

การจำแนกชนิดอัญมณีเบื้องต้นผ่านโมบายแอปพลิเคชันด้วยกระบวนการเรียนรู้เชิงลึก

ณัฐวดี หงษ์บุญมี^{1,*}, อรุษา ทำดีแท้²

^{1,2}ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ

คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนครสวรรค์

Received: 3 April 2023

Revised: 27 July 2023

Accepted: 2 October 2023

บทคัดย่อ

การตรวจสอบชนิดอัญมณีที่ได้มาตรฐานในปัจจุบันต้องส่งตรวจห้องปฏิบัติการตรวจสอบอัญมณี ซึ่งวิธีการดังกล่าวมีระยะเวลาดำเนินการและมีค่าใช้จ่ายค่อนข้างสูง จึงมีการนำเทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึกที่ช่วยให้คอมพิวเตอร์สามารถจำแนกภาพได้อย่างแม่นยำมาประยุกต์ใช้เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว งานวิจัยนี้จึงนำเสนอการพัฒนาแบบจำลองจำแนกชนิดอัญมณีด้วยการเรียนรู้เชิงลึก รวมทั้งพัฒนาโมบายแอปพลิเคชันสำหรับจำแนกชนิดอัญมณีแบบอัตโนมัติ เพื่อให้ผู้ที่ไม่มีองค์ความรู้เกี่ยวกับอัญมณีสามารถจำแนกชนิดอัญมณีได้ การดำเนินงานประกอบด้วยกระบวนการสร้างแบบจำลองจำแนกภาพโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ซึ่งฝึกสอนให้คอมพิวเตอร์สามารถจำแนกภาพอัญมณีที่มีลักษณะทางกายภาพใกล้เคียงกันจำนวน 6 ชนิด ได้แก่ ทับทิม โกเมน ชิทริน บุษราคัม เพริidot และเขียวส่อง จากการทดลองประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองพบว่า แบบจำลอง MobileNetV1 ให้ค่าประสิทธิภาพที่ดีที่สุด โดยมีค่าความถูกต้อง 95.00% ค่าความแม่นยำ 95.00% และค่าความระลึกลับ 95.10% มีความเหมาะสมกับการนำไปใช้งาน จากนั้นนำแบบจำลองไปพัฒนาส่วนติดต่อผู้ใช้ในรูปแบบโมบายแอปพลิเคชัน ประเมินประสิทธิภาพแอปพลิเคชันโดยใช้การหาค่าความถูกต้องในการจำแนกกลุ่มบนชุดข้อมูลทดสอบ ผลการวิจัยพบว่าแอปพลิเคชันสามารถจำแนกภาพอัญมณีได้อย่างมีประสิทธิภาพและง่ายต่อการใช้งาน โดยมีค่าความถูกต้องเฉลี่ย 82.50% แสดงให้เห็นว่าแอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้นสามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการตรวจสอบและจำแนกชนิดอัญมณีเบื้องต้นได้

คำสำคัญ : การจำแนกชนิดอัญมณี การจำแนกหมวดหมู่ภาพ การเรียนรู้เชิงลึก โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน

* ผู้ประสานงานหลัก; อีเมล: nattavadeeho@nu.ac.th

Preliminary Classification of Gemstone Types on Mobile Application using Deep Learning

Nattavadee Hongboonmee^{1,*}, Anucha Thamditae²

^{1,2}Department of Computer Science and Information Technology,
Faculty of Science, Naresuan University

Received: 3 April 2023

Revised: 27 July 2023

Accepted: 2 October 2023

Abstract

A standard method for gemstone classification requires gemstone testing in the laboratory, which is a time-consuming and expensive process. Therefore, deep learning technologies are applied in image classification to facilitate the identification process. In this research work, the development of a gemstone classification model using deep learning and a mobile application for automatic gemstone classification is proposed so that untrained people can classify the gemstones. The process consisted of creating a convolutional neural network that can classify six gemstone types with similar characteristics (ruby, garnet, citrine, yellow sapphire, peridot, and green sapphire). Evaluation of the model showed that MobileNetV1 had the best performance, with accuracy of 95.00% , precision of 95.00% , and recall of 95.10% , making it suitable for use. Then use the model to develop a user interface in the form of a mobile application. Apply the application performance evaluation method with classification accuracy to the test dataset. The evaluation results showed that the application can classify images of gemstones efficiently and user-friendly, with an average accuracy of 82.50. This demonstrated that the developed application can be used to examine and classify preliminary gemstone types.

Keywords: Gemstone Classification, Image Classification, Deep Learning, Convolutional Neural Network

* Corresponding Author; E-mail: nattavadeeho@nu.ac.th

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

อัญมณี (Gemstone) เป็นที่นิยมอย่างมากทั้งในประเทศไทยและต่างประเทศ เนื่องจากมีความสวยงามหายากและคงทน ทำให้อัญมณีและเครื่องประดับเป็นสินค้าส่งออกที่มีมูลค่าการส่งออกในปี พ.ศ. 2565 อยู่ที่ 200,000 ล้านบาท ข้อมูลจาก Department of International Trade Promotion (2022) โดยส่งออกไปยังตลาดหลัก เช่น สหรัฐอเมริกา สวิตเซอร์แลนด์ สิงคโปร์และฮ่องกง ปัจจัยหลักที่ทำให้ประเทศไทยสามารถส่งออกอัญมณีได้เป็นจำนวนมาก เพราะมีหลายจังหวัดที่เป็นแหล่งใหญ่ของอัญมณีนานาชนิด เช่น กาญจนบุรี ตราด จันทบุรี และภูเก็ต อย่างไรก็ตามอัญมณีเกิดจากร่ธาตุหลายตระกูลและมีหลากหลายสี บางชนิดมีลักษณะภายนอกใกล้เคียงคล้ายคลึงกันแต่ราคาแตกต่างกันมาก เม็ดหนึ่งราคาหลักร้อยส่วนอีกเม็ดอาจราคาหลักพัน ทำให้ผู้จำหน่ายอัญมณีบางรายใช้ช่องว่างดังกล่าวหลอกลวงผู้บริโภคที่ขาดความชำนาญและองค์ความรู้เกี่ยวกับอัญมณี ทำให้ผู้บริโภคสับสนและเกิดความผิดพลาดในการซื้ออัญมณี ผู้บริโภคจึงขาดความเชื่อมั่น ซึ่งกระทบต่อตลาดการค้าอัญมณี อีกทั้งยังส่งผลต่อสภาพเศรษฐกิจโดยรวมของประเทศอีกด้วย โดยปกติแล้วถ้าต้องการตรวจสอบชนิดอัญมณีและออกไปรับรองด้วยวิธีการมาตรฐานจำเป็นต้องส่งตรวจในห้องปฏิบัติการตรวจสอบอัญมณี (Gem and Jewelry Institute of Thailand, 2022) ซึ่งไม่สะดวกสำหรับประชาชนทั่วไปและผู้ขายอัญมณีในการนำมาใช้ในชีวิตประจำวัน เนื่องจากมีค่าใช้จ่ายที่สูงและมีระยะเวลาดำเนินการ โดยสภาพความเป็นจริงในปัจจุบัน การตรวจสอบจำแนกชนิดอัญมณีผู้เชี่ยวชาญจะพิจารณาจากคุณลักษณะของอัญมณี ประกอบไปด้วย สีของอัญมณี รูปทรง ความวาวและความโปร่งแสงของอัญมณี ซึ่งการตรวจสอบชนิดอัญมณีจำเป็นต้องอาศัยทักษะและประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญ จึงเป็นเรื่องยากสำหรับประชาชนทั่วไปที่ไม่มีองค์ความรู้ในการตรวจสอบจำแนกชนิดอัญมณี ถ้ามีเครื่องมือที่ใช้งานง่ายสะดวกและสามารถช่วยจำแนกชนิดอัญมณีได้ก็จะช่วยให้ผู้ใช้ทั่วไปสามารถตรวจสอบจำแนกชนิดอัญมณีได้ด้วยตนเองเบื้องต้นได้

ในปัจจุบันโทรศัพท์มือถือได้มีบทบาทมากขึ้นในชีวิตประจำวัน มีประสิทธิภาพที่จะประมวลผลได้ใกล้เคียงกับคอมพิวเตอร์ขนาดเล็ก ในขณะเดียวกันเทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ก็กำลังได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายและมีบทบาทสำคัญในการจำแนกชนิดหรือประเภทของวัตถุ โดยการใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) ในการจำแนกรูปภาพ โดยเฉพาะโครงสร้างแบบโมบายเน็ต (MobileNet) ซึ่งออกแบบมาสำหรับงานที่มีทรัพยากรจำกัด แบบจำลองมีขนาดเล็กใช้พลังงานในการประมวลผลไม่มาก สามารถนำไปประยุกต์ใช้ผ่านสมาร์ทโฟนได้ อีกทั้งโทรศัพท์มือถือยังมีกล้องถ่ายรูปในตัว สามารถนำไปใช้งานร่วมกับเทคโนโลยีที่กล่าวไว้ข้างต้นได้อีกด้วย

ดังนั้น จากที่กล่าวมาข้างต้นคณะผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะนำเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกมาประยุกต์ใช้ร่วมกับการพัฒนาโมบายแอปพลิเคชันสำหรับจำแนกชนิดอัญมณี โดยการสร้างแบบจำลองวิเคราะห์จำแนกภาพชนิดอัญมณีและนำแบบจำลองที่ได้มาพัฒนาเป็นโมบายแอปพลิเคชันบนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ เพื่อช่วยให้ผู้ใช้สามารถวิเคราะห์จำแนกอัญมณีได้อย่างสะดวกรวดเร็วและแม่นยำ ลดขั้นตอนอันยุ่งยากและลดปัญหาความผิดพลาดในการเลือกชนิดอัญมณีพร้อมกับเพิ่มความเชื่อมั่นในการเลือกชนิดอัญมณีของผู้บริโภค นอกจากนี้แอปพลิเคชันที่นำเสนอจะมีประโยชน์กับผู้ที่สนใจศึกษาค้นคว้าเกี่ยวกับชนิดอัญมณี สามารถนำไปใช้เป็นเครื่องมือช่วยตรวจสอบชนิดอัญมณีเบื้องต้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อสร้างแบบจำลองจำแนกชนิดอัญมณีด้วยแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกโมบายเน็ตและประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง
2. เพื่อพัฒนาโมบายแอปพลิเคชันสำหรับจำแนกชนิดอัญมณีจากภาพถ่ายผ่านสมาร์ทโฟนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์และประเมินประสิทธิภาพความแม่นยำของโมบายแอปพลิเคชัน

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1. อัญมณี

อัญมณีเรียกวารัตนชาติหรือเพชรพลอยก็ได้ ปัจจุบันทั้งสามคำนี้ใช้สื่อความหมายเดียวกันต่างกันเล็กน้อย ตรงที่อัญมณีและรัตนชาติมักจะใช้เรียกเป็นทางการ ส่วนเพชรพลอยเป็นคำเรียกทั่วไป ความหมายโดยรวมแล้วอัญมณีหรือรัตนชาติ คือ วัตถุธรรมชาติซึ่งส่วนใหญ่จะเป็นสารอนินทรีย์ (Gem and Jewelry Institute of Thailand, 2022) ได้แก่ แร่ชนิดต่าง ๆ หรือเป็นสารอินทรีย์บางชนิด เช่น ไข่มุก อำพัน ฯลฯ วัตถุเหล่านี้สามารถนำมาตกแต่ง ขัดมัน เจียรไน แกะสลัก ใช้เป็นเครื่องประดับได้มีคุณสมบัติที่สำคัญ คือ ความสวยงาม ความคงทนถาวรและความหายาก อัญมณีที่สามารถพบได้ในประเทศไทย และมีราคาสูงเมื่อเทียบกับอัญมณีชนิดอื่น ๆ ได้แก่ เพชร ทับทิม โกเมน บุษราคัม ไข่มุกและเพริidot เป็นต้น

2. การเรียนรู้เชิงลึก

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นเทคนิคในกลุ่มโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ซึ่งอยู่บนพื้นฐานของการเรียนรู้แบบอัตโนมัติโดยเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ (Imania et al., 2021) โดยนำระบบโครงข่ายประสาทเทียมมาซ้อนกันหลายชั้น (Layer) และทำการเรียนรู้ข้อมูลตัวอย่างซึ่งข้อมูลดังกล่าวจะถูกนำไปใช้ในการตรวจจับรูปแบบแพทเทิร์น การจัดหมวดหมู่ข้อมูล หรือการรู้จำภาพ การเรียนรู้เชิงลึกสามารถประมวลผลที่มีความซับซ้อนมากได้และให้ความแม่นยำสูง

3. โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน

โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network: CNN) เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึกที่นิยมนำมาใช้ในการวิเคราะห์ภาพและจดจำ จำแนกวัตถุโดยนำภาพมาแยกคุณลักษณะเพื่อที่จะดูว่าของสิ่งนั้นคืออะไร ผู้ใช้ไม่จำเป็นต้องกำหนดรูปแบบในการสอนให้กับแบบจำลอง เพียงแค่ทำการเตรียมข้อมูลภาพที่ต้องการใช้งานเอาไว้ แล้วนำภาพเหล่านั้นป้อนเข้ากระบวนการ CNN จะทำการเรียนรู้โดยอัตโนมัติ (Phromrit and Waijanya, 2021) และหากผู้ใช้ต้องการทำนายรูปภาพก็เพียงแค่ป้อนรูปภาพที่ต้องการทำนายเข้าไป CNN จะทำการเรียนรู้เพื่อเปรียบเทียบรูปภาพที่ต้องการทำนายกับข้อมูลภาพที่มีอยู่เพื่อแสดงผลลัพธ์และคุณลักษณะของแต่ละภาพที่มองเห็น

4. โมบายเน็ต

โมบายเน็ต (MobileNet) เป็นแบบจำลองแบบโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ที่ออกแบบโดยถูกแก้ไขให้แบบจำลองมีขนาดเล็กสำหรับอุปกรณ์ที่มีทรัพยากรจำกัด ประมวลผลได้เร็ว (Howard et al., 2017) ซึ่งเป็นแบบจำลองที่มีความแม่นยำพอประมาณ แต่การใช้ทรัพยากรน้อยกว่าสถาปัตยกรรมแบบอื่น จึงสามารถนำไปใช้งานกับสมาร์ทโฟนหรือแท็บเล็ตได้

5. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

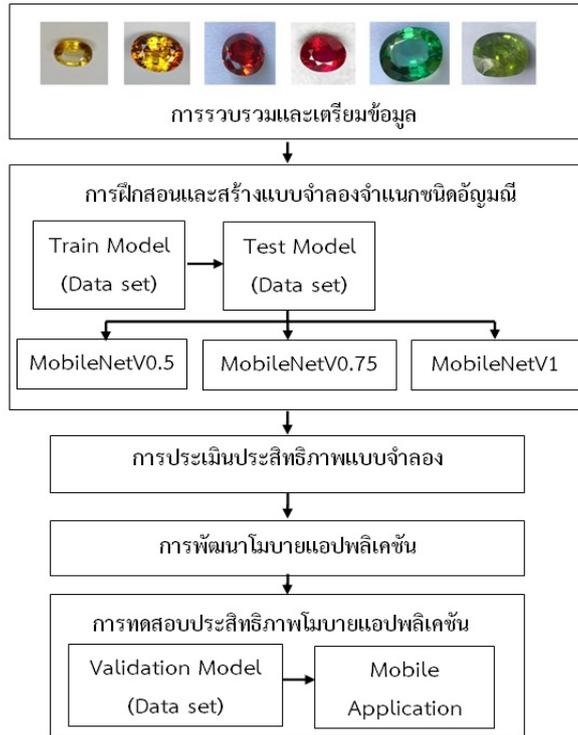
จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกภาพโดยใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก พบว่าในงานวิจัยของ Butploy and Boonying (2020) ได้นำเสนอการจำแนกภาพพระเครื่องด้วยการเรียนรู้เชิงลึกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน งานวิจัยนี้ทดลองสร้างชั้นคอนโวลูชันแบบหลายชั้นเพื่อหาสถาปัตยกรรมที่เหมาะสมสำหรับจำแนกภาพพระเครื่อง ผลที่ได้พบว่าสถาปัตยกรรมคอนโวลูชันแบบ 3 ชั้นให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดสามารถจำแนกภาพพระสมเด็จ พระนางพญา พระรอดและพระซุ้มกอถูกต้อง 80.00% พระผงจำแนกถูกต้อง 70.00% Pimphisian and Sriwiboon (2020) นำเสนอการจำแนกระดับความรุนแรงเบาหวานเข้าจอประสาทตา พบว่าเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกมีความแม่นยำมากกว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง งานวิจัยของ Sae-Lim et al. (2019) ประยุกต์ใช้แบบจำลองโมบายเน็ตจำแนกโรคผิวหนังและ Abu-Jamie and Abu-Naser (2022) ประยุกต์ใช้แบบจำลองโมบายเน็ตจำแนกภาษามือ ซึ่งทั้งสองงานวิจัย พบว่าแบบจำลองโมบายเน็ตมีขนาดเล็กและมีประสิทธิภาพในการจำแนกภาพที่แม่นยำ Xuan et al. (2018) ศึกษาการสร้างอุปกรณ์สำหรับจำแนกประเภทไข่มุกโดยประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ผลลัพธ์สามารถจำแนกไข่มุกได้ถูกต้อง 92.14% งานวิจัยนี้มีข้อจำกัดที่อุปกรณ์ที่สร้างขึ้นมีขนาดใหญ่เหมาะกับการใช้งานในภาคอุตสาหกรรมยังไม่สามารถนำไปใช้กับผู้ใช้ทั่วไปได้ และงานวิจัยของ Tropea et al. (2022) นำเสนอการจำแนกประเภทของหินโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ได้ค่าความแม่นยำ 99.00% แต่งานวิจัยนี้ยังไม่ได้พัฒนาแบบจำลองให้อยู่ในรูปแบบแอปพลิเคชันสำหรับผู้ใช้ทั่วไป นอกจากนี้ จากการศึกษาวิจัยที่เกี่ยวข้องข้องกับการจำแนกชนิดอัญมณีมีการนำเทคนิคต่าง ๆ มาใช้ในการจำแนกชนิดอัญมณี เช่น งานวิจัยของ Chow and Reyes-Aldasoro (2022) ได้ประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาจำแนกชนิดอัญมณี ซึ่งผลลัพธ์สามารถจำแนกภาพได้แม่นยำ 69.40% ข้อจำกัดของงานวิจัยนี้คือ แบบจำลองจากการเรียนรู้ของเครื่องมีความแม่นยำค่อนข้างน้อย

จากที่กล่าวมาข้างต้นจะเห็นว่าการเรียนรู้เชิงลึก โดยเฉพาะโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันสามารถนำมาช่วยจำแนกภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพและมีความแม่นยำสูง ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีแนวคิดในการนำเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกภายใต้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันมาประยุกต์ใช้สำหรับการจำแนกภาพอัญมณีแบบอัตโนมัติผ่านแอปพลิเคชันบนสมาร์ตโฟนต่อไป

วิธีดำเนินการวิจัย

แบบแผนการวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกในการจำแนกภาพอัญมณี ซึ่งมีพื้นฐานอยู่บนโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน เพื่อให้สามารถจำแนกภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพและสามารถนำแบบจำลองไปใช้งานบนสมาร์ตโฟนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ จึงได้ออกแบบกรอบแนวคิดในการวิจัยประกอบด้วย 5 ขั้นตอน แสดงดังภาพที่ 1 ซึ่งแต่ละส่วนมีรายละเอียดดังต่อไปนี้



ภาพที่ 1 กรอบแนวคิดในการวิจัย

การรวบรวมและเตรียมข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาได้มาจากการปรึกษาผู้เชี่ยวชาญด้านอัญมณี ทำให้คัดเลือกอัญมณีที่มีลักษณะทางกายภาพใกล้เคียงกันและมีก้านหินติดพลาดมาศึกษาจำนวน 6 ชนิด ได้แก่ ทับทิม (Ruby) โกเมน (Garnet) ชีทรีน (Citrine) บุษราคัม (Yellow Sapphire) เพริโดต (Peridot) และเขียวส่อง (Green Sapphire) รูปภาพที่นำมาทดลองได้มาจากการถ่ายภาพอัญมณีจากร้านอัญมณี อำเภอเมือง จังหวัดตาก กำหนดดังนี้ เก็บข้อมูลรูปภาพด้วยกล้องถ่ายรูปบนโทรศัพท์สมาร์ทโฟน การถ่ายภาพใช้ระบบอัตโนมัติ (Auto Mode) พื้นหลังเป็นกระดาษขาว รูปภาพเป็นภาพสีอาร์จีบี (RGB) ชนิดเจเป็็ก (Jpeg) ขนาดของรูปภาพกำหนดค่าความละเอียดภาพให้เท่ากันทั้งหมด คือ 224x224 พิกเซล จากนั้นได้นำภาพไปให้ผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบอีกครั้ง เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของภาพให้ตรงกับชนิดอัญมณี จำนวนรูปภาพที่ผ่านการตรวจสอบมีจำนวน 720 ภาพ ดังภาพที่ 2 จากนั้นนำข้อมูลภาพมาแบ่งด้วยวิธีการสุ่มเพื่อใช้เป็นชุดข้อมูลฝึกสอน (Train Data Set) ชุดข้อมูลทดสอบ (Test Data Set) และชุดข้อมูลตรวจสอบแอปพลิเคชัน (Validate Data Set) จำนวน 480, 120 และ 120 ภาพ ตามลำดับ ดังตารางที่ 1



ภาพที่ 2 ตัวอย่างข้อมูลภาพอัญมณีแต่ละชนิด

ปัญญา เชี่ยวชาญ เอิกบาน คุณธรรม

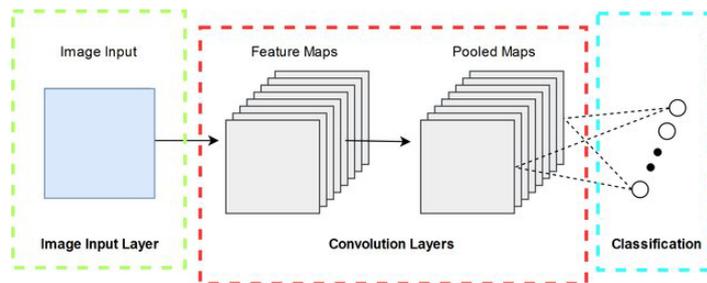
Intellectual, Professional, Cheerfulness, Morality

ตารางที่ 1 จำนวนข้อมูลภาพอัญมณีแต่ละชนิด

ชนิดอัญมณี	ข้อมูลฝึกสอน (ภาพ)	ข้อมูลทดสอบ (ภาพ)	ข้อมูลตรวจสอบ (ภาพ)
ทับทิม (Ruby)	80	20	20
โกเมน (Garnet)	80	20	20
ซิทริน (Citrine)	80	20	20
บุษราคัม (Yellow Sapphire)	80	20	20
เพริidot (Peridot)	80	20	20
เขียวส่อง (Green Sapphire)	80	20	20
รวม	480	120	120

การฝึกสอนและสร้างแบบจำลองจำแนกชนิดอัญมณี

การฝึกสอนแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก เครื่องมือสำหรับการดำเนินงาน ได้แก่ (1) ไลบรารีเทนเซอร์โฟล ซึ่งเป็นไลบรารีสำหรับงานด้านการเรียนรู้เชิงลึกมีความสามารถในการรับข้อมูลและทำการประมวลผลแบบอัตโนมัติ และ (2) ภาษาไพทอน ซึ่งมีการเรียกใช้ไลบรารีเทนเซอร์โฟลสำหรับฝึกสอนและสร้างแบบจำลอง งานวิจัยนี้เลือกศึกษาเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน (CNN) จำนวน 3 แบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลอง MobileNetV0.5 MobileNetV0.75 และ MobileNetV1 ซึ่งมีจุดเด่นที่ไฟล์แบบจำลองมีขนาดเล็ก ให้ค่าความแม่นยำสูงและประมวลผลได้เร็วเมื่อนำไปใช้กับสมาร์ทโฟน (Saraubon, 2022) ความแตกต่างของแบบจำลองโมบายเน็ตแต่ละเวอร์ชันคือแบบจำลองจะมีโครงสร้างชั้นคอนโวลูชันที่แตกต่างกัน โดยแบบจำลอง MobileNetV0.5 มีโครงสร้างชั้นคอนโวลูชันน้อยกว่าแบบจำลอง MobileNetV0.75 และแบบจำลอง MobileNetV1 มีโครงสร้างชั้นคอนโวลูชันมากกว่าแบบจำลอง MobileNetV0.75



ภาพที่ 3 สถาปัตยกรรมการเรียนรู้เชิงลึกของ CNN (Abidalkareem et al., 2020)

กระบวนการเรียนรู้เชิงลึกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่นำมาใช้สร้างแบบจำลองประกอบด้วย 3 ขั้นตอน ดังแสดงในภาพที่ 3 ได้แก่ (1) การรับข้อมูลภาพ (Image Input Layer) เพื่อเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้ เช่น ชุดข้อมูลภาพอัญมณี (2) การประมวลผลเป็นชั้น ๆ (Convolution Layers) เป็นชั้นซ่อนที่ประกอบด้วยโครงสร้างแบบคอนโวลูชัน ฟิวเจอร์แมพและพูลแมพ โดยแบบจำลองจะเรียนรู้จากข้อมูลฝึกสอนแล้วตรวจหาคูณลักษณะเด่นของ

ภาพ (Feature Extraction) เพื่อจำแนกรูปภาพในขั้นตอนต่อไป (3) การจำแนกรูปภาพ (Classification) เป็นการแสดงผลลัพธ์การจำแนกภาพ เช่น ภาพอัญมณีชนิดต่าง ๆ

การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง

การประเมินประสิทธิภาพความแม่นยำการจำแนกกลุ่ม (Classification) ของแบบจำลอง ใช้การวัดประสิทธิภาพด้วยค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) และค่าความระลึก (Recall) โดยคิดเป็นค่าร้อยละ (%) ใช้สูตรการคำนวณดังสมการที่ 1-3 (Saraubon, 2022)

$$\text{Accuracy} = \left(\frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \right) \quad (1)$$

$$\text{Precision} = \left(\frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \right) \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \left(\frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \right) \quad (3)$$

โดยที่ True Positive (TP) คือ จำนวนข้อมูลที่ถูกจำแนกออกมาอย่างถูกต้อง True Negative (TN) คือ จำนวนข้อมูลที่ผิดพลาดที่ถูกจำแนกออกมา False Positive (FP) คือ จำนวนข้อมูลที่ต้องแต่ไม่ถูกจำแนกออกมา False Negative (FN) คือ จำนวนข้อมูลที่ผิดพลาดแต่ไม่ถูกจำแนกออกมา

สำหรับแบบจำลองแบบหลายคลาส (Multi-Class) สามารถใช้ค่า Confusion Matrix ซึ่งเป็นการวัดผลตามลักษณะจริงที่ได้ถูกจำแนกที่ถูกต้องไว้แล้วและสรุปผลการจำแนกด้วยเทคนิคหรืออัลกอริทึมต่าง ๆ ที่นำมาใช้งานเข้ามาช่วยในการคำนวณประสิทธิภาพความแม่นยำของแต่ละคลาส ตาราง Confusion Matrix แสดงได้ดังภาพที่ 4

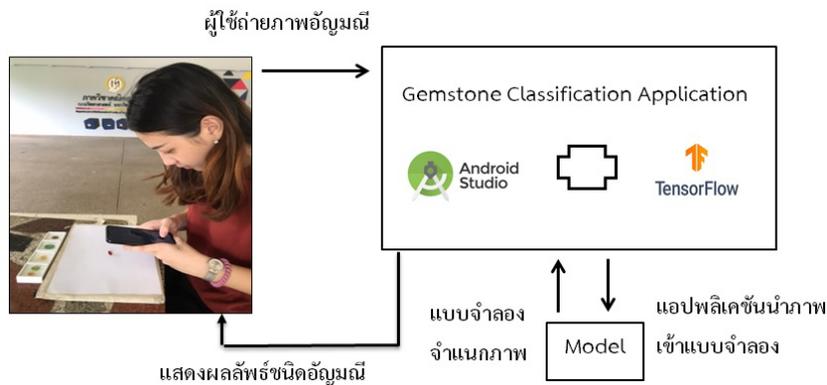
	Actually Positive	Actually Negative
Predicted Positive	TP	FP
Predicted Negative	FN	TN

ภาพที่ 4 ค่า Confusion matrix สำหรับการวัดประสิทธิภาพแบบจำลองแบบหลายคลาส

การพัฒนาโมบายแอปพลิเคชัน

เมื่อได้แบบจำลองที่เหมาะสมแล้ว จึงได้นำแบบจำลองไปพัฒนาระบบในรูปแบบแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ เครื่องมือ ได้แก่ โปรแกรมแอนดรอยด์สตูดิโอร่วมกับไลบรารีของเทนเซอร์โฟลในการพัฒนาโปรแกรมและออกแบบหน้าจอการรับและแสดงผล ขั้นตอนการทำงานของโมบายแอปพลิเคชันแสดงดังภาพที่ 5 รายละเอียดดังนี้ เริ่มจากการถ่ายภาพอัญมณีจากกล้องสมาร์ทโฟน จากนั้นแอปพลิเคชันนำข้อมูลภาพที่ได้เข้าสู่กระบวนการประมวลผลและวิเคราะห์จำแนกภาพอัญมณีด้วยแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก

จากนั้นแอปพลิเคชันแสดงผลลัพธ์ระบุชนิดอัญมณีพร้อมแสดงค่าความมั่นใจ (Confidence Score) บนหน้าจอสมาร์ตโฟน



ภาพที่ 5 ขั้นตอนการตรวจสอบชนิดอัญมณีของโมบายแอปพลิเคชัน

การทดสอบประสิทธิภาพโมบายแอปพลิเคชัน

การทดสอบประสิทธิภาพของโมบายแอปพลิเคชัน ได้มีการนำระบบติดตั้งในรูปแบบแอปพลิเคชันบนสมาร์ตโฟน โดยทดสอบความแม่นยำของแอปพลิเคชันในการจำแนกภาพอัญมณีด้วยชุดข้อมูลตรวจสอบ (Validate Data Set) ทำการสรุปผลประเมินประสิทธิภาพของแอปพลิเคชันด้วยการวัดค่าร้อยละความถูกต้องในการจำแนกกลุ่ม

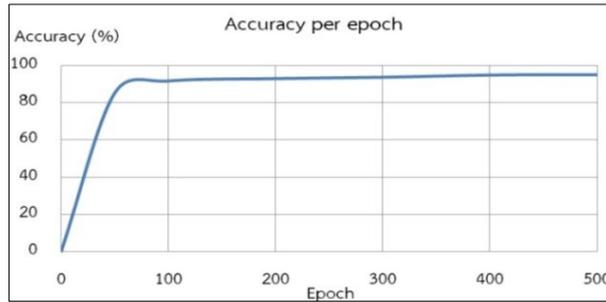
ผลการวิจัย

1. ผลลัพธ์การฝึกสอนและทดสอบประสิทธิภาพแบบจำลอง

การฝึกสอนแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อจำแนกชนิดอัญมณี ด้วยชุดข้อมูลฝึกสอนและทดสอบจำนวน 600 ภาพ ศึกษาเปรียบเทียบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันสำหรับจำแนกภาพจำนวน 3 แบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลอง MobileNetV0.5 MobileNetV0.75 และ MobileNetV1 กำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลอง คือ ขนาดรูปภาพนำเข้าเท่ากับ 224x224 พิกเซล อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) 0.001 และรอบการฝึกสอน (Epoch) จำนวน 500 รอบ ผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 2 และภาพที่ 6

ตารางที่ 2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

แบบจำลอง	ค่าความถูกต้อง (%)	ค่าความแม่นยำ (%)	ค่าความระลึกลับ (%)
MobileNetV1	95.00	95.00	95.10
MobileNetV0.75	94.10	94.15	94.20
MobileNetV0.5	93.33	93.25	93.33

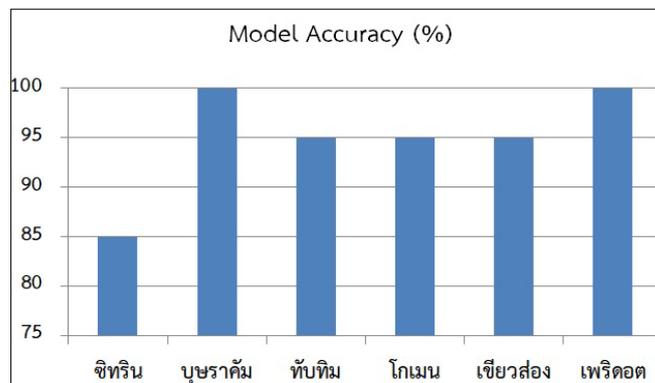


ภาพที่ 6 กราฟผลลัพธ์ค่าความถูกต้องระหว่างการฝึกสอนชุดข้อมูลของแบบจำลอง MobileNetV1

จากตารางที่ 2 พบว่าผลลัพธ์จากการฝึกสอนแบบจำลอง MobileNetV1 ให้ประสิทธิภาพในการจำแนกมากที่สุด โดยมีค่าความถูกต้อง 95.00% ค่าความแม่นยำ 95.00% และค่าความระลึก 95.10% และจากภาพที่ 6 แสดงค่าความถูกต้องในการฝึกสอนชุดข้อมูลของแบบจำลอง MobileNetV1 จะเห็นว่าการเรียนรู้ในแต่ละรอบ (Epoch) มีค่าความถูกต้องที่แตกต่างกัน โดยผลการทดลองสร้างแบบจำลองได้ค่าความถูกต้องสูงสุดที่ 500 รอบ ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงเลือกใช้แบบจำลอง MobileNetV1 ที่รอบการเรียนรู้ 500 รอบ ไปประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองต่อการทดลองให้จำแนกภาพอัญมณีในแต่ละคลาส โดยใช้ตัวชี้วัด คือ ค่า Confusion Matrix ผลการทดลองเป็นไปดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ผลการจำแนกภาพอัญมณีในแต่ละคลาสของแบบจำลอง MobileNetV1

Class	จิวรีน	บุษราคัม	ทับทิม	โกเมน	เขียวส่อง	เพริidot	Accuracy (%)
จิวรีน	17	3	0	0	0	0	85.00
บุษราคัม	0	20	0	0	0	0	100.00
ทับทิม	0	0	19	1	0	0	95.00
โกเมน	0	0	1	19	0	0	95.00
เขียวส่อง	0	0	0	0	19	1	95.00
เพริidot	0	0	0	0	0	20	100.00

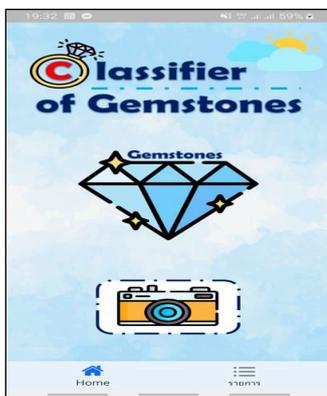


ภาพที่ 7 กราฟแสดงค่าความถูกต้องการจำแนกอัญมณีในแต่ละคลาสของแบบจำลอง MobileNetV1

จากตารางที่ 3 และภาพที่ 7 แสดงผลการประเมินความถูกต้องในแต่ละคลาสของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก MobileNetV1 กับชุดข้อมูลทดสอบ พบว่าภาพอัญมณีบุษราคัม และเพริidotจำแนกถูกต้อง จริงทั้ง 20 ภาพ จาก 20 ภาพทดสอบ ได้ค่าความถูกต้องเท่ากับ 100.00% ภาพอัญมณีทับทิม โทเมน เขียวส่องจำแนกถูกต้องจริง 19 ภาพ จาก 20 ภาพทดสอบ ค่าความถูกต้องได้เท่ากับ 95.00% ส่วนชิทรินจำแนกถูกต้องเพียง 17 ภาพ จาก 20 ภาพทดสอบ ได้ค่าความถูกต้อง 85.00% เมื่อพิจารณาในภาพรวม พบว่าค่าเฉลี่ยความถูกต้องอยู่ที่ 95.00% หมายความว่าแบบจำลองจากการเรียนรู้เชิงลึกสามารถจำแนกภาพได้ดีแต่ยังมีความผิดพลาด เนื่องจากภาพอัญมณีบางชนิดมีส่วนที่คล้ายกันทำให้มีความผิดพลาดในการทำนาย ดังนั้น สรุปได้ว่าแบบจำลอง MobileNetV1 เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกภาพได้ดี มีความเหมาะสมสามารถนำไปประยุกต์ใช้พัฒนาโมบายแอปพลิเคชันช่วยวิเคราะห์ชนิดอัญมณีแบบอัตโนมัติต่อไป

2. ผลการพัฒนาโมบายแอปพลิเคชันจำแนกชนิดอัญมณี

จากขั้นตอนที่แล้ว คณะผู้วิจัยได้ทำการเลือกแบบจำลองที่ได้จากการฝึกสอนแบบจำลองด้วย MobileNetV1 เป็นแบบจำลองที่ใช้จริงในโมบายแอปพลิเคชัน เนื่องจากมีประสิทธิภาพความถูกต้องสูงสุดและขนาดของแบบจำลองที่เล็กเหมาะสมสำหรับการพัฒนาโมบายแอปพลิเคชัน จากนั้นจึงเริ่มพัฒนาแอปพลิเคชันโดยใช้โปรแกรมแอนดรอยด์ สตูดิโอร่วมกับไลบรารีเทนเซอร์ฟล โดยภาพรวมของการใช้งานแอปพลิเคชัน มีดังนี้ หน้าจอหลักแสดงดังภาพที่ 8 (ก) ผู้ใช้งานจะต้องใช้กล้องสมาร์ทโฟนถ่ายภาพอัญมณี แสดงดังภาพที่ 8 (ข) แอปพลิเคชันจะประมวลผลภาพโดยเรียกใช้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อจำแนกภาพอัญมณีและแสดงผลลัพธ์ระบุชนิดอัญมณีกลับไปให้ผู้ใช้งาน ดังแสดงในภาพที่ 8 (ค) จากผลการพัฒนาโมบายแอปพลิเคชัน พบว่าแอปพลิเคชันสามารถจำแนกและระบุชนิดอัญมณีแต่ละภาพได้ ซึ่งจะช่วยเพิ่มความสะดวกรวดเร็วให้ผู้ใช้งานถ่ายภาพและตรวจสอบชนิดอัญมณีด้วยตนเองเบื้องต้น



(ก)



(ข)



(ค)

ภาพที่ 8 หน้าโมบายแอปพลิเคชัน (ก) หน้าจอหลัก (ข) หน้าจอถ่ายภาพ และ (ค) หน้าจอผลลัพธ์

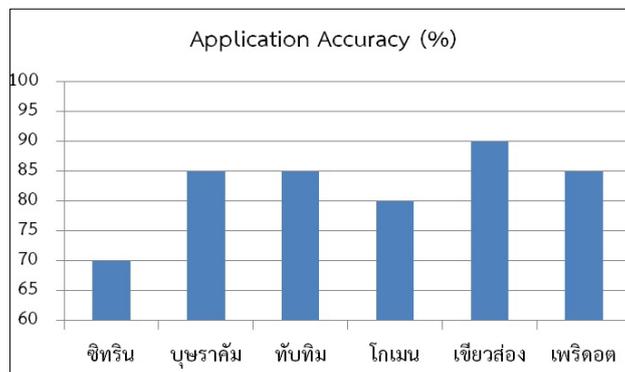
3. ผลการทดสอบประสิทธิภาพโมบายแอปพลิเคชันจำแนกชนิดอัญมณี

การทดสอบประสิทธิภาพของโมบายแอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้น ในการทดลองนี้เป็นการทดสอบหาค่าความถูกต้องของการทำนายภาพอัญมณีของแอปพลิเคชันผ่านกล้องสมาร์ทโฟน ใช้ชุดข้อมูลทดสอบ (Validate Data Set) จำนวน 120 ภาพ แบ่งเป็นภาพอัญมณีชนิดละ 20 ภาพ สมาร์ทโฟนรุ่นที่ใช้ทดสอบคือ Samsung Galaxy A31 ระบบปฏิบัติการ

แอนดรอยด์เวอร์ชัน 10 การถ่ายภาพใช้ระบบอัตโนมัติ (Auto Mode) ประเมินผลประสิทธิภาพการทำงานเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จริง ใช้ตัวชี้วัดด้วยค่า Confusion Matrix แสดงผลลัพธ์การทดลองดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 ผลการจำแนกภาพอัญมณีในแต่ละคลาสของโมบายแอปพลิเคชัน

Class	ชิทริน	บุษราคัม	ทับทิม	โกเมน	เขียวส่อง	เพริidot	Accuracy (%)
ชิทริน	14	5	0	1	0	0	70.00
บุษราคัม	3	17	0	0	0	0	85.00
ทับทิม	0	0	17	3	0	0	85.00
โกเมน	0	0	4	16	0	0	80.00
เขียวส่อง	0	0	0	0	18	2	90.00
เพริidot	0	0	0	0	3	17	85.00



ภาพที่ 9 กราฟแสดงค่าความถูกต้องการจำแนกชนิดอัญมณีแต่ละชนิดของโมบายแอปพลิเคชัน

จากตารางที่ 4 ผลการประเมินประสิทธิภาพการจำแนกชนิดอัญมณีของโมบายแอปพลิเคชันพบว่า โมบายแอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้นโดยประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกมีประสิทธิภาพสูงสำหรับการประมวลผลภาพเพื่อจำแนกชนิดอัญมณี ผลลัพธ์การทดสอบค่าความถูกต้องเฉลี่ย (Accuracy) ของการจำแนกภาพอัญมณีทั้ง 6 ชนิดเท่ากับ 82.50% และจากภาพที่ 9 อัญมณีที่แอปพลิเคชันสามารถจำแนกได้ถูกต้องแม่นยำมากที่สุด ได้แก่ เขียวส่อง ค่าความถูกต้อง 90.00% รองลงมา ได้แก่ บุษราคัม ทับทิม เพริidot และโกเมน ได้ค่าความถูกต้อง 85.00% และ 80.00% ตามลำดับ แต่ผลการจำแนกภาพบางส่วนยังมีความคลาดเคลื่อน โดยเฉพาะภาพชิทริน เนื่องจากภาพชิทรินมีลักษณะรูปทรงและสีสันทันใกล้เคียงกับภาพบุษราคัม จึงทำให้มีบางภาพชิทริน ถูกจำแนกผิดเป็นภาพบุษราคัม จึงทำให้ได้ค่าความถูกต้อง 70.00% จากผลลัพธ์ดังกล่าวสรุปได้ว่า แอปพลิเคชันการจำแนกชนิดอัญมณีที่สร้างขึ้นโดยใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึก มีความสามารถในการจำแนกชนิดอัญมณีได้อย่างมีประสิทธิภาพ

อภิปรายผล

การพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับจำแนกชนิดอัญมณี พบว่าแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก MobileNetV1 สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด ได้ค่าความถูกต้อง 95.00% ค่าความแม่นยำ 95.00%

และค่าความระลึกลับ 95.10% แสดงถึงประสิทธิภาพในการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกข้อมูลด้วยการเรียนรู้เชิงลึก สอดคล้องกับงานวิจัยของ Sae-Lim et al. (2019) และ Haritha et al. (2020) ที่แสดงให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้ การเรียนรู้เชิงลึกมีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลประเภทรูปภาพ ซึ่งสามารถสกัดคุณลักษณะเด่นจากรูปภาพได้ อย่างมีประสิทธิภาพ

ผลการทดสอบประสิทธิภาพแอปพลิเคชันเมื่อติดตั้งลงสมาร์ตโฟน พบว่า แอปพลิเคชันสามารถจำแนกและ ระบุชนิดข้อมูลทั้ง 6 ชนิดได้อย่างแม่นยำมีความถูกต้องเฉลี่ยเท่ากับ 82.50% ซึ่งมีประสิทธิภาพความแม่นยำอยู่ ในระดับดี (ตารางที่ 4) ข้อมูลที่แอปพลิเคชันสามารถจำแนกได้ถูกต้องมากที่สุด ได้แก่ เขียวสอง ส่วนข้อมูลที่ถูก จำแนกได้ถูกต้องน้อยที่สุด ได้แก่ ชีทรีน ซึ่งการจำแนกที่ผิดพลาดเนื่องจาก ภาพข้อมูลชีทรีนมีลักษณะของสีเป็น สีเหลืองและรูปทรงเหลี่ยมคล้ายกับลักษณะสีและรูปทรงของข้อมูลบุษราคัม จึงทำให้มีบางภาพของข้อมูลชีทรีน ถูกจำแนกเป็นข้อมูลบุษราคัม ค่าความถูกต้องจึงต่ำกว่าภาพข้อมูลชนิดอื่น ๆ ในทางตรงข้าม ข้อมูลเขียวสองมี ลักษณะที่แตกต่างจากข้อมูลอื่น ๆ อย่างชัดเจน จึงทำให้แอปพลิเคชันสามารถจำแนกลักษณะของเขียวสองได้อย่าง ถูกต้องแม่นยำมากกว่า ซึ่งจากประสิทธิภาพการจำแนกจะพบว่าชุดข้อมูลฝึกสอนมีความสำคัญต่อการเรียนรู้ลักษณะ เด่นในการจำแนกภาพของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก เช่น ลักษณะของสี รูปทรง และความยาวของข้อมูลแต่ละ ชนิด สอดคล้องกับงานวิจัย (Butploy and Boonying, 2020) ซึ่งพบว่าแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกจะจำแนกภาพ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ถ้าเพิ่มการจำแนกรายละเอียดของภาพแต่ละชนิดให้มากขึ้น

นอกจากนี้ จากการนำแอปพลิเคชันติดตั้งในสมาร์ตโฟนจริง พบข้อสังเกต คือ ผลการทดลองให้ค่าความถูกต้อง การจำแนกลดลงเมื่อติดตั้งแบบจำลองในแอปพลิเคชัน ซึ่งจากการวิเคราะห์ผลการทดลองพบว่า แสงสว่าง ฉากหลัง ของภาพ ความละเอียดของกล้องสมาร์ตโฟน และระยะห่างการถ่ายภาพมีผลต่อความถูกต้องในการจำแนกภาพ กรณี ที่ภาพจากกล้องสมาร์ตโฟนมีแสงสว่างมากเกินไปหรือแสงสว่างน้อยเกินไป ภาพถ่ายในลักษณะมุมกว้าง และคุณภาพ ของภาพที่ถ่ายจากกล้องสมาร์ตโฟนมีความคมชัดน้อยจะส่งผลให้การวิเคราะห์ภาพมีความคลาดเคลื่อนสูง สอดคล้อง กับงานวิจัยของ Petagon and Pantho (2020) และ Promrangka et al. (2022) ซึ่งพบข้อสังเกตเดียวกันว่าการทดสอบ ระบบขณะที่มีแสงสว่างมากหรือเกิดการสะท้อนแสง และระยะห่างการถ่ายภาพที่มากเกินไปจะทำให้การวิเคราะห์ จำแนกภาพมีความคลาดเคลื่อนได้

ข้อเสนอแนะ

จากปัญหาที่พบในการศึกษานี้ พบว่าแนวทางการพัฒนาในอนาคตควรต้องพัฒนาแบบจำลองและระบบให้ สามารถวิเคราะห์และจำแนกชนิดข้อมูลให้ถูกต้องแม่นยำมากยิ่งขึ้น โดยมีข้อเสนอแนะดังนี้

1. เพิ่มจำนวนของชุดข้อมูลที่นำมาใช้เป็นชุดข้อมูลฝึกสอนให้มีความหลากหลาย เพื่อสร้างแบบจำลอง การเรียนรู้เชิงลึกที่ฉลาดในการจำแนกภาพอย่างมีประสิทธิภาพและความแม่นยำเพิ่มมากขึ้น
2. ปรับปรุงคุณภาพและความละเอียดของข้อมูลภาพถ่ายที่นำมาใช้ในงานวิจัย ให้มีความชัดเจนที่มาก เพียงพอจะสามารถช่วยแก้ปัญหาที่กล่าวไว้ข้างต้นได้
3. แอปพลิเคชันจำแนกชนิดข้อมูลที่พัฒนาขึ้นสามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการตรวจสอบและวิเคราะห์ ชนิดข้อมูลเบื้องต้นผ่านสมาร์ตโฟนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ ทั้งนี้เพื่อเพิ่มความสะดวกให้กับผู้ใช้สามารถจำแนก ชนิดข้อมูลได้ด้วยตนเอง ซึ่งทำให้ช่วยลดระยะเวลาและค่าใช้จ่ายในการตรวจสอบและวิเคราะห์ชนิดข้อมูลได้

เอกสารอ้างอิง

- Abidalkareem, A., Abd, M., Ibrahim, A., Zhuang, H., Altaher, A., and Ali, A. (2020). Diabetic Retinopathy (DR) Severity Level Classification Using Multimodel Convolutional Neural Networks. *The Proceedings of 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, July 2020 at Montreal, Canada, 1404-1407.
- Abu-Jamie, T., and Abu-Naser, S. (2022). Classification of Sign-Language Using MobileNet-Deep Learning. *International Journal of Academic Information Systems Research*, 6(7), 29-40.
- Butploy, N., and Boonying, S. (2020). Classification of Benjapakee Buddha amulets image by deep learning. *RMUTSB Academic Journal*, 8(1), 100-111. (in Thai)
- Chow, B., and Reyes-Aldasoro, C. (2022). Automatic Gemstone Classification Using Computer Vision. *Minerals*, 12(1), 1-21.
- Department of International Trade Promotion. (2022). *Information on the export situation of gems and jewelry products*. [Online]. Retrieved December 1, 2022, from: https://www.ditp.go.th/ditp_web61/article_sub.php?cate=474&catetab=790&d=474 (in Thai)
- Gem and Jewelry Institute of Thailand. (2022). *Gem testing laboratory sards jewelry and precious metals*. [Online]. Retrieved Nov 12, 2022, from: <https://www.gitsdard.com> (in Thai)
- Haritha, D. Swaroop, N., and Mounika, M. (2020). Prediction of COVID-19 Cases Using CNN with X-rays. *The Proceedings of 5th International Conference on Computing, Communication and Security (ICCCS)*, October 2020 at Patna, India, 2020, 1-6.
- Howard, A., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., and Weyand, T. (2017). *Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications*. [Online]. Retrieved Mar 10, 2023, from: <https://arxiv.org/abs/1704.04861>
- Imania, A., Yulinda, P., and Norfa, S. (2021). Implementation of Deep Learning Using Convolutional Neural Network Algorithm for Classification Rose Flower. *Journal of Physice: Conference Series*, 1842(1), 1-11.
- Petagon, R., and Pantho, O. (2020). Drone for Detecting Forest Fires using Deep Learning Technique. *Sripatum Review of Science and Technology*, 12(1), 65-78. (in Thai)
- Phimphisan, S., and Sriwiboon, N. (2020). Image Processing for Fundus Image Classification using Deep Learning. *Journal of Information Science and Technology*, 10(2), 19-25. (in Thai)
- Phromrit, N., and Waijanya, S. (2021). *Fundamental of Deep Learning in Practice*. Bangkok: IDC Premier Publishing. (in Thai)
- Promrangka, P., Wanthong, S., and Ratapoka, C. (2022). Mobile Application for Breeding Bird Classification using Deep Learning Technique. *Journal of Information Science and Technology*, 12(1), 37-46. (in Thai)

- Sae-Lim, W., Wettayaprasit, W., and Aiyarak, P. (2019). Convolutional Neural Networks Using MobileNet for Skin Lesion Classification. *The Proceedings of 16th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE)*, 10-12 July 2019 at Chonburi, Thailand, 242-247.
- Sraubon, K. (2022). *Learn AI: Deep Learning with Python*. Bangkok: Intermedia Publishing. (in Thai)
- Tropea, M., Fedele, G., Luca, R., Miriello, D., and Rango, F. (2022). Automatic Stone Classification through a CNN-Based Approach. *Sensors*, 22(16), 1-19.
- Xuan, Q., Fang, B., Liu, Y., Wang, J., Zhang, J., Zheng, Y., and Bao, G. (2018). Automatic Perl Classification Machine Based on a Multistream Convolutional Neural Network. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 65(8), 6538-6547.