



บทความวิจัย

การจำแนกแรงแด้วยเสียงตกกระทบโดยโครงข่ายประสาทเทียม

ศิวโรดม ศิริลักษณ์*

สาขาวิชาวิศวกรรมเหมืองแร่ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา

* ผู้นิพนธ์ประสานงาน โทรศัพท์ 0 5392 1444 ต่อ 2230 อีเมล: siwarote@hotmail.com DOI: 10.14416/j.kmutnb.2024.09.012

รับเมื่อ 27 พฤศจิกายน 2566 แก้ไขเมื่อ 3 มกราคม 2567 ตอบรับเมื่อ 15 มกราคม 2567 เผยแพร่ออนไลน์ 13 กันยายน 2567

© 2025 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

บทคัดย่อ

การใช้คนที่มีทักษะและประสบการณ์สูงเพื่อคัดแยกแร่พลอยออกจากหินแร่ด้อยค่าจากโบราณถึงปัจจุบันถูกศึกษาเพื่อพัฒนาในการใช้สัญญาณเสียงจากการตกอิสระของแร่พลอยดิบและแร่ลทินที่ความสูงประมาณ 1 ฟุต สัญญาณเสียงตกกระทบในช่วง 200 มิลลิวินาที ถูกนำมาวิเคราะห์พบว่า ความถี่ของเสียงในช่วง 500–5,000 เฮิรตซ์ ไม่สามารถพบความแตกต่างของรูปแบบสัญญาณเสียงจากแร่มีค่าและแร่ด้อยค่าได้ ผลการศึกษาพบว่า ระดับความเข้มของเสียง เกิดจากการตกกระทบของเม็ดแร่กับแผ่นสแตนเลส โดยแร่พลอยให้ค่าระดับความเข้มเสียงสูงที่สุด เมื่อเทียบกับแร่อื่น ๆ ส่วนแร่เหล็กเมื่อเดินทางผ่านขดลวดทองแดงสามารถเกิดระดับสัญญาณรบกวนสนามไฟฟ้าได้ การใช้ข้อมูลทั้งสองนี้ จึงถูกนำมาเข้ากระบวนการฝึกอบรมข้อมูล เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Backpropagation Neural Network (BPNN) ได้เรียนรู้ในการคัดแยกแร่พลอยออกจากแร่ด้อยค่า ผลการวิจัยพบว่า สามารถแยกแร่ได้ชัดเจน ตามผลลัพธ์ 4 กลุ่ม โดยผลรวมของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรอิสระที่สร้างมาจาก BPNN มีการใช้ค่าทวิคูณด้วยน้ำหนักสองตัวแปร และค่าอคติคงที่หนึ่งตัวแปร ความสำเร็จในครั้งนี้นำไปออกแบบฮาร์ดแวร์ใช้ในการแยกแร่ และการประยุกต์เซ็นเซอร์อื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องกับคุณสมบัติของแร่เพื่อใช้ในการแยกแร่อื่น ๆ ต่อไป

คำสำคัญ: ปัญญาประดิษฐ์ แยกแร่ เหมืองแร่ พลอย



The Mineral Classification with Sound Impacting by Artificial Neural Network

Siwarote Siriluck

School of Mining Engineering, Faculty of Engineering, Rajamangala University of Technology Lanna, Chiang Mai, Thailand

* Corresponding Author, Tel. 0 5392 1444 ext. 2230, E-mail: siwarote@hotmail.com DOI: 10.14416/j.kmutnb.2024.09.012

Received 27 November 2023; Revised 3 January 2024; Accepted 15 January 2024; Published online: 13 September 2024

© 2025 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

Abstract

The highly skilled and experienced worker has been used to separate the raw corundum mineral from gangues since ancient times until the present day. This process has been studied to develop sound signals from free-falling corundum and other impurity minerals. At a height of 1 foot, impact sound signals in the time range of 200 ms were analyzed. It was found that frequencies from 500 to 5,000 Hz could not differentiate the waveforms. The study results revealed that the sound intensity level caused by the impact of mineral particles on a stainless steel bar was highest for corundum compared to other minerals. Iron ore falling through copper coils can cause electric field noise. Two input data were brought into the data training process by the Backpropagation Neural Network (BPNN), which learned to separate corundum from invaluable minerals. The results showed that the four groups of minerals can be separated by the sum of relationships between dependent and independent variables generated from BPNN using two variable weight parameters and a bias constant parameter. This successful research will be used to design hardware for mineral separation and other sensor applications related to mineral properties in the future.

Keywords: Artificial Intelligence, Mineral Separation, Mining, Corundum

1. บทนำ

การแต่งแร่สามารถใช้คุณสมบัติของแร่ที่แตกต่างกัน เช่น ขนาดของเม็ดแร่ ความหนาแน่นของวัสดุ คุณสมบัติแม่เหล็ก คุณสมบัติการนำไฟฟ้า การละลายในตัวกลางต่างชนิด สี และอื่น ๆ ในงานวิจัยนี้นำเสนอทางเลือกอื่นในการจำแนกแร่ธาตุทั้งสี่ด้วยเสียง

แร่สี่ชนิดที่ใช้ในการทดลองนี้ คือ ถ่านหิน แคลไซต์ แร่เหล็ก และแร่พลอย (เกรดเครื่องประดับ) เป็นแร่ที่แยกออกจากกันแล้ว (Liberation)

โดยที่ในการใช้แร่ทั้งสี่ลำดับแรกการแยกแร่ในโรงงานจริงของเหมืองพลอยนั้นมีการปะปนของ อินทรีย์สาร เช่น เศษดิน ซากพืช ซากสัตว์ เศษไม้ รากไม้ เศษอินทรีย์สารต่าง ๆ ที่เป็นมลทินในโรงงานที่เกิดจากทั้งธรรมชาติ หรือเศษวัสดุที่เกิดจากกิจกรรมของคนที่ทำเหมืองอยู่ จึงใช้แร่ถ่านหินนั้นเป็นแร่ตัวแทนของอินทรีย์สารเหล่านั้น ถัดมาแร่แคลไซต์เป็นแร่คาร์บอเนตพื้นฐานที่มีลักษณะทั่วไปที่พบโดยแคลไซต์ยังเป็นเพื่อนแร่ที่พบการเกิดร่วมกับผลึกของพลอยได้ และโดยแคลไซต์มีความถ่วงจำเพาะใกล้เคียงอยู่กับแร่ซิลิกา ต่อมาการเลือกใช้แร่เหล็กเป็นแร่ในการฝึกหัดตรรกะโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อต่อไปใช้เป็นตัวแทนของแร่โลหะ เช่น แร่เหล็ก แร่สังกะสี แร่ตะกั่ว แร่พลวง ต่อไปซึ่งมีความถ่วงจำเพาะที่มีค่ามากกว่าแร่แคลไซต์และควอตซ์ เพื่อเป็นแนวทางการคัดเลือกทางแร่โลหะออกจากพลอย เช่น ไพไรต์ อิลเมนไนต์ โบไโอไทต์ การ์เน็ต เป็นต้น การคัดทางแร่เหล็กเมกนีไทต์สามารถใช้เครื่องแยกแม่เหล็กถาวรได้โดยไม่ต้องใช้ไฟฟ้า แต่ถ้าเป็นแร่เหล็กแปรสภาพไปแล้ว หรือส่วนประกอบทางเคมีของเหล็กในปริมาณน้อยซึ่งจำเป็นต้องใช้แม่เหล็กไฟฟ้าแรงสูง นี่คือปัญหาสำหรับพื้นที่เหมืองบางแหล่งที่ไม่มีไฟฟ้าเข้าถึง โดยแร่ที่ใช้ในการทดลองนี้เป็นแร่เหล็กออกไซด์ที่มีความพรุนในเนื้อหยาบที่สุด คือ เม็ดพลอยดิบซึ่งเป็นเป้าหมายของโครงการนี้

ผลการตกกระทบของแร่จากการตกอิสระโดยตรงลงสู่แผ่นสแตนเลส 304 ได้รับการวิเคราะห์เพื่อหาความแตกต่างของสัญญาณรูปคลื่น ได้แก่ ระดับความเข้มของเสียง ความถี่ เวลาที่กระทบ และการหยุดชะงักของสนามไฟฟ้าใน

ขดลวด ผลของข้อมูลเสียงที่ถูกวิเคราะห์แล้วนั้นสามารถนำไปใช้เพื่อการทำโปรแกรมคอมพิวเตอร์ สามารถเรียนรู้สู่การพัฒนาการทำงานให้ดีขึ้นได้ด้วยตัวเองจากข้อมูลของเสียง ที่ได้รับ คือ การตกอิสระของแร่ชนิดแตกต่างกัน โดยใช้วิธีการออกแบบกระบวนการเรียนรู้ของคอมพิวเตอร์ด้วยกระบวนการ Backpropagation Neural Network (BPNN) [1] จากนั้นจึงได้เตรียมการเรียนรู้กระบวนการป้อนข้อมูลหลาย ๆ รอบจากการตกอิสระของเม็ดแร่ และการหยุดชะงักของสนามไฟฟ้าในขดลวดทองแดงระหว่างที่อนุภาคตกอิสระลงในท่อที่ทำการรวบรวมชุดข้อมูลเหล่านั้น จนในท้ายที่สุดระบบก็สามารถจำแนกชนิดของเม็ดแร่ได้ จนได้แบบจำลองการเรียนรู้การจำแนกของแร่ธรรมชาติที่แม่นยำ

การเลือกโทโพโลยี (Topology) โครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียวซึ่งไม่เป็นการยุ่งยาก โดยนำมาใช้ในการฝึกแบบจำลองเชิงตรรกะ (Logic Model) เพื่อหาความสัมพันธ์ของความแตกต่างของแร่ทั้งสี่ชนิด จากข้อมูลเสียงตกกระทบที่ได้รับ สามารถแยกแร่ได้ทั้งสิ้นเป็น สามกลุ่ม คือ การแยกแร่ถ่านหินออกเป็นแร่กลุ่มที่หนึ่ง แร่กลุ่มที่สอง คือ แร่แคลไซต์ และแร่เหล็ก แร่กลุ่มที่สาม คือ แร่โครนิตัม (อัญมณีพลอย) ข้อมูลเหล่านี้ยังไม่เพียงพอ จึงได้นำเอาเทคนิคการหยุดชะงักของสนามไฟฟ้าแล้วนำเข้าสู่สัญญาณแบบเปิด-ปิดไฟแบบดิจิทัล 1-0 นำมาใช้ร่วมเพื่อแยกแร่ในกลุ่มที่สองที่แยกออกจากกันยากนั้น คือ แร่เหล็กและแร่แคลไซต์ออกจากกัน จึงสามารถทำได้สำเร็จ

ประโยชน์ของการแต่งแร่ด้วยวิธีนี้ คือ การแต่งแร่พลอยออกจากกากแร่ที่ด้อยราคา คือ เศษไม้ เศษซากพืช ซากสัตว์ อินทรีย์สาร ทราย กรวด หินปูน ออกจาก แร่พลอย ด้วยกระบวนการแห้ง ในขั้นตอนนี้เป็นเพียงการเริ่มต้น ซึ่งในอนาคตจะสามารถนำไปประยุกต์พัฒนาเพื่อการใช้งานช่วยกันกับคนงานใหม่ไร้ฝีมือในเหมืองพลอยที่ต้องปฏิบัติงานการแก้ไขปัญหาทางสังคม ความเหลื่อมล้ำทางรายได้ของพนักงานในพื้นที่อันตรายจากความเสียงเหมืองถล่ม พื้นที่สงครามภายในประเทศ พื้นที่การใช้แรงงานที่ผิดกฎหมายระหว่างประเทศ พื้นที่การใช้แรงงานหญิงตั้งครรภ์ พื้นที่ใช้แรงงานเด็ก พื้นที่การใช้แรงงานร่วมการระบาดของยาเสพติด

และการแก้ปัญหาการทำเหมืองเลื่อนเพื่อสนับสนุนกลุ่มอิทธิพลทางทหารที่ใช้กระบวนการดำเนินเส้นทางการเงินแบบ Blood Diamond หรือ Blood Gems หากกระบวนการจำแนกแร่แล้วเสร็จนั้นจะทำการพัฒนาตรรกะในการแยกแร่เพื่อใช้กับระบบรางหมุนแยกทางแร่ หรือแขนกลเพื่อการคัดแยกแร่พลอยออกจากแร่ด้อยค่าอื่น ๆ ด้วยระบบอัตโนมัติ ซึ่งระบบนี้จะทำงานได้ทั้งกลางวันและกลางคืน ที่ได้เปรียบกว่าการใช้งานผู้เชี่ยวชาญในการคัดเลือกรั่วที่บางครั้งต้องใช้เวลาส่องไฟฉายผ่านผลึกพลอยเป็นตัวตัดสิน ซึ่งในอนาคตจะได้ทำการพัฒนาในลำดับต่อไป

2.วัสดุ อุปกรณ์ และวิธีการวิจัย

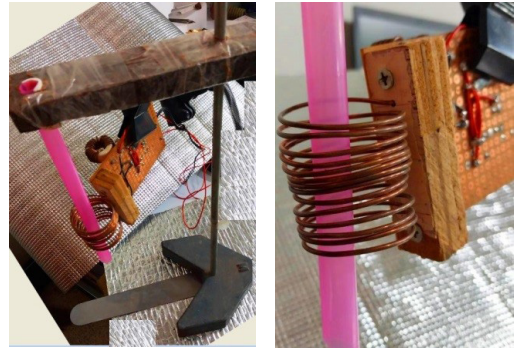
2.1 การเตรียมอนุภาคแร่เพื่อการศึกษาวิจัย

การเตรียมแร่จากธรรมชาติได้ทำการเลือกใช้แร่จากเหมือง 4 ชนิด ได้แก่ แร่ถ่านหิน แร่แคลไซต์ แร่เหล็ก และเม็ดแร่พลอย แล้วนำมาคัดขนาดด้วยตะแกรงเพื่อเตรียมอนุภาคให้ได้ขนาด 7.5–5.0 มิลลิเมตร โดยตะแกรงมาตรฐาน แร่พลอยดิบนำมาจากเหมืองแร่พลอยที่จังหวัดจันทบุรี โดยเป็นขนาดที่มีมาตรฐานสามารถซื้อขายได้ และเป็นที่ต้องการของตลาด

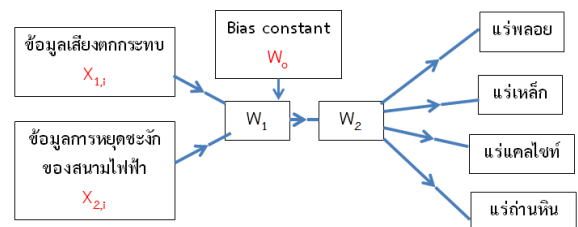
2.2 การเตรียมอุปกรณ์แท่นตกกระทบ

แท่นตกกระทบ (Impact Rig) มีจุดปล่อยที่อยู่สูงจากแผ่นสแตนเลส 304 ที่ระยะ 30 เซนติเมตร ตามรูปที่ 1 ด้านซ้าย โดยท่อนำการตกของเม็ดแร่ทำจาก วัสดุ HDPE เป็นช่องโหว่ให้เม็ดแร่วิ่งตกกระทบในจุดเดียวกันของแผ่นสแตนเลส โดยรอบท่อจะมีคอยล์ทองแดงพันรอบท่อเพื่อตรวจจับสัญญาณการหยุดชะงักของสนามไฟฟ้ารูปที่ 1 ด้านขวา สำหรับตรวจสอบแร่โลหะโดยในการทดลองนี้ออกแบบไว้เพื่อตรวจสอบการกระพริบของไดโอดเปล่งแสง ตามรูป ซึ่งถ้ามีการเกิดการเปลี่ยนแปลงสนามไฟฟ้าจะบันทึกค่าเป็น 1 และ หากไม่มีการเปลี่ยนแปลงของสนามไฟฟ้าจะบันทึกค่าเป็น 0 เพื่อนำไปใช้ในการแก้ปัญหาเชิงเส้นต่อไป

เมื่อเม็ดแร่ถูกปล่อยจากความสูงที่เท่ากันที่ละเม็ด ไมโครโฟนอยู่บริเวณด้านข้างขวาของแผ่นสแตนเลส จะมีการบันทึกข้อมูลสัญญาณเสียงในรูปแบบไฟล์ดิจิทัล แล้วนำมาวิเคราะห์สัญญาณเสียงด้วยโปรแกรม REW เพื่อหาความ



รูปที่ 1 แท่นตกกระทบของเม็ดแร่ (ซ้าย) ส่วนขยายของขดลวดทองแดงที่ใช้เพื่อการตรวจสอบสัญญาณการหยุดชะงักของสนามไฟฟ้า (ขวา)



รูปที่ 2 แผนภาพของ BPNN ที่ใช้ในงานวิจัย จากข้อมูลรับเข้า 2 ชุดค่า (2 Inputs) และแสดงคำตอบ 4 ผลลัพธ์ (4 Outputs)

สัมพันธ์ของรูปแบบเสียงแต่ละชนิดและซึ่งจะแสดงข้อมูลในส่วนของการทดลอง [2] โดยข้อมูลที่มีความแตกต่างกันนั้นนำมาแก้ปัญหาเชิงเส้นด้วยกระบวนการ BPNN ต่อไป

2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Backpropagation Neural Network diagram (BPNN)

ในงานวิจัยนี้มีการใช้ BPNN ในการแก้ปัญหาเชิงเส้น กระบวนการเรียนรู้ถูกใช้จากผลลัพธ์ในกลุ่มข้อมูลสุดท้าย ขั้นตอนแรกข้อมูลนำเข้า (Input Data) จะมี 2 ชุด ชุดแรก คือ ข้อมูลเสียงที่เกิดจากแร่ตกกระทบเป็นระดับความเข้มเสียงในหน่วยเดซิเบล (dB) และ ชุดที่สอง คือ ค่าการหยุดชะงักของสนามไฟฟ้า เป็นรหัสไบนารี โดยข้อมูลทั้งสองนั้นจะนำมารวมกับค่า “อคติคงที่” (Bias Constant, W_0) ทำการถ่วงน้ำหนักข้อมูลที่ 1 ด้วยค่า W_1 และ ถ่วงน้ำหนักข้อมูลที่ 2 ด้วยค่า W_2 ตามลำดับ ดังรูปที่ 2

ขั้นตอนการฝึกหัดอบรมข้อมูลกับระบบ (Data Training) ข้อมูลรอบที่หนึ่ง จำนวนเมตต์สี่ประเภท ได้แก่ อนุภาค ถ่านหิน แคลไซต์ แร่เหล็ก และแร่พลอยดิบ ชนิดละ 5 เมตต์ โดยเมตต์พลอยมาตรฐานจำนวน 5 เมตต์เป็นมาตรฐานอัญมณี เพื่อใช้ในการสอนระบบให้รู้จักความแตกต่างของอนุภาค แร่ธรรมชาติในเบื้องต้น โดยข้อมูลชุดที่ 1 คือ ระดับความเข้มเสียงนี้จะแทนด้วยตัวแปร $x_{1,i}$ โดย i มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง 20 ตามจำนวนเมตต์ที่ทดลอง และข้อมูลชุดที่ 2 คือ การหยุดชะงักของสนามไฟฟ้านี้จะแทนด้วยตัวแปร $x_{2,i}$ โดย i มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง 20 เช่นเดียวกัน

ขั้นตอนทดสอบ ทำการใช้ แร่ 4 กลุ่ม มีการใช้อัญภาค ถ่านหิน แคลไซต์ แร่เหล็ก และเมตต์พลอยดิบ ชนิดละ 21 เมตต์ ประเมินแบบจำลองของส่วนต่าง ๆ ของข้อมูล จนกระทั่งทำการปรับปรุงการฝึกหัดอบรมได้รับการปรับพารามิเตอร์ตามอัตราการเรียนรู้ที่ดีขึ้น จนกว่าผลลัพธ์ที่ได้นั้นมีข้อผิดพลาดกับข้อมูลเป้าหมายน้อยที่สุด โดยข้อมูลชุดที่ 1 คือ ระดับความเข้มเสียงนี้จะแทนด้วยตัวแปร $x_{1,i}$ โดย i มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง 84 ตามจำนวนเมตต์ที่ทดลอง และ ข้อมูลชุดที่ 2 คือ การหยุดชะงักของสนามไฟฟ้านี้จะแทนด้วยตัวแปร $x_{2,i}$ โดย i มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง 84 เช่นเดียวกัน

ตามรูปประกอบที่ 2 ตัวแปรอินพุตเข้ามาจากด้านซ้าย ในขณะที่ตัวแปรที่คาดการณ์ (เอาต์พุต) จะปรากฏทางด้านขวา เลเยอร์ที่หนึ่งซ่อนอยู่หนึ่งเลเยอร์จะส่งข้อมูลเพื่อปรับกลับ เรียกว่า Back Propagation Neural Network (BPNN) โครงสร้างโทโพโลยีของ BPNN เริ่มต้นจากสองอินพุตที่ถูกโหลตไปหาน้ำหนักของข้อมูลระดับความเข้มเสียงทวีคูณด้วยน้ำหนักแรก (W_1) พร้อมด้วยสัญญาณรบกวนของสนามไฟฟ้าดิจิทัลทวีคูณด้วยน้ำหนักที่สอง (W_2) และค่าอคติคงที่ (Bias Constant, W_0) ได้ถูกรวมเข้ากับฟังก์ชันผสมเป็นข้อมูล เอาต์พุต (z_i) [3] ได้แสดงไว้ในสมการที่ (1) แล้ว.

$$z_i = W_1 x_{1,i} + W_2 x_{2,i} + W_0 \quad (1)$$

ในส่วนของฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ใช้ฟังก์ชันของซิกมอยด์ (Sigmoid Function, σ) [4] เพราะด้วย

คุณสมบัติของสมการนี้จะทำให้รูปแบบของข้อมูลระหว่าง σ_i และ Z_i ไม่เป็นรูปแบบเส้นตรง (Nonlinear) โดยผลของชุดข้อมูลในซิกมอยด์ฟังก์ชันนี้จะมี ช่วงของข้อมูลจาก 0 ไปจนถึง 1 เป็นช่วงความชันที่ไม่เป็นศูนย์ซึ่งนั่นจะเป็นประโยชน์ในการทำการลู่เข้าของฟังก์ชันได้อย่างรวดเร็ว แต่ทว่าหากค่าข้อมูลฟังก์ชันนี้หลุดออกไปจากช่วงของรูปแบบ S (S curve) การหลุดกรอบนี้เกิดการเข้าสู่ค่าตอบซ้ำ เพราะความชันของสมการจะเข้าใกล้ศูนย์ จน Gradient หายไปหมด จนเกิดอาการของการฝึกหัดอบรมข้อมูลแล้ว ข้อมูลยังไม่เข้าใกล้ค่าตอบที่จะเอาไปใช้งานแม้ใช้ตัวอย่างข้อมูลไปมากมายหลายรอบ อย่างไรก็ตามการเลือกข้อมูลเริ่มต้นเพื่อเข้าสู่กรอบของการทดสอบที่มีความใกล้เคียงกับค่าจริง ให้ข้อมูลเข้าอยู่ในช่วงข้อมูล 0 ไปจนถึง 1 ช่วงนี้ จะเป็นการช่วยให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่าฟังก์ชันได้ และค่าฟังก์ชันกระตุ้นนี้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับ สมการที่ (2)

$$\sigma_i = \frac{1}{1 + e^{-z_i}} \quad (2)$$

ในส่วนของฟังก์ชันข้อผิดพลาด (Error Function) ได้ใช้ของ สมการการกระจายปกติ (Normal Distribution) โดยค่าของ O_i คือ ค่าเป้าหมายซึ่งเป็นค่าของแรงแนั้น ๆ นั่นหมายถึงหากค่าของ Z_i เข้าใกล้ค่าที่เป็นแรงแนั้น ๆ แล้วมันจะแสดงค่าข้อผิดพลาดเข้าใกล้ศูนย์ ในอีกนัยหนึ่งเมื่อค่าของ Z_i นั้นตรงกับค่าของแรงแนั้น ๆ จะไม่มีค่าผิดพลาดเลยจะแสดงว่ามีค่าเป็นศูนย์เลยนั่นเอง [5] ดังแสดงในสมการที่ (3)

$$erf(z_i) = (z_i - o_i)^2 \quad (3)$$

จากนั้นจึงใช้สมการอนุพันธ์อันดับหนึ่งของฟังก์ชันข้อผิดพลาดนี้ ที่ตอนนั้นมีอยู่ในรูปแบบของสมการเส้นตรงดังสมการที่ (4) ที่จะถูกใช้ในการปรับค่าของน้ำหนักทวีคูณในลำดับต่อไป

$$\frac{d(erf(z_i))}{dz} = 2(z_i - o_i) \quad (4)$$

การปรับปรุงค่าน้ำหนักทวิคูณ (Δw) จะค่อย ๆ ปรับตามค่าคงที่ คือ ค่า k โดย Gradient ที่เอามาปรับนั้น มาจากการเทียบค่าของฟังก์ชันข้อผิดพลาดกับค่าน้ำหนักทวิคูณ ซึ่งจะอยู่ในรูปแบบดังสมการที่ (5)

$$\Delta w = -k \frac{\partial \text{erf}(z_i)}{\partial w_i} \quad (5)$$

การปรับปรุงค่าน้ำหนักทวิคูณ สามารถหาจากความสัมพันธ์ของฟังก์ชันข้อผิดพลาดโดย Z_i ก็สามารถหาจากการเทียบค่าของฟังก์ชันข้อผิดพลาดเทียบผ่านค่าเป้าหมายของแรมนั้น คุณกับค่าของแรมนั้นเทียบกับค่าของผลเอ้าท์พุตของแรม คุณกับ ค่าเอ้าท์พุตของแรมเทียบกับค่าน้ำหนักทวิคูณ [5] ซึ่งสามารถแสดงได้ตามสมการที่ (6)

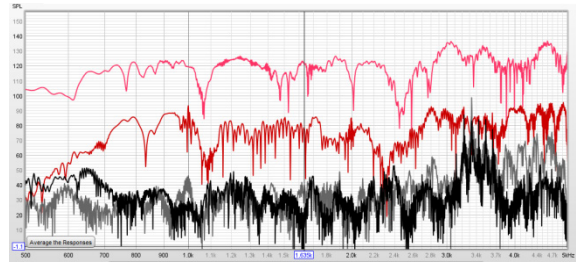
$$\Delta w = -k \frac{\partial \text{erf}(z_i)}{\partial o_i} \frac{\partial o_i}{\partial z_i} \frac{\partial z_i}{\partial w_i} \quad (6)$$

3. ผลการทดลอง

ขั้นตอนการฝึกหัดอบรมข้อมูลกับระบบ (Data Training) ข้อมูลรอบที่หนึ่ง จำนวนเม็ดแร่สี่ประเภท ชนิดละ 5 เม็ด สอนระบบให้รู้จักความแตกต่างของอนุภาคแร่ธรรมชาติในเบื้องต้นได้ผลการทดลองดังนี้

3.1 สัญญาณเสียงตกกระทบในย่านความถี่ 500–5,000 เฮิรตซ์

สัญญาณเสียงที่เกิดจากการตกกระทบของ แร่ทั้ง 4 ชนิด นั้น ถูกนำมาวิเคราะห์ในช่วงความถี่ที่มนุษย์ปกติรับรู้ได้ที่ 20–20,000 เฮิรตซ์ โดยในการทดลองนี้ ใช้ความถี่ที่มนุษย์รับรู้ได้ชัดเจน ที่ 500–5,000 เฮิรตซ์ โดยแร่ 5 เม็ด ของแต่ละชนิด จะถูกนำมาหาสัญญาณเฉลี่ยของ แร่แต่ละชนิด ซึ่งได้แสดงดังรูปที่ 3 จากรูปแบบของคลื่นเสียงที่ได้พบว่า มีรูปแบบของคลื่นเสียงในช่วง 500–5,000 เฮิรตซ์ ที่ความคล้ายกันจนไม่สามารถแยกออกได้ว่าแร่ชนิดใดจะให้เสียง หัม แหลม ต่างกันเลยแม้จะเป็นแร่คนละชนิดก็ตาม รูปแบบของเสียงนั้นเกิดจากการสั่นของแผ่นสแตนเลสที่ถูกตกกระทบ จึงเป็นรูปแบบเดียวกัน โดยในรูปแบบนี้ความคาดหวังที่จะใช้การวิเคราะห์สัญญาณเสียงจากพันธะเคมีที่เกิดการสั่นพ้อง



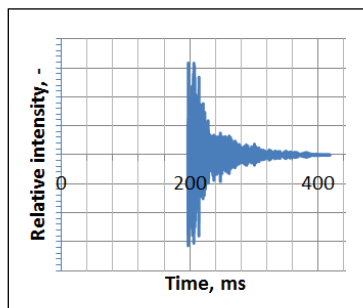
รูปที่ 3 รูปแบบของสัญญาณเสียงของแร่ทั้งสี่ชนิด ที่ถูกบันทึกในช่วง 500–5,000 เฮิรตซ์ ในแกนนอน และแกนตั้ง คือ ระดับความเข้มเสียงของเสียงในหน่วยเดซิเบล [2] : เส้นสีชมพู-แฟลลอย เส้นสีแดง-แร่เหล็ก เส้นสีเทา-แร่แคลไซต์ และเส้นสีดำ-แร่ถ่านหิน

ออกมาจาก พันธะไอออนิก พันธะโควาเลนต์ หรือพันธะโลหะ ซึ่งจะให้เสียงที่มีความแหลมทู่ต่างกันนั้นจะถูกการรบกวนที่ใหญ่มากกว่าจากการเกิดเสียงของแผ่นสแตนเลสจนไม่สามารถบันทึกค่าเสียงที่เกิดจากการสั่นของอนุภาคแร่ได้

การแปลงคลื่นสัญญาณเสียงนั้น ได้มีความพยายามในการทรานส์ฟอร์ม และกำกับสมการเชิงเส้น (Fitted Curve) เพื่อให้เข้ากับสมการคลื่นสัญญาณของฟูเรียร์ (Fourier Transform) ทั้งการจับคู่ของความสัมพันธ์ของ ความถี่-เวลา ความถี่-ความเข้มเสียง พื้นที่ใต้กราฟของคลื่นสัญญาณแปลงฟูเรียร์ การพยายามกำหนดช่วงคลื่นที่มีฮาร์มอนิกที่แตกต่างกัน โดยข้อมูลทั้งหมดนั้นได้มีการทดลองเพื่อมองถึงโอกาสในการจำแนกแร่แล้วพบว่า ไม่แตกต่างกันเลยจากแร่ทั้งสี่ชนิดสำหรับรูปแบบการทดลองนี้

อีกประการหนึ่งการสังเกตการเกิดขึ้นของฮาร์มอนิกที่ความถี่ที่ต่างกัน ควรศึกษาหรือทำการทดลองเพิ่มเติมให้มากขึ้นกับผู้สนใจท่านอื่น โดยคาดว่าจะพบความแตกต่างที่ชัดเจนมากขึ้นเพื่อใช้ในการคัดแยกกลุ่มแร่ที่มีความแม่นยำมากขึ้น โดยเฉพาะในกรณีที่มีเม็ดแร่ยังรวมกลุ่มกัน (Agglomeration)

ทั้งนี้ภายภาคหน้าหากมีความสนใจที่จะศึกษาเรื่องของการสั่นพ้องของพันธะในอนุภาคแร่ ผู้วิจัยมีข้อเสนอแนะให้ใช้วัสดุที่ดี หรือดีโดยตรงเม็ดแร่แล้วเก็บสัญญาณเสียงเหมาะสมกว่า



รูปที่ 4 รูปแบบของสัญญาณเสียงที่ตกกระทบของแรม

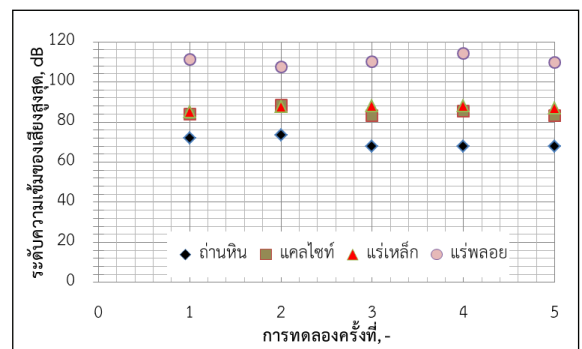
3.2 การเก็บข้อมูลของระดับความเข้มเสียงสูงสุด (Max Intensity) จากเสียงตกกระทบขั้นตอนการฝึกหัดอบรมข้อมูล

สัญญาณเสียงที่เกิดจากการตกกระทบของแรมทั้ง 4 อยู่ในรูปแบบเดียวกัน คือ เสียงตกกระทบที่อยู่ในรูปแบบคลื่นที่เกิดขึ้นอย่างรวดเร็ว (Impulse Wave) ระยะเวลาของคลื่นนี้ดำรงอยู่ในช่วงเวลาประมาณ 200 มิลลิวินาที โดยระดับความเข้มสูงสุดถูกตรวจพบหลังจากคลื่นเกิดขึ้นครั้งแรกภายในช่วงเวลาประมาณ 5-10 มิลลิวินาที จากนั้นระดับความเข้มเสียงจะลดลงไปเป็นระดับปกติในสภาพสิ่งแวดล้อมอีกครั้งหนึ่ง ตามรูปที่ 4

ในการทดสอบช่วงฝึกหัดอบรมข้อมูล ทั้ง 20 เม็ดแรมนั้นพบว่า ความแตกต่างของกลุ่มแรมทั้ง 3 กลุ่ม มีการแยกกันอย่างชัดเจน คือ แรมพลอยจะเสียงดังที่สุด 107-114 เดซิเบล แรมเหล็กและแรมแคลไซต์จะให้เสียงดังปานกลาง 83-88 เดซิเบล และแรมถ่านหินจะให้เสียงเบาที่สุดที่ 68-74 เดซิเบล การเกาะกลุ่มทั้งสามกลุ่มนี้แสดงใน รูปที่ 5

ในส่วนของการจำแนกกลุ่มของแคลไซต์ และแรมเหล็กพบว่า เมื่อแรมเหล็กวิ่งผ่านขดลวด จะทำให้เกิดการหักเหของไดโอดเปล่งแสงที่ต่อจากวงจรไว้ จดบันทึกค่าเป็น 1 ซึ่งแรมพลอย แรมแคลไซต์ และแรมถ่านหิน ไม่ทำให้หลอดไดโอดหักเห จดบันทึกค่าเป็น 0

ผลการทดลองสอดคล้องกับพลังงานจลน์ที่เปลี่ยนรูปเป็นพลังงานในการตกกระทบ ตามรูปแบบของกฎทรงพลังงาน ซึ่งมีการสูญเสียพลังงานให้แก่สิ่งแวดล้อมด้วย เพราะความเร็วที่ตกกระทบกับแผ่นสแตนเลสจะคงที่เมื่อกำหนดความสูงของการปล่อยเม็ดแรมให้คงที่ ร่วมกันทุกเม็ดที่

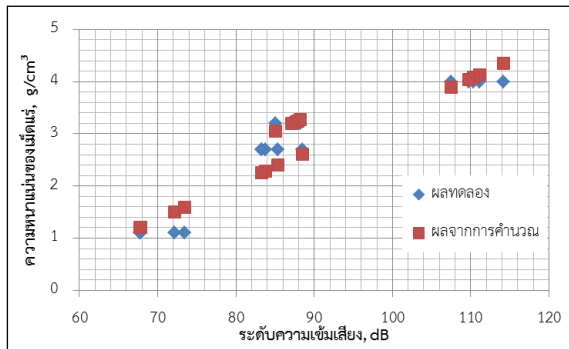


รูปที่ 5 กลุ่มของแรม 4 ชนิด ได้ถูกจำแนกเป็น 3 กลุ่ม ตามระดับความเข้มเสียงที่ตกกระทบ

จุดปล่อย ตำแหน่งของการตกที่จุดเดียวกันบนแผ่นสแตนเลสคงที่ ระบบการบันทึกเสียงเดียวกันทุกการทดลอง จะมีเพียงแต่ความหนาแน่นของเม็ดแรมที่แตกต่างกันโดยที่แรมถ่านหิน แคลไซต์ แรมเหล็ก และแรมพลอย มีความหนาแน่นที่ 1.1 2.7 3.3 และ 4.0 กรัมต่อลูกบาศก์เซนติเมตร ตามลำดับ [6]

จากผลการทดลอง ร่วมกับข้อมูลทางเรขาคณิตของผลึกแรมพบว่า ถ่านหินมีการกำเนิดทางธรณีวิทยาจากไม้ซึ่งมีความพรุนสูงตามธรรมชาติอยู่แล้วจึงมีความหนาแน่นต่ำ [7] ส่วนผลการทดลองของแคลไซต์และแรมเหล็กที่มีเสียงดังในระดับเกาะกลุ่มคาบเกี่ยวกันนั้น แรมเหล็กบางเม็ดมีช่องว่างความพรุนอยู่ในเนื้อเม็ดแรมจากการส่องกล้องจุลทรรศน์ซึ่งเป็นลักษณะทางธรรมชาติจึงทำให้มวลของเม็ดแรมที่เกิดจากการคัดขนาดมามีค่าน้อย เมื่อตกกระทบจึงมีการให้ระดับความเข้มเสียงพอ ๆ กับเม็ดของแคลไซต์มีความหนาแน่นเป็นเนื้อผลึกที่ชัดทั้งนี้ยังมีเรื่องของปัจจัยในการตกกระทบอีกด้วยว่ากระทบที่ด้านเรียบ มุม ผิวขรุขระ ซึ่งมีส่วนของปัจจัยของหน้าตกกระทบผิวแรมมาเกี่ยวข้องด้วยกับการเกิดเสียงซึ่งเกิดจากการสั่นสะเทือนในการทดลอง ส่วนแรมพลอยมีเอกลักษณ์ที่ชัดจากการเกิดในทางธรณีวิทยาที่เกิดในระดับความลึกมากที่ทำให้ผลึกอัดแน่นจากความเค้นอัดในใต้พิภพหลายล้านปี [8] ในขนาดที่เท่ากันมวลจึงมีค่ามากทำให้พลังงานตกกระทบสูง หากเทียบเม็ดต่อเม็ดจึงมีเสียงดังมากกว่าแรมทั้งสามกลุ่ม [9]

จากข้อมูลดังกล่าวจึงนำมาให้ระบบเรียนรู้ซ้ำแล้วซ้ำเล่า และทางตัวผู้วิจัยได้เริ่มต้นให้ค่าพิกัดถ่วงน้ำหนักที่ใกล้เคียง



รูปที่ 6 กลุ่มของแรมี่ 4 ชนิด ได้ถูกจำแนกเป็น 4 กลุ่ม ได้สำเร็จตามระดับความเข้มเสียงที่ตกกระทบและการหยุดชะงักของสนามไฟฟ้า

ต่อความแม่นยำด้วยซึ่งสามารถแสดงผลของค่าต่าง ๆ ตามตัวแปรดังนี้

$x_{1,i}$ ระดับความเข้มเสียงแรงตกกระทบ ลำดับเมตที่ i , dB

$x_{2,i}$ การหยุดชะงักของสนามไฟฟ้าจากการกระพริบไดโอด ลำดับเมตที่ i

o_i ค่าเป้าหมาย (Target) ในที่นี้เป็นความหนาแน่นของแรมี่ ลำดับเมตที่ i

z_i ค่าฟังก์ชันผสมเป็นข้อมูลเอาต์พุต ลำดับเมตที่ i โดยมีที่มาจากแสดงผลรวมของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรอิสระในระบบ BPNN ตามสมการที่ (1) ซึ่งคำนวณได้จาก $z_i = W_1x_1 + W_2x_2 + W_0$ จากค่าตัวแปรข้างต้น แสดงผลที่ได้จากการทดลองดังตารางที่ 1

เมื่อวิเคราะห์โมเดลทางคณิตศาสตร์หลังจากที่ระบบเครือข่ายประสาทเทียมได้ทำเสร็จสิ้นใน และได้ทำการพล็อตกราฟแสดงความสัมพันธ์ผลของการทดลองจริง กับความหนาแน่นของแรมี่ แล้วนำมาเปรียบเทียบกับผลจากค่าฟังก์ชันผสมเป็นข้อมูลเอาต์พุต ที่มาจากการแสดงผลรวมของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรอิสระในระบบนิวรอลเน็ตเวิร์ค กับความหนาแน่นของแรมี่พบว่า สามารถจำแนกแรมี่ได้ออกเป็น 4 กลุ่มจริง ดังแสดงในรูปที่ 6 ค่าคำตอบทั้งหมดของสมการที่หนึ่งจากจึงได้เป็น

ค่าพหุคูณด้วยน้ำหนัก (W_1) ที่ใช้กับข้อมูลอินพุตแรก-ระดับความเข้มของเสียงพหุคูณ เป็น 0.0676

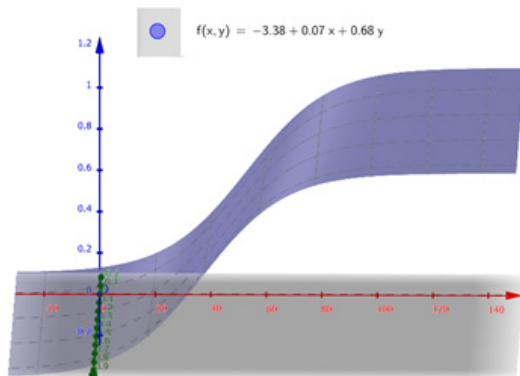
ตารางที่ 1 แสดงค่าในช่วงขั้นตอนการฝึกหัดอบรมข้อมูลของ Input ($x_{1,i}$ และ $x_{2,i}$) Target (o_i) และ Output (z_i) ที่จากตัวอย่างแรมี่ 4 ชนิด ชนิดละ 5 เม็ด โดยมีลำดับเมตที่ $i = 1$ ถึง 20 การทดลอง

ชนิดแรมี่	$x_{1,i}$	$x_{2,i}$	o_i	z_i
ถ่านหิน 1	72.12	0	1.1	1.5
ถ่านหิน 2	73.49	0	1.1	1.6
ถ่านหิน 3	67.83	0	1.1	1.2
ถ่านหิน 4	67.75	0	1.1	1.2
ถ่านหิน 5	67.83	0	1.1	1.2
แคลไซต์ 1	83.8	0	2.7	2.3
แคลไซต์ 2	88.5	0	2.7	2.6
แคลไซต์ 3	83.3	0	2.7	2.3
แคลไซต์ 4	85.4	0	2.7	2.4
แคลไซต์ 5	83.3	0	2.7	2.3
เหล็ก 1	85.1	1	3.2	3.1
เหล็ก 2	87.7	1	3.2	3.2
เหล็ก 3	87.9	1	3.2	3.2
เหล็ก 4	88.2	1	3.2	3.3
เหล็ก 5	87.1	1	3.2	3.2
พลอย 1	111.1	0	4	4.1
พลอย 2	107.5	0	4	3.9
พลอย 3	110.3	0	4	4.1
พลอย 4	114.2	0	4	4.3
พลอย 5	109.8	0	4	4.0

ค่าพหุคูณด้วยน้ำหนักที่สอง (W_2) ที่ใช้กับสัญญาณรบกวนของสนามไฟฟ้า เป็น 0.682

และค่าอคติคงที่ (Bias Constant, W_0) เป็น -3.379

เมื่อใช้วิธีประเมินปริภูมิระนาบสามมิติของค่าฟังก์ชันผสม ที่มาจากการแสดงผลรวมของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรอิสระในระบบ BPNN จะได้ตามรูปที่ 7 หากมองในรูปของปริภูมินี้เห็นได้ว่า ข้อมูลถูกกระตุ้น (Activation) ในช่วงของสนใจในการทดลองนั้นคือ 60–100 เดซิเบล โดยการเปลี่ยนแปลงน้อยนิตของระดับความเข้มเสียงในช่วงแกน x ดังกล่าว จะทำให้เกิดความแตกต่างของค่าผลลัพธ์ (z) ซึ่งเป็นผลของการใช้ค่าถ่วงน้ำหนักที่ดี



รูปที่ 7 ปริภูมิระนาบสามมิติของ สมการทั่วไป $z_i = W_1x_{1,i} + W_2x_{2,i} + W_0$ เป็น $z_i = 0.0676x_{1,i} + 0.682x_{2,i} - 3.379$

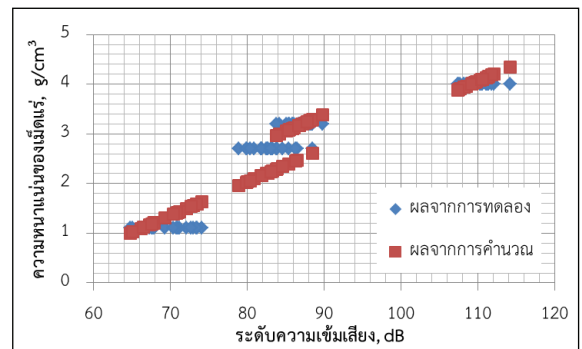
ต่อมาในส่วนของการหยุดชะงักของสนามไฟฟ้าจากการกระปริบไดโอด (y) เป็นความชัดเจนของการแยกระนาบคำนวณ จึงไม่ได้มีความซับซ้อนแต่อย่างใด เพราะปัจจัยที่ต้องการแยก คือ แร่โลหะ หรือไม่ใช่แร่โลหะเท่านั้น

3.3 การเก็บข้อมูลของระดับความเข้มเสียงสูงสุด (Max Intensity) จากเสียงตกกระทบขั้นตอนการทดสอบจริง

สมการจากขั้นตอนฝึกอบรมข้อมูลของเม็ดแร่ 20 เม็ด : $z_i = 0.0676x_{1,i} + 0.682x_{2,i} - 3.379$ ได้ถูกนำมาใช้ในการทดลองจริง จาก 4 กลุ่ม กลุ่มละ 21 เม็ด โดยทั้ง 84 เม็ดนั้นเมื่อใช้สมการพบว่า มีการแยกกันอย่างชัดเจนเป็น 4 กลุ่ม และผลโดยรวมนั้นไม่แตกต่างจากตอนที่ฝึกอบรม ดังรูปที่ 8 ผล คือ แร่พลอยเสียงดังที่สุด แร่เหล็กและแร่แคลไซต์ให้เสียงดังปานกลาง และแร่ถ่านหินจะให้เสียงค่อยที่สุดที่ข้อกังวลของแร่แคลไซต์และแร่เหล็กก็สามารถคัดแยกตามกระบวนการของตัวแปรทั้งสองได้อยู่แล้ว โดยหากจะนำไปใช้งานจริงก็สามารถแต่งเติมตัวแปรขยายสัญญาณเพิ่มไปในกลุ่มข้อมูลดังกล่าวได้ตามความเหมาะสมได้

4. อภิปรายผลและสรุป

การทดลองการคัดแยกแร่ด้วยคุณสมบัติของเสียงที่ตกกระทบโดยโครงข่ายประสาทเทียมนั้นประสบความสำเร็จเป็นอย่างดีเพราะสามารถจำแนกแร่ได้จริงทั้ง 4 กลุ่ม



รูปที่ 8 แร่ 4 กลุ่มแสดงผลคัดแยกได้จริง กลุ่มละ 21 เม็ด รวมทั้งหมด 84 เม็ด

4.1 ข้อมูลสัญญาณเสียงในรูปของความถี่ 20-20,000 เฮิรตซ์ ไม่สามารถแยกแยะความแตกต่างได้ไม่ว่าจะทดลองด้วยการ ทรานสเฟอร์สัญญาณดังกล่าวให้อยู่ในรูปคลื่นฟูเรียร์พื้นที่ได้กราฟ การตรวจสอบกลุ่มคลื่นสัญญาณเป็นลำดับของฮาร์มอนิก การเกิดเสียง ทุ้ม กลาง แหลม ที่เกิดนั้นเกิดจากการสั่นของแผ่นสแตนเลสจึงเป็นรูปแบบสัญญาณคลื่นเดียวกัน แต่ความน่าสนใจของอีกประเด็นของฮาร์มอนิกที่ความถี่ที่แตกต่างกัน หากมีตัวอย่างที่มากขึ้น หรือประยุกต์การทดสอบนี้กับวัสดุตัวอย่างประเภทที่ไม่ใช่แร่ อาจจะพบความแตกต่างที่ชัดเจนมากขึ้นซึ่งนำไปสู่การคัดแยกวัสดุอุตสาหกรรมกลุ่มอื่น ๆ หรือวัสดุแร่ที่สัณฐานรวมกลุ่มกัน (Agglomeration)

4.2 สัญญาณเสียงอยู่ในรูปแบบ Impulse Wave อยู่ในช่วงเวลาประมาณ 200 มิลลิวินาที โดยระดับความเข้มสูงสุดจะถูกตรวจพบหลังจากเกิดขึ้นได้ในช่วงเวลาประมาณ 5-10 มิลลิวินาที

4.3 แร่พลอยให้จะพบระดับความเข้มเสียงดังที่สุด แร่เหล็กและแร่แคลไซต์จะให้เสียงดังปานกลาง และแร่ถ่านหินให้เสียงเบา ซึ่งเกี่ยวข้องกับพลังงานจลน์ที่เปลี่ยนรูปเป็นพลังงานในการตกกระทบ ตามรูปแบบของกฎทรงพลังงานที่เสียพลังงานไปสู่สิ่งแวดล้อม[9]

4.4 การใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบ BPNN สามารถใช้คัดแร่ได้จริงและให้ผลสำเร็จ โดยกระบวนการตกอิสระร่วมกับเสียงตกกระทบ และการประมวลผลใช้เวลาไม่ถึง 2

วินาทีต่อเม็ด เป็นกระบวนการที่ไม่ใช้น้ำเข้ามาเกี่ยวข้อง เป็นกระบวนการที่ไม่ใช้แสงสว่าง เป็นกระบวนการที่ไม่ใช้ลำแสงส่องผ่านผลึก เป็นกระบวนการที่ไม่จำเป็นต้องการล้างผิวผลึกให้สะอาดจากฝุ่นดินเกาะ เป็นกระบวนการที่สามารถดำเนินการคู่ขนานโดยที่เอื้อเพื่อการควบคุมแก่ผู้พิจารณาบางส่วนได้

ในท้ายที่สุดนี้ทางผู้วิจัยจะพยายามพัฒนาการใช้งานเชื่อมกับระบบสเต็มเตอร์เพื่อการคัดแยกอัตโนมัติ ซึ่งระบบจะสามารถลดการทำงานของมนุษย์ที่สอดคล้องกับสังคมวัยชรา หากสำเร็จจะพัฒนาเครื่องแยกแร่ที่มีรูปแบบ Mobile Plant ที่จอดทำงานทั้งกลางวันและกลางคืนในประเทศและประเทศเพื่อนบ้านต่อไป อย่างไรก็ตามประโยชน์ของการคัดแยกด้วยเสียงตกกระทบนี้ก็สามารถประยุกต์ใช้กับงานเกษตรกรรม ที่ได้ทดลองเบื้องต้นแล้วสำเร็จ คือ การคัดแยกเมล็ดกาแฟคั่วที่มอดกินจนเนื่อกลวงออกจากเมล็ดกาแฟที่สมบูรณ์ ฯลฯ การประยุกต์ใช้ในหลากหลายวงการจะนำมาซึ่งการพัฒนาแบบนี้อย่างแน่นอน

5. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณความร่วมมือของ คุณดำรง ชุมพานิช ที่ได้ทำการเอื้อเฟื้อแร่พลอยดิบจากธรรมชาติ จากเหมืองแร่พลอยในจังหวัดจันทบุรีให้กับทางมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนาด้วย

เอกสารอ้างอิง

- [1] L. Wang, Y. Zeng, and T. Chen, "Back propagation neural network with adaptive differential evolution algorithm for time series forecasting," *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 2, pp. 855–863, 2015.
- [2] R. Abebe and M. Gopal, "Exploring the effects of vibration on surface roughness during CNC face milling on aluminum 6061-T6 using sound chatter," *Materials Today: Proceedings*, vol. 90, pp. 43–49, 2023.
- [3] R. Hecht-Nielsen, "III.3-Theory of the Backpropagation Neural Network**Based on 'nonindent' by Robert Hecht-Nielsen, which appeared in Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks 1, 593–611, June 1989. © 1989 IEEE.," *Neural Networks for Perception*, pp. 65–93, 1992.
- [4] B. J. Wythoff, "Backpropagation neural networks: A tutorial," *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 18, no. 2, pp. 115–155, 1993.
- [5] D. Kim, "Normalization methods for input and output vectors in backpropagation neural networks," *International Journal of Computer Mathematics*, vol. 71, no. 2, pp. 161–171, 1999.
- [6] R. S. Carmichael, *Practical handbook of physical properties of rocks and minerals*. Boca Raton, Fla.: Crc Press, 1989.
- [7] S. Siriluck, "Guideline for upgrading of a low grade coal by 'NP & P Separation' Technique," *The Journal of Industrial Technology*, vol. 8, no. 3, pp. 84–92, 2014 (in Thai).
- [8] J. Guo, S. Y. O'Reilly, and W. L. Griffin, "Corundum from basaltic terrains: a mineral inclusion approach to the enigma," *Contributions to Mineralogy and Petrology*, vol. 122, no. 4, pp. 368–386, 1996.
- [9] P. P. Sharma and S. C. Gupta, "Sand detachment by single raindrops of varying kinetic energy and momentum," *Soil Science Society of America Journal*, vol. 53, no. 4, pp. 1005–1010, 1989.