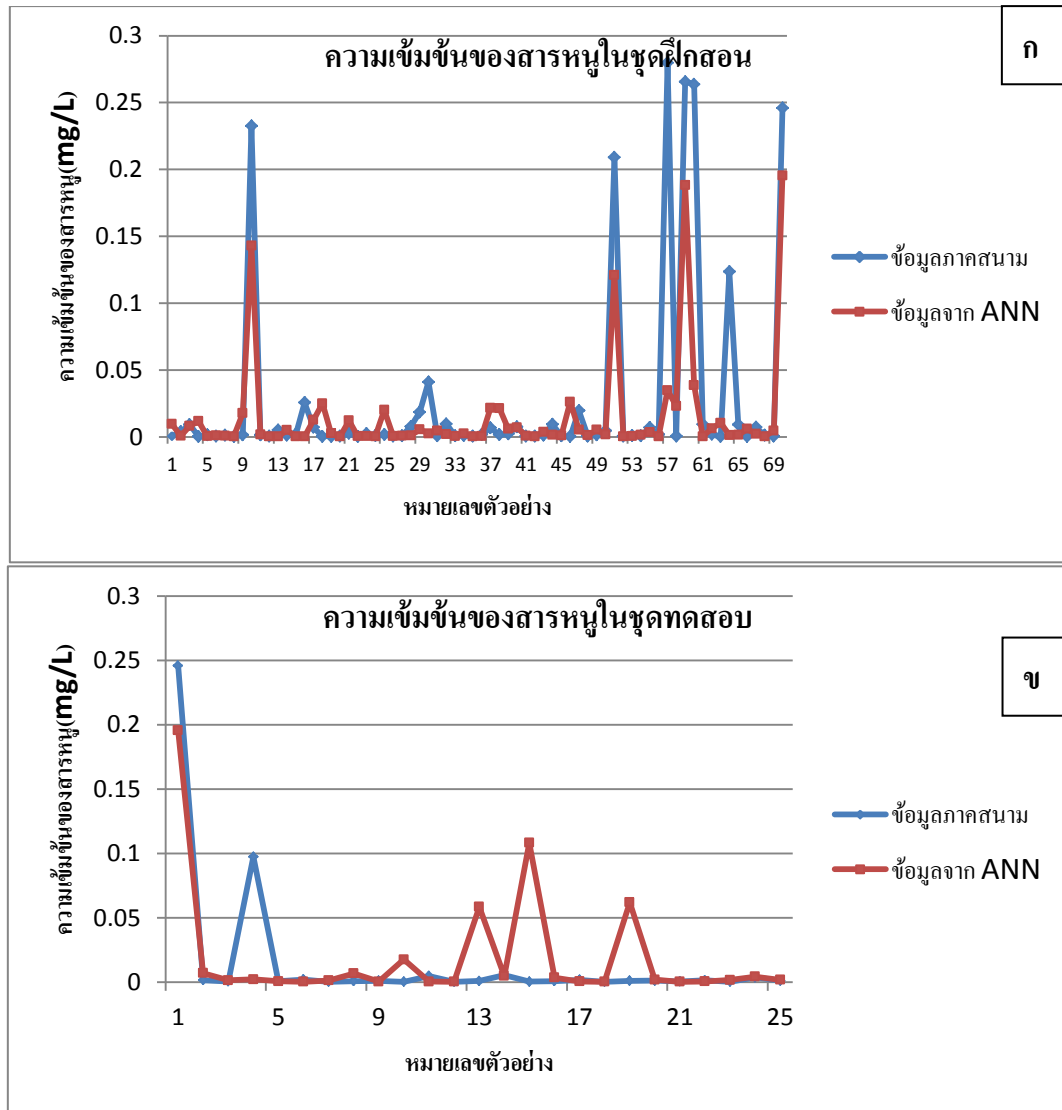
ข้อมูลภาคสนาม ($\mu\text{g/L}$)	ข้อมูลจาก ANN ($\mu\text{g/L}$)	AE	%RE
0.007257	0.00042	0.006837	94.20650092
0.02567	0.003345	0.022325	86.96908771
0.09743	0.0007	0.09673	99.28112546
0.002209	0.004742	0.002533	114.6647505
0.002653	0.004768	0.002115	79.7328101
0.005604	0.000427	0.005177	92.38827756
0.1237	0.017725	0.105975	85.67062795

*หมายเหตุ *AE = ค่าความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์, %RE = ค่าความผิดพลาด

ตารางที่ 4-5 ตารางแสดงปริมาณสารหนูที่ได้จากการเก็บข้อมูลภาคสนามกับปริมาณสารหนูที่ได้จากการประเมินด้วยโครงข่ายประสาทเทียม และค่าความคลาดเคลื่อน (ต่อ)



รูปที่ 4.2 กราฟความสัมพันธ์ของปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลที่ได้จากการเก็บข้อมูลภาคสนามกับปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลที่ได้จากการประเมินด้วยโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 4.3 กราฟเส้นเปรียบเทียบปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลที่ได้จากการเก็บข้อมูลภาคสนามกับปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลที่ได้จากการประเมินด้วยโครงข่ายประสาทเทียมในชุดฝึกสอน 69 ข้อมูล และในชุดทดสอบ 25 ข้อมูล

บทที่ 5

สรุปผลและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผล

จากการทดลองนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการประเมินโครงข่ายประสาทเทียมในน้ำบาดาลบริเวณเหมืองทอง โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์ Nash-Sutcliffe efficiency coefficient (NSE) ในการทดสอบประสิทธิภาพ พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลบริเวณเหมืองทองค่า โดยมีความแม่นยำอยู่ในระดับที่ยอมรับได้ ค่าสัมประสิทธิ์ NSE เท่ากับ 0.5476 และ 0.5240 ในชุดฝึกสอนและชุดทดสอบตามลำดับ และพบว่าการปรับเปลี่ยนฟังก์ชันการเรียนรู้และจำนวนชั้นแอบแฝงไม่มีผลต่อความแม่นยำในการประเมินปริมาณสารหนูในน้ำบาดาลของโครงข่ายประสาทเทียมอย่างมีนัยสำคัญ ในขณะที่การเลือกใช้ชุดข้อมูลมีผลต่อการประเมิน โดยการใช้ชุดข้อมูลที่มีค่าศักย์รีในช่วงค่าที่กว้าง (-176.40 – 231.00 mV) ให้ผลการประเมินปริมาณสารหนูดีที่สุด

5.2 ข้อเสนอแนะ

- (1) จำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมมีผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม ยิ่งจำนวนชุดข้อมูลมีมากยิ่งขึ้นเพิ่มความแม่นยำในการประเมินปริมาณสารหนูให้กับโครงข่ายประสาทเทียม
- (2) ช่วงข้อมูลของสารหนูในงานวิจัยนี้ค่อนข้างแคบ คือมีค่า 0 ถึง 0.28 $\mu\text{g/L}$ เมื่อเทียบกับงานวิจัยของ Cho และคณะ (2011) และ Purkait และคณะ (2008) ซึ่งมีข้อมูลอยู่ในช่วง 0 ถึง 400 $\mu\text{g/L}$ และ 0 ถึง 800 $\mu\text{g/L}$ อาจมีผลกับประสิทธิภาพของการประเมินปริมาณสารหนูในพื้นที่
- (3) การกระจายตัวของข้อมูลสารหนูในการวิจัยนี้ค่อนข้างต่ำ โดยมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเพียง 0.062 ข้อมูลส่วนใหญ่มีค่าอยู่ในช่วง 0 – 0.01 $\mu\text{g/L}$ ซึ่งอาจเป็นสาเหตุให้การประเมินปริมาณสารหนูในช่วงที่มากกว่า 0.01 มีความคลาดเคลื่อนสูง

บรรณานุกรม

- กลุ่มงานพิษวิทยาและสิ่งแวดล้อม. สารหนูได้รับแล้วตายผ่อนส่ง. ศูนย์ข้อมูลพิษวิทยา[Online].
แหล่งที่มา: http://webdb.dmsc.moph.go.th/ifc_toxic/a_tx_1_001c.asp?info_id=119
[5 พฤษภาคม 2559]
- จิรวรรณ ชำรงศรีสกุล. 2557. ปัจจัยของธรรมชาติและกิจกรรมของมนุษย์ที่มีผลต่อคุณภาพน้ำบาดาลในพื้นที่อำเภอทับคล้อ จังหวัดพิจิตรและอำเภอวังโป่ง จังหวัดเพชรบูรณ์.
- ชนาวุฒิ ประกอบผล. 2552. โครงข่ายประสาทเทียม. วารสาร มลก.วิชาการ 24 (มกราคม-มิถุนายน): 73-86.
- สมเกียรติ เกตเดียม. 2529. การเปรียบเทียบวิธีประมาณค่าพารามิเตอร์เพื่อทดสอบการของประชากรที่ให้ค่าสถิติไคสแควร์ต่ำสุด. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารบัณฑิต. ภาควิชาสถิติ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- Agatonovic-Kustrin,S. andBeresford, R. 2000. Basic concepts of artificial neural network (ANN) model in pharmaceutical research. Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis, vol.22, no. 5, pp.717-727.
- Cho, K.H., Sthiannopkao, S., Pachepsky, Y.A., Kim, K.W., Kim, J.H., 2011. Prediction of contamination potential of groundwater arsenic in Cambodia, Laos, and Thailand using Artificial Neural Network. Water research 45, 5535-5544.
- Priddy, K. L. Keller P.E. 2005. Artificial Neural Network An introduction. Bellingham: The International Society for Optical Engineering.
- Przymusinski, T. C. Summary of the training functions in Matlab's NN toolbox. Expert Systems. Retrieved from <http://alumni.cs.ucr.edu/~vladimir/cs171> [5 April 2016]
- Purkait, B., Kadam, S.S., Das, S.K., 2008. Application of Artificial Neural Network model to Study arsenic contamination in groundwater of Malda district, Eastern India. Journal of Environmental Informatics 12(2), 140-149.

Straskraba, V. and Moran R. E. 2006. Environmental occurrence and impacts of arsenic at gold mining sites in the western United States. *International Mine Water Association 2006*, 181-191.

Wagarachchi, N. M. 2012. Mathematical modeling of Hidden layer Architecture in Artificial Neural Networks. *2012 3rd International Conference on Information Security and Artificial Intelligence 56*: 154-158.

Zupan, J. 1994. Introduction to artificial neural network (ANN) methods: what they are and how to use them. *Acta Chim Slovenica*, 41(3), 327-352.