



การวิเคราะห์ปัญหาสุขภาพจากภาพถ่ายเล็บด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก Health Problem Analysis from Nail Image using Deep Learning Technique

ณัฐวดี หงษ์บุญมี* และ จุฑามาศ กัญญาประสิทธิ์

Nattavadee Hongboonmee and Jutamas Kanyaprasit*

ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

Department of Computer Science and Information Technology, Faculty of Science,

Naresuan University

Received: June 04, 2021; Revised: August 06, 2021; Accepted: October 06, 2021; Published: December 28, 2021

ABSTRACT – The objectives of this research are (1) to develop a nail image classification model for health problem analysis using deep learning technique; (2) to develop a system for analyzing health problems from nails image; and (3) to assess the system performance. This research was conducted by 400 sample images of five nail types such as psoriasis nails image, rheumatoid nails image, anemia nails image, melanoma nail images and normal nail image. The sample images were trained and generated classifier models using deep convolutional neural network. The results show that there is 90.20% of accuracy for the sample image set. Then develop the user interface through the application on the android operating system. The application will run the model through a series of instructions to analyze health problems from nail images. The results of the study showed that the applications that developed able to analyze health problems from nail images, the performance is good. It has an average accuracy of 78.00%. The results of the application satisfaction assessment by the users were at a good level. The average is 4.09. Therefore, the presented methods and applications can used as a tool to help analyze health problems that may arise from nail images.

KEYWORDS: Health, Nail, Image Classification, Deep Learning, Convolutional Neural Network

บทคัดย่อ -- งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ คือ (1) เพื่อพัฒนาโมเดลจำแนกภาพถ่ายเล็บสำหรับตรวจสอบปัญหาสุขภาพโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (2) เพื่อพัฒนาระบบตรวจสอบปัญหาสุขภาพจากภาพถ่ายเล็บ และ (3) เพื่อประเมินประสิทธิภาพระบบ การดำเนินงานเริ่มจากการรวบรวมข้อมูลกลุ่มตัวอย่างภาพถ่ายเล็บจำนวน 5 ประเภท ประกอบด้วย ภาพถ่ายเล็บโรคสะเก็ดเงิน ภาพถ่ายเล็บโรคไขข้ออักเสบ ภาพถ่ายเล็บโรคโลหิตจาง ภาพถ่ายเล็บโรคเมรังคิวหนังและภาพถ่ายเล็บปกติ รวมทั้งหมด 400 ภาพ โดยการนำชุดข้อมูลภาพตัวอย่างมาฝึกสอนสร้างโมเดลจำแนกภาพถ่ายด้วยโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกคอนโวลูชัน ผลการศึกษาพบว่าผลลัพธ์ของค่าความถูกต้องของโมเดลในการตรวจสอบชุดภาพตัวอย่าง มีค่าความถูกต้องเท่ากับ 90.20% จากนั้นพัฒนาส่วนติดต่อผู้ใช้งานผ่านแอปพลิเคชันบนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ โดยแอปพลิเคชันจะเรียกใช้โมเดลผ่าน

*Corresponding Author: nattavadeeho@nu.ac.th

ชุดคำสั่งเพื่อตรวจสอบปัญหาสุขภาพจากภาพถ่ายเล็บ ผลการทดสอบพบว่าค่าความถูกต้องในการตรวจสอบปัญหาสุขภาพจากภาพถ่ายเล็บของแอปพลิเคชันประสิทธิภาพอยู่ในระดับดี มีค่าความถูกต้องเฉลี่ย 78.00% และผลการประเมินความพึงพอใจของระบบโดยผู้ใช้งานอยู่ในระดับดี ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4.09 แสดงให้เห็นว่าวิธีการและแอปพลิเคชันที่นำเสนอนี้สามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการเป็นเครื่องมือช่วยตรวจสอบปัญหาสุขภาพที่อาจจะเกิดขึ้นจากภาพถ่ายเล็บได้

คำสำคัญ: สุขภาพ, เล็บ, การจำแนกภาพ, การเรียนรู้เชิงลึก, โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน

1. บทนำ

การวิเคราะห์ปัญหาสุขภาพเป็นการตรวจหาความผิดปกติในร่างกาย ซึ่งปัจจุบันในการตรวจสุขภาพของการแพทย์ใช้การพิจารณาความคิดปกติของร่างกายเพื่อวิเคราะห์ว่าสุขภาพเป็นอย่างไร และการพิจารณาความคิดปกติของเล็บก็เป็นวิธีหนึ่งที่สามารถวิเคราะห์ปัญหาสุขภาพได้ [1] โดยเล็บ คือ ส่วนหนึ่งของร่างกายลักษณะเป็นแผ่นปกคลุมอยู่บริเวณปลายนิ้วมือนิ้วเท้า เล็บจึงเป็นอวัยวะหนึ่งที่มีความสำคัญ ลักษณะของเล็บสามารถบ่งบอกถึงสุขภาพภายในได้ [2] การตรวจลักษณะเล็บจึงเป็นแนวทางหนึ่งในการช่วยวิเคราะห์ปัญหาสุขภาพ หลักการในการตรวจสอบนั้น [3] จะเป็นการพิจารณาเล็บจากลักษณะรูปร่าง สีของเล็บ เพื่อวิเคราะห์ปัญหาสุขภาพ ซึ่งจะเป็นการตรวจสอบเบื้องต้นประเมินความเป็นไปได้ที่จะมีความเสี่ยงเป็นโรคอะไรได้บ้าง [4] ก่อนที่จะไปพบแพทย์เพื่อวินิจฉัยโดยละเอียดต่อไป แต่ปัญหาที่สำคัญคือประชาชนทั่วไปที่ไม่มีองค์ความรู้เรื่องการตรวจวินิจฉัยโรค ไม่สามารถรู้ได้ว่าเล็บที่มีลักษณะเช่นนี้เป็นโรคอะไร จึงทำให้เสียเวลาในการค้นหาจากหนังสือหรือแหล่งความรู้อื่นๆ ซึ่งไม่สามารถทำให้การตรวจวินิจฉัยโรคทำได้ทันเวลาเนื่องจากโรคบางประเภทสามารถรักษาให้หายขาดได้หากพบในระยะเริ่มแรก เช่น โรคมะเร็ง เป็นต้น

จากปัญหาดังกล่าว จะเห็นว่าการแก้ปัญหาการวิเคราะห์ปัญหาสุขภาพจากเล็บดังกล่าว โดยใช้เทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ร่วมกับเทคโนโลยีการประมวลผลภาพจะทำให้มีความรวดเร็วและตอบสนองความต้องการของผู้ใช้ที่ต้องการตรวจสอบคัดกรองเบื้องต้นได้ว่ากำลังอยู่ในความเสี่ยงที่จะเป็นโรคอะไรได้ อย่างมีประสิทธิภาพ

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงนำเสนอการพัฒนาระบบเพื่อช่วยวิเคราะห์คัดกรองความเสี่ยงโรคเบื้องต้น โดยตรวจสอบจากภาพถ่ายเล็บผ่านแอปพลิเคชันบนสมาร์ทโฟน วัตถุประสงค์ของ

การวิจัย คือ (1) เพื่อพัฒนาโมเดลจำแนกภาพถ่ายเล็บสำหรับตรวจสอบปัญหาสุขภาพ (2) เพื่อพัฒนาระบบตรวจสอบปัญหาสุขภาพจากภาพถ่ายเล็บผ่านสมาร์ทโฟนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ และ (3) เพื่อประเมินประสิทธิภาพแอปพลิเคชัน โดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ซึ่งเป็นเทคนิคที่สามารถเรียนรู้คุณลักษณะพิเศษของรูปภาพและจำแนกประเภทข้อมูลแบบอัตโนมัติ [5] โมเดลที่ได้จากงานวิจัยนี้ ถูกนำมาประยุกต์ใช้บนแอปพลิเคชันจำแนกประเภทภาพถ่ายด้วยรูปภาพจากกล้องถ่ายรูปบนสมาร์ทโฟน เพื่อใช้เป็นที่เครื่องมือตรวจสอบสุขภาพเบื้องต้นให้ผู้ใช้งาน ตรวจสอบประเมินความเสี่ยงโรคด้วยตนเองเบื้องต้น ก่อนที่จะไปพบแพทย์เพื่อวินิจฉัยโดยละเอียดต่อไป

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ลักษณะเล็บบอกสุขภาพ

ปัญหาสุขภาพมักเกิดจากความผิดปกติของร่างกายส่วนใดส่วนหนึ่งและส่งผลกระทบต่อทั้งตัว ตัวอย่างเช่น เล็บที่สามารถบ่งบอกถึงความผิดปกติของร่างกาย [1] ดังนั้นการที่เล็บมีความผิดปกติก็บ่งบอกถึงอาการของโรคที่อาจจะเกิดขึ้นได้ ในการศึกษาที่มีความสนใจที่จะจำแนกกลุ่มโรคที่สามารถบ่งบอกได้จากลักษณะของเล็บ 4 ประเภท ได้แก่ โรคไขข้ออักเสบ โรคสะเก็ดเงิน โรคมะเร็งผิวหนัง และโรคโลหิตจาง ซึ่งทั้ง 4 โรคนี้ บางครั้งมีลักษณะทางกายภาพที่คล้ายคลึงกันมาก ซึ่งถือเป็นความท้าทายที่จะทำให้ระบบคอมพิวเตอร์มีความสามารถที่จะจำแนกโรคต่างๆ จากลักษณะเล็บได้อย่างมีประสิทธิภาพ

โรคไขข้ออักเสบ (Rheumatoid) [1]-[4] เป็นภาวะที่ข้อต่อกระดูกเกิดการอักเสบ ผู้ป่วยจะมีอาการปวดข้อ บวมแดงเกิดขึ้นได้หลายส่วนในร่างกาย อาการของข้ออักเสบขนาดเล็กอย่างนิ้วมือ อาจทำให้สูญเสียแรงบีบมือ ซึ่งมีผลต่อการหยิบจับสิ่งต่างๆ นอกจากนี้ยังอาจพบความผิดปกติที่เล็บ เช่น ผิวของ

เล็บไม่เรียบเป็นหลุมเล็กๆ เล็บผิดปกติขรุขระ เล็บหนา มีขุยขาวใต้เล็บ หรือเล็บล่อนจากพื้นเล็บ เป็นต้น รูปที่ 1 แสดงตัวอย่างเล็บโรคไขข้ออักเสบ



รูปที่ 1. ตัวอย่างภาพเล็บโรคไขข้ออักเสบ

โรคสะเก็ดเงิน (Psoriasis) [1]-[4] ความผิดปกติของเล็บที่พบในโรคสะเก็ดเงิน อาจมีอาการเป็นเฉพาะที่เล็บหรือพบรอยโรคที่ผิวหนัง สาเหตุเกิดจากการแบ่งตัวของเซลล์ผิวหนังที่ผิดปกติบริเวณใต้โคนเล็บ และบริเวณใต้แผ่นเล็บ ทำให้เกิดการอักเสบและมีรอยโรคเกิดขึ้นที่แผ่นเล็บ พบได้ใต้โคนเล็บ แยกชั้น เล็บขรุขระไม่เรียบหรืออาจพบจุดขาวที่เล็บ รูปที่ 2 แสดงตัวอย่างเล็บโรคสะเก็ดเงิน



รูปที่ 2. ตัวอย่างภาพเล็บโรคสะเก็ดเงิน

โรคมะเร็งเป็นโรคที่เกิดจากความผิดปกติของเซลล์ในอวัยวะต่างๆ ของร่างกาย ส่วนโรคมะเร็งผิวหนัง (Melanoma) [1]-[4] เป็นโรคมะเร็งชนิดหนึ่ง ซึ่งพบได้น้อยแต่มีความรุนแรงมากกว่ามะเร็งผิวหนังชนิดอื่น อาการของโรค คือ ตรวจพบการหนาตัวหรือก้อนที่ผิวหนัง พบรอยจุดที่ผิวหนังและมีรอยขีดสีน้ำตาลเข้มหรือดำอยู่บริเวณเล็บ หากตรวจพบตั้งแต่ในระยะแรกก็จะรักษาให้หายได้ แต่หากล่าช้าเซลล์มะเร็งอาจแพร่กระจายไปยังส่วนอื่นๆ ของร่างกายจนทำให้ยากต่อการรักษา รูปที่ 3 แสดงตัวอย่างเล็บโรคมะเร็งผิวหนัง



รูปที่ 3. ตัวอย่างภาพเล็บโรคมะเร็งผิวหนัง

โรคโลหิตจาง (Anemia) [1]-[4] หรือภาวะซีดเป็นภาวะที่ร่างกายมีปริมาณเม็ดเลือดแดงในเลือดน้อยกว่าปกติทำให้ร่างกายออกซิเจนไปยังเซลล์และเนื้อเยื่อในอวัยวะต่างๆ น้อยลงส่งผลให้ผู้ป่วยมีอาการ เช่น เหนื่อยล้า อ่อนเพลีย ผิวน้ำซีดหรือผิวเหลือง และมีอาการตัวซีดเล็บสีซีด เป็นต้น รูปที่ 4 แสดงตัวอย่างเล็บโรคโลหิตจาง



รูปที่ 4. ตัวอย่างภาพเล็บโรคโลหิตจาง

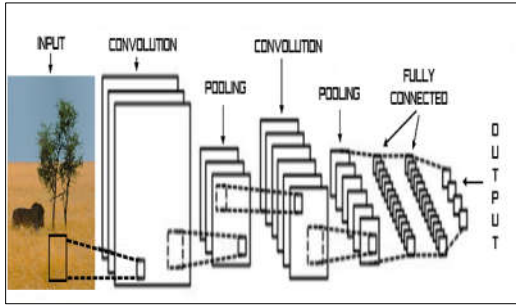
2.2 การเรียนรู้เชิงลึก

ในปัจจุบันมีเทคนิคที่ใช้ในการจำแนกภาพ (Image Classification) หลายรูปแบบ โดยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกเป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมมากในการนำมาใช้จำแนกรูปภาพ และกล่าวได้ว่าเป็นการจำแนกรูปภาพที่ทันสมัยที่สุดแบบหนึ่ง

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) [6] คือ วิธีการเรียนรู้แบบอัตโนมัติที่จำลองมาจากโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network : ANN) โดยนำระบบ ANN มาซ้อนกันหลายชั้น (Layer) และทำการเรียนรู้ข้อมูลตัวอย่างจากนั้นนำข้อมูลที่ได้ออกมาในรูปแบบ (Pattern) หรือจัดหมวดหมู่ข้อมูล (Data Classification)

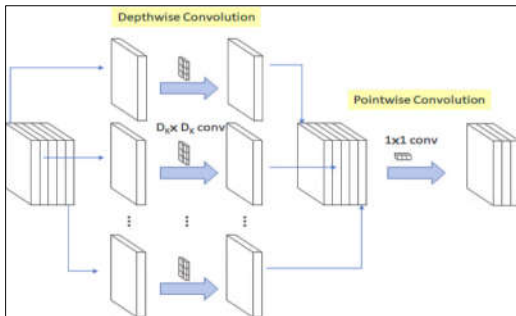
2.3 โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน

โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network: CNN) [7] เป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ซึ่งเป็นลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงลึก (Deep Learning Neural Network) โดยที่ CNN เป็นอัลกอริทึมที่เน้นใช้กับรูปภาพ โดยจะดึงจุดเด่นของภาพนั้นๆ ออกมา ส่วนการคอนโวลูชัน (Convolution) ภาพ หมายถึง การมองภาพเป็นเมตริกซ์ของพิกเซลเรียงต่อกันและจำลองการมองเห็นของมนุษย์ที่มองพื้นที่เป็นพื้นที่ย่อยๆ หรือนำมาจำแนก (Classification) และนำกลุ่มของพื้นที่ย่อยๆ มาผสานกันเพื่อดูว่าสิ่งที่เห็นอยู่เป็นสิ่งใด



รูปที่ 5. แสดงสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน

งานวิจัยนี้เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันแบบ MobileNet ซึ่งเป็นโครงข่ายการเรียนรู้ที่ถูกรออกแบบมาสำหรับงานที่มีทรัพยากรจำกัด ใช้พลังงานในการประมวลผลไม่มาก โมเดลมีขนาดเล็ก มีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลรูปภาพได้รวดเร็วเมื่อนำโมเดลไปใช้งานบนโทรศัพท์มือถือ ดังแสดงในงานวิจัยของ [8]



รูปที่ 6. แสดงสถาปัตยกรรมของ MobileNet

2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ปัจจุบันเทคโนโลยีด้านการเรียนรู้เชิงลึกมีการพัฒนาไปอย่างมากจนทำให้คอมพิวเตอร์สามารถจำแนกภาพถ่ายได้ด้วยการเรียนรู้จากภาพ และในช่วงทศวรรษที่ผ่านมาได้มีนักวิจัยหลายท่านได้ทำการวิจัยเกี่ยวกับการจำแนกรูปภาพทางการแพทย์ ตัวอย่างเช่น งานวิจัยของ Orlando และคณะ [9] นำเสนอวิธีการตรวจหารอยแดงที่ตา ซึ่งอาจจะบ่งบอกถึงโรคเบาหวาน โดยอาศัยหลักการเรียนรู้เชิงลึกด้วยโครงข่ายประสาทเทียม CNN ร่วมกับหลักการ Domain Knowledge ผลลัพธ์ที่ได้พบว่ากรรวมวิธีการทั้งสองเข้าด้วยกันให้ผลลัพธ์การตรวจหารอยแดงที่ตาได้ดีกว่าการแยกกัน

Metkarunchit และ Charoenpojvajara [10] ศึกษาเรื่อง การตรวจหา Covid-19 โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกกับภาพซีทีสแกนประยุกต์ใช้ Mask RCNN เพื่อทำนายส่วนบริเวณเนื้อเยื่อที่ได้รับผลกระทบจากไวรัสจากภาพถ่ายซีทีสแกนบริเวณทรวงอก ผลการทดสอบโมเดลนี้มีความถูกต้องเท่ากับ 89.00%

งานวิจัยของ Chin และคณะ [11] ได้นำเสนอระบบตรวจจับโรคหลอดเลือดสมองขาดเลือดในระยะแรกแบบอัตโนมัติ โดยใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึกแบบ CNN ระบบจะประมวลผลภาพซีทีสแกนของสมอง ผลการทดลองพบว่าอัตราความถูกต้องของขั้นตอนการ Train คือ 97.65%

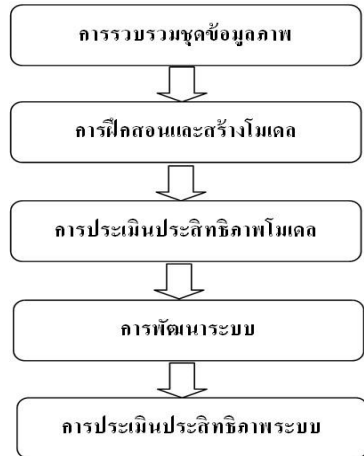
งานวิจัย Que และคณะ [12] ใช้การเรียนรู้เชิงลึกสร้างโมเดลที่เรียกว่า CardioXNet เพื่อวินิจฉัยโรคหัวใจจากภาพถ่ายรังสีทรวงอก ผลการศึกษาพบว่าโมเดลนี้มีความถูกต้องเท่ากับ 93.75%

Lamsamut และ Valuvanathorn [13] ศึกษาการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน สำหรับการจำแนกภาพซีทีสแกนโรคหลอดเลือดสมอง โดยใช้ชุดข้อมูลภาพ 3 ประเภท ได้แก่ ภาพผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองตีบ ภาพผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองแตก และภาพหลอดเลือดสมองปกติ ผลการทดลองพบว่าได้ค่าความถูกต้อง 92.60%

3. วิธีการดำเนินการ

งานวิจัยนี้ดำเนินการวิจัยโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาโมเดลจำแนกกลุ่มโรคที่สามารถบ่งบอกได้จากลักษณะของเส้นด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก และพัฒนาระบบตรวจสอบปัญหาสุขภาพจากภาพถ่ายเส้นผ่านสมาร์ทโฟน โดยวิธีการดำเนินการวิจัย ได้แบ่งขั้นตอนการทำงานออกเป็น 5 ขั้นตอน ได้แก่ (1) การเก็บรวบรวมชุดข้อมูลภาพ (2) การฝึกสอนและสร้างโมเดล (3) การประเมินประสิทธิภาพโมเดล (4) การพัฒนาระบบ และ (5) การประเมินประสิทธิภาพระบบ ดังรูปที่ 7 สามารถอธิบายรายละเอียดในแต่ละขั้นตอน ได้ดังนี้

การศึกษานี้มีความสนใจที่จะจำแนกกลุ่มโรคที่สามารถบ่งบอกได้จากลักษณะของเส้น 4 ประเภท ได้แก่ โรคไขข้ออักเสบ โรคสะเก็ดเงิน โรคเมะเร็งผิวหนัง และโรคโลหิตจาง เนื่องจากทั้ง 4 โรคนี้บางครั้งมีลักษณะทางกายภาพที่คล้ายคลึงกันมาก ซึ่งถือเป็นความท้าทายที่จะทำให้ระบบคอมพิวเตอร์ มีความสามารถที่จะจำแนกโรคต่างๆ จากลักษณะเส้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ



รูปที่ 7. แสดงขั้นตอนการดำเนินงาน

3.1 การเก็บรวบรวมชุดข้อมูลภาพ

การเก็บรวบรวมข้อมูลและเตรียมข้อมูล (รูปภาพ) ข้อมูลส่วนหนึ่งเก็บรวบรวมในจังหวัดพิษณุโลกจากกล้องโทรศัพท์มือถือสมาร์ทโฟน แต่ข้อมูลภาพที่รวบรวมได้มีจำนวนน้อยไม่เพียงพอ จึงค้นหาเพิ่มเติมจากเว็บไซต์ที่เป็นแหล่งแจกจ่ายรูปที่อนุญาตให้ใช้ได้ โดยรวบรวมรูปภาพสำหรับจำแนกกลุ่มโรคที่สามารถบ่งบอกได้จากลักษณะของเล็บ 5 ประเภท ได้แก่ โรคไขข้ออักเสบ โรคสะเก็ดเงิน โรคมะเร็งผิวหนัง โรคโลหิตจาง และภาพเล็บปกติ ความละเอียดภาพ 224x224 พิกเซล จากนั้นให้ผู้เชี่ยวชาญทางการแพทย์ตรวจสอบความถูกต้องของรูปภาพให้ตรงกับประเภทโรคต่างๆ ดังตัวอย่างในรูปที่ 8 จำนวนรูปภาพที่ผ่านการตรวจสอบมีจำนวน 400 ภาพ ดังตารางที่ 1 จากนั้นนำมาแบ่งด้วยวิธีสุ่มเพื่อใช้เป็นชุดข้อมูลฝึกสอน และชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 320 และ 80 ภาพ ตามลำดับ



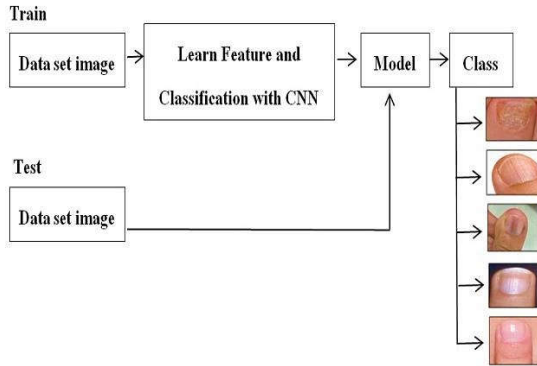
รูปที่ 8. ตัวอย่างชุดข้อมูลภาพในแต่ละประเภท

ตารางที่ 1. จำนวนชุดข้อมูลภาพเล็บแต่ละประเภท

ประเภทของภาพเล็บ	จำนวนรูปภาพ		รวม
	Train	Test	
ไขข้ออักเสบ (Rheumatoid)	64	16	80
สะเก็ดเงิน (Psoriasis)	64	16	80
มะเร็งผิวหนัง (Melanoma)	64	16	80
โลหิตจาง (Anemia)	64	16	80
ปกติ (Normal)	64	16	80
รวม	320	80	400

3.2 การฝึกสอนและสร้างโมเดล

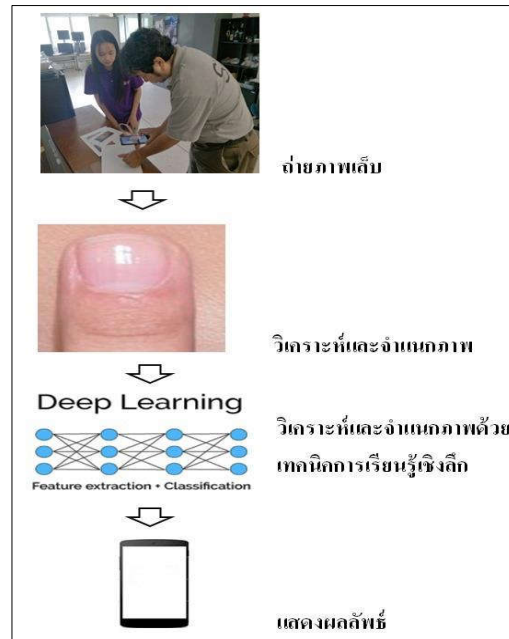
การฝึกสอนและสร้างโมเดลจำแนกกลุ่มโรคประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกแบบโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน (CNN) เครื่องมือในการฝึกสอนสร้างโมเดล ได้แก่ ภาษา Python และไลบรารีมาตรฐานสำหรับการเรียนรู้เชิงลึกที่มีชื่อว่า TensorFlow ซึ่งไลบรารีนี้จะทำการแบ่งชุดข้อมูลรูปภาพจำนวน 400 รูปออกเป็นสองส่วนคือชุดข้อมูลฝึกสอน (Training Data) และข้อมูลทดสอบ (Testing Data) โดยในแต่ละครั้งที่ทดสอบการเรียนรู้ของโมเดล โปรแกรมจะทำการแบ่งข้อมูลออกมาเป็นข้อมูลฝึกสอนจำนวน 80% และข้อมูลทดสอบจำนวน 20% ของข้อมูลทั้งหมดโดยประมาณ นอกจากนี้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันยังสามารถเรียนรู้และจำแนก (Learn Feature & Classification) เองได้โดยที่จำเป็นต้องสร้าง Feature Extraction ขั้นตอนการฝึกสอนและสร้างโมเดลดังรูปที่ 9 การฝึกสอนและสร้างโมเดลจะดำเนินการทั้งหมดจำนวน 500 รอบ ดังแสดงในรูปที่ 10 เมื่อทำการฝึกสอนจนครบแล้วจะได้ไฟล์โมเดลจำนวน 2 ไฟล์ ได้แก่ retrained_graph.pb และ retrained_labels.txt ซึ่งเป็นไฟล์ที่จะนำไปใช้สร้างระบบต่อไป



รูปที่ 9. แสดงขั้นตอนการจำแนกประเภทของรูปภาพ

```
INFO:tensorflow:2020-09-29 09:30:31.720673: Step 499
INFO:tensorflow:2020-09-29 09:30:31.720673: Step 499
INFO:tensorflow:2020-09-29 09:30:31.804956: Step 499
INFO:tensorflow:final test accuracy = 90.2% (N=82)
```

รูปที่ 10. แสดงตัวอย่างการเทรนโมเดล



รูปที่ 11. แสดงขั้นตอนการทำงานของแอปพลิเคชัน

3.3 การประเมินประสิทธิภาพโมเดล

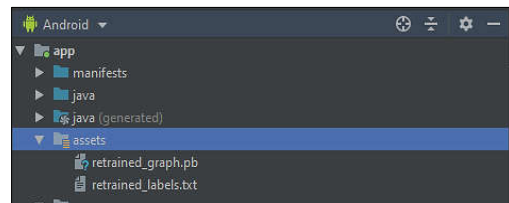
การประเมินประสิทธิภาพ โมเดลในงานวิจัยนี้ใช้การวัดค่าความถูกต้อง (Accuracy) ในการจำแนกประเภทภาพ ซึ่งเป็นค่าที่ได้จากวิธีการทดสอบเพื่อหาค่าพยากรณ์ความถูกต้องของข้อมูล โดยคิดเป็นค่าร้อยละ ใช้สูตรคำนวณดังสมการที่ 1 [14]

$$Accuracy = \left(\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \right) \times 100 \quad (1)$$

โดย TP คือ คลาสบอกว่าจริงและทำนายว่าจริง TN คือ คลาสบอกว่าไม่จริงและทำนายว่าไม่จริง FP คือ คลาสบอกว่าจริงและทำนายว่าไม่จริง FN คือ คลาสบอกว่าไม่จริงและทำนายว่าจริง

3.4 การพัฒนาระบบ

การออกแบบและพัฒนาระบบเป็นขั้นตอนของการนำโมเดลจำแนกภาพที่ได้ไปพัฒนาส่วนติดต่อผู้ใช้ในรูปแบบแอปพลิเคชันบนสมาร์ตโฟนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ เพื่อให้ง่ายและสะดวกต่อการใช้งาน โดยดำเนินการออกแบบขั้นตอนการทำงานของแอปพลิเคชัน ดังรายละเอียดในรูปที่ 11



รูปที่ 12. ตัวอย่างการนำโมเดลเข้าใช้งานบน Android Studio

เครื่องมือในการพัฒนาระบบใช้โปรแกรม Android Studio และภาษา JAVA โดยการนำไฟล์โมเดลไปไว้ในโปรเจกต์ที่สร้างด้วยโปรแกรม Android Studio (รูปที่ 12) การทำงานของระบบจะสามารถถ่ายภาพเล็บด้วยกล้องสมาร์ตโฟน จากนั้นทำการประมวลผลและจำแนกภาพด้วยโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกที่ได้ฝึกสอนไว้เพื่อตรวจสอบรูปภาพ หลังจากนั้นระบบจะแสดงผลลัพธ์ด้วยการวิเคราะห์จำแนกกลุ่มโรคที่ตรวจพบพร้อมแสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่หน้าจอแอปพลิเคชัน

3.5 การประเมินประสิทธิภาพระบบ

การประเมินประสิทธิภาพระบบ ดำเนินการประเมินประสิทธิภาพการจำแนกกลุ่มโรคจากภาพเล็บของแอปพลิเคชันและประเมินผลความพึงพอใจจากผู้ใช้ โดยได้ทำการติดตั้งแอปพลิเคชันบนสมาร์ตโฟน จากนั้นทำการทดสอบประสิทธิภาพ

แอปพลิเคชัน โดยให้กลุ่มตัวอย่างทดลองใช้งานและประเมินผลระบบ คำเนินการสรุปผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบ ด้วยการหาค่าความถูกต้อง ค่าเฉลี่ยและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

4. ผลการทดลอง

เพื่อหาประสิทธิภาพของระบบ งานวิจัยนี้ได้แบ่งการทดลองไว้ 3 ส่วน ส่วนแรกเป็นการทดสอบหาประสิทธิภาพของโมเดล ด้วยการหาค่าความถูกต้องของการเรียนรู้ภาพ ส่วนที่ 2 ทดสอบประสิทธิภาพการจำแนกภาพตามกลุ่มของโรคต่างๆ ของแอปพลิเคชัน และส่วนที่ 3 ประเมินการใช้ระบบกับผู้ใช้งาน มีรายละเอียดดังนี้

4.1 ผลการทดสอบประสิทธิภาพโมเดล

ผลการทดสอบประสิทธิภาพโมเดลที่ได้จากการนำรูปภาพ 400 ภาพมาทำการเรียนรู้กับโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ซึ่งงานวิจัยนี้ทดลองเปรียบเทียบโมเดลการเรียนรู้แบบ MobileNet จำนวน 3 แบบ ได้แก่ MobileNet 0.50, MobileNet 0.75 และ MobileNet 1.0 ที่ให้ค่าความแม่นยำสูง [8] มีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลรูปภาพได้เร็ว ไฟล์โมเดลขนาดเล็ก สามารถนำไปใช้งานได้บนสมาร์ตโฟน โดยกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลองดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2. การกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลอง

ชื่อพารามิเตอร์	ค่าที่กำหนด
ขนาดรูปภาพนำเข้า (Input Size)	224x224 พิกเซล
จำนวนรอบในการฝึกสอน (Epoch)	500 รอบ
อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)	0.001

ตารางที่ 3. แสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ โมเดล

Model	Loss (%)	Accuracy (%)
MobileNet 1.0	9.80	90.20
MobileNet 0.75	12.20	87.80
MobileNet 0.50	10.80	89.20

ในการฝึกสอนโมเดลได้ทำการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดล 3 แบบ เพื่อศึกษาว่าโมเดลใดมีประสิทธิภาพ

ภาพที่ดีที่สุด รายละเอียดผลการทดลองดังตารางที่ 3 ซึ่งจากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลบนชุดข้อมูลฝึกสอน พบว่าโมเดล MobileNet 1.0 ได้ค่าความถูกต้องมากที่สุด คือ 90.20% รองลงมา คือ MobileNet 0.50 และ MobileNet 0.75 ได้ค่าความถูกต้องเท่ากับ 89.20%, 87.80% ตามลำดับ ดังนั้นงานวิจัยจึงเลือกใช้โมเดล MobileNet 1.0 ซึ่งได้ค่าความถูกต้องมากที่สุด

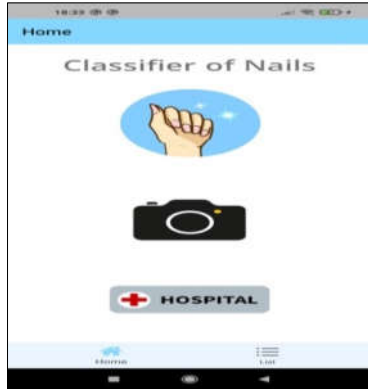
ตารางที่ 4. ผลการทดสอบโดยใช้โมเดล MobileNet 1.0

Category	Loss (%)	Accuracy (%)
ไขข้ออักเสบ	1.00	99.00
สะเก็ดเงิน	9.00	91.00
มะเร็งผิวหนัง	0.00	100.00
โลหิตจาง	10.00	90.00
ปกคิ	29.00	71.00
ค่าความถูกต้องเฉลี่ย		90.20

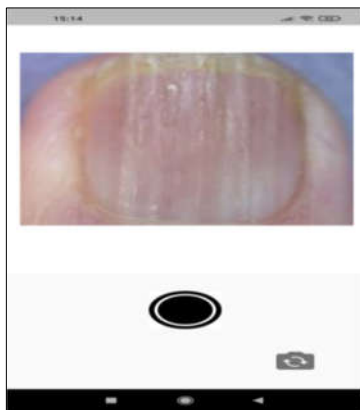
จากตารางที่ 4 แสดงผลการสร้างโมเดลเพื่อจำแนกกลุ่มโรค โดยการทดลองแสดงค่าความถูกต้อง (Accuracy) และค่าความผิดพลาด (Loss) ในการจำแนก เมื่อพิจารณาในแต่ละประเภทพบว่า การจำแนกภาพเล็บ โรคมะเร็งผิวหนังมีค่าความถูกต้องของการจำแนกสูงกว่าประเภทอื่น คือ 100.00% การจำแนกภาพเล็บปกคิมีความถูกต้องน้อยที่สุด คือ 71.00% ผลลัพธ์ค่าความถูกต้องเฉลี่ยการจำแนกภาพทั้ง 5 ประเภทของโมเดลเท่ากับ 90.20% ซึ่งมีประสิทธิภาพความถูกต้องอยู่ในระดับดี ดังนั้นจึงนำโมเดลนี้ไปประยุกต์ใช้ในการพัฒนาแอปพลิเคชันวิเคราะห์จำแนกกลุ่มโรคจากภาพถ่ายเล็บต่อไป

4.2 ผลการพัฒนาแอปพลิเคชัน

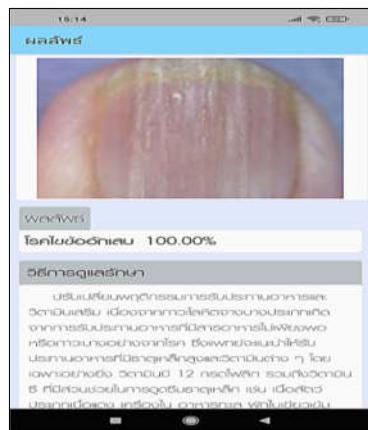
ผลการพัฒนาแอปพลิเคชันวิเคราะห์จำแนกกลุ่มโรคจากภาพถ่ายเล็บ แสดงรายละเอียดแอปพลิเคชันดังนี้ หน้าจอหลักแอปพลิเคชันแสดงดังรูปที่ 13 เมื่อผู้ใช้เลือกเมนูถ่ายภาพ ผู้ใช้งานต้องใช้กล้องสมาร์ตโฟนถ่ายภาพเล็บ ดังรูปที่ 14 จากนั้นแอปพลิเคชันจะเรียกใช้การประมวลผลจากโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกที่ได้ฝึกสอนไว้เพื่อวิเคราะห์ภาพเล็บและแสดงผลลัพธ์โรคที่สามารถวิเคราะห์ได้จากลักษณะเล็บทางหน้าจอพร้อมเปอร์เซ็นต์ค่าความถูกต้อง (รูปที่ 15)



รูปที่ 13. หน้าจอหลักแอปพลิเคชัน



รูปที่ 14. หน้าจอการถ่ายรูป



รูปที่ 15. หน้าจอผลลัพธ์

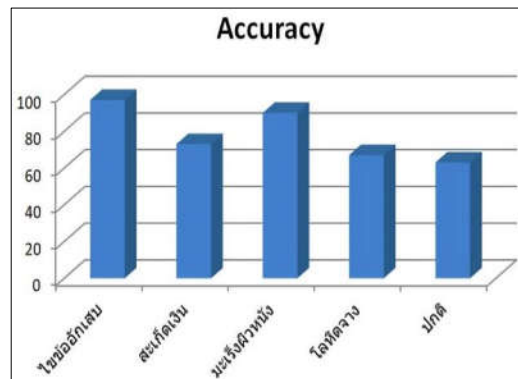
การตรวจสอบประสิทธิภาพของแอปพลิเคชัน โดยการทดสอบการจำแนกภาพกลุ่มโรคจากภาพเล็บ 5 ประเภท ประเภทละ 30 ภาพ ชุดข้อมูลภาพทดสอบในขั้นตอนี้รวบรวมจากเว็บไซต์ที่เป็นแหล่งแจกจ่ายรูปที่อนุญาตให้ใช้ได้ การ

ทดสอบแอปพลิเคชันใช้ตัวชี้วัด คือ ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ใช้สมการดังนี้

$$\text{Accuracy} = \left(\frac{\text{No. of Correct Classify}}{\text{No. of Total Classify}} \right) \times 100 \quad (2)$$

ตารางที่ 5. แสดงผลการทดสอบการใช้งานแอปพลิเคชัน

Category	จำแนกถูกต้อง	จำแนกผิดพลาด	Accuracy (%)
ไขข้ออักเสบ	29	1	97.00
สะเก็ดเงิน	22	8	73.00
มะเร็งผิวหนัง	27	3	90.00
โลหิตจาง	20	10	67.00
ปกติ	19	11	63.00
ค่าความถูกต้องเฉลี่ย			78.00



รูปที่ 16. กราฟแสดงค่าความถูกต้องในการจำแนกภาพของแอปพลิเคชัน

จากตารางที่ 5 และรูปที่ 16 แสดงผลการทดสอบประสิทธิภาพการจำแนกภาพของแอปพลิเคชัน โดยสรุปค่าเฉลี่ยความถูกต้องในการจำแนกภาพโรคจากลักษณะเล็บเท่ากับ 78.00% ซึ่งมีประสิทธิภาพความถูกต้องอยู่ในระดับดี โรคที่แอปพลิเคชันสามารถทำนายได้ถูกต้องมากที่สุดได้แก่โรคไขข้ออักเสบ ส่วนประเภทภาพที่ทำนายได้ถูกต้องต่ำที่สุดได้แก่ ภาพเล็บปกติ ซึ่งการจำแนกภาพเล็บที่ผิดพลาดเนื่องจากภาพเล็บปกติ มีลักษณะสีและรูปร่างของเล็บคล้ายคลึงกับภาพเล็บโรคโลหิตจาง จึงทำให้มีบางรูปภาพของภาพเล็บปกติถูกจำแนกโรคผิดเป็นภาพเล็บโรคโลหิตจาง จึงทำให้ภาพเล็บปกติมีความถูกต้องต่ำกว่าภาพโรคอื่นๆ ในทางตรงกันข้ามภาพเล็บโรคไขข้ออักเสบ มีลักษณะที่แตกต่างจากโรคอื่นๆ อย่างชัดเจน

จึงทำให้โมเดลสามารถรู้จำลักษณะของโรคได้อย่างถูกต้อง แม่นยำมากกว่าโรคนิคมอื่น ๆ

4.3 ผลการประเมินการใช้งานระบบ

ผลการประเมินการใช้งานระบบวิเคราะห์โรคจากภาพถ่ายเล็บ ได้นำไปทดสอบการใช้งาน ซึ่งกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการศึกษา ความพึงพอใจ ได้แก่ ผู้เชี่ยวชาญด้านการแพทย์จำนวน 1 คน ผู้เชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีจำนวน 3 คน และกลุ่มผู้ใช้ทั่วไป จำนวน 26 คน รวมจำนวน 30 คน โดยวิเคราะห์จากแบบสอบถามเพื่อศึกษาความพึงพอใจของกลุ่มตัวอย่าง สถิติที่ใช้ในการวิจัยได้แก่ ค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน แบ่งระดับการให้คะแนนจากน้อยที่สุดไปหามากที่สุด (ระดับ 1 ถึง 5) ระดับคุณภาพวัดจากค่าเฉลี่ยของข้อมูลโดยมีความหมายดังนี้

4.51-5.00 ดีมาก	3.51-4.50 ดี
2.51-3.50 ปานกลาง	1.51-2.50 พอใช้
1.00-1.50 ควรปรับปรุง	

และจากการนำระบบไปให้กลุ่มตัวอย่างประเมินความพึงพอใจ ผลการประเมินมีรายละเอียดดังตารางที่ 6

ตารางที่ 6. แสดงผลการประเมินการใช้งานระบบ

รายการประเมิน	Mean	S.D.	การแปลผล
1.ด้านตรงตามความต้องการของผู้ใช้ (Functional Requirement Test)	4.07	0.51	ดี
2.ด้านการทำงานได้ตามฟังก์ชันงาน (Functional Test)	4.13	0.67	ดี
3.ด้านความสะดวกและง่ายต่อการใช้งาน (Usability Test)	4.27	0.44	ดี
4.ด้านความน่าเชื่อถือของระบบ (Reliability Test)	3.90	0.30	ดี
ค่าเฉลี่ย	4.09	0.48	ดี

จากตารางที่ 6 ผลการประเมินความพึงพอใจการใช้งานระบบของกลุ่มตัวอย่างที่มีต่อระบบที่พัฒนาขึ้น พบว่าภาพรวมความคิดเห็นของกลุ่มตัวอย่างต่อระบบวิเคราะห์โรคจาก

ภาพถ่ายเล็บอยู่ในเกณฑ์ระดับดี มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4.09 และค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D.) เท่ากับ 0.48

กลุ่มตัวอย่างมีความพึงพอใจมากที่สุดในด้านความสะดวกและง่ายต่อการใช้งาน ค่าเฉลี่ย 4.27 รองลงมาได้แก่ ด้านการทำงานได้ตามฟังก์ชันงาน และด้านตรงตามความต้องการของผู้ใช้ ค่าเฉลี่ย 4.13, 4.07 ตามลำดับ

5. สรุปและอภิปรายผล

การศึกษานี้เป็นส่วนหนึ่งของการพยายามที่จะพัฒนาระบบวิเคราะห์โรคเบื้องต้นจากภาพถ่ายเล็บด้วยการประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกแบบโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันสำหรับการจำแนกภาพ ซึ่งสามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการช่วยคัดกรองความเสี่ยงการเกิดโรคจากลักษณะเล็บได้ด้วยตัวเองอย่างมีประสิทธิภาพและสะดวกรวดเร็ว การศึกษานี้ใช้ชุดข้อมูลภาพถ่ายของเล็บ 5 ประเภท ได้แก่ ภาพเล็บโรคไขข้ออักเสบ (Rheumatoid) ภาพเล็บโรคสะเก็ดเงิน (Psoriasis) ภาพเล็บโรคมะเร็งผิวหนัง (Melanoma) ภาพเล็บโรคโลหิตจาง (Anemia) และภาพเล็บปกติ (Normal) เครื่องมือในการฝึกสอนและสร้างโมเดลใช้ภาษา Python และไลบรารี TensorFlow เพื่อทำการจำแนกภาพตามกลุ่มของโรคต่างๆ ผลการทดลองจากตารางที่ 3 แสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลแต่ละวิธี พบว่าโมเดลการเรียนรู้แบบ MobileNet 1.0 มีค่าความถูกต้องสูงสุดเท่ากับ 90.20% สอดคล้องกับงานวิจัยของ [8] ซึ่งพบว่าโมเดลที่สร้างขึ้นโดยใช้โครงข่ายแบบ MobileNet 1.0 มีความสามารถในการจำแนกภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงที่สุด ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงนำโมเดลที่ได้จากโครงข่ายการเรียนรู้แบบ MobileNet 1.0 ไปใช้พัฒนาส่วนติดต่อผู้ใช้งานในรูปแบบแอปพลิเคชันบนสมาร์ตโฟนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์

ในขั้นตอนการตรวจสอบประสิทธิภาพของแอปพลิเคชันซึ่งวัดจากร้อยละความถูกต้องของการจำแนกภาพจำนวนประเภทละ 30 ตัวอย่าง พบว่าแอปพลิเคชันสามารถจำแนกภาพตามกลุ่มของโรคต่างๆ คิดเป็นร้อยละความถูกต้องเฉลี่ย 78.00% ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่าแอปพลิเคชันสามารถจำแนกภาพโรคได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ส่วนผลการประเมินค่าความถูกต้องในการจำแนกภาพแต่ละประเภท (ตารางที่ 5) พบว่าการจำแนกภาพเล็บโรคไขข้ออักเสบ มีค่าความถูกต้องสูงสุด 97.00% ส่วนผลการจำแนกภาพเล็บปกติ มีค่าความถูกต้องต่ำที่สุด ค่าความถูกต้อง 63.00%

สาเหตุที่การจำแนกภาพเล็บปกติ มีผลลัพธ์ค่าความถูกต้องค่อนข้างน้อย เนื่องจากชุดข้อมูลภาพที่นำมาฝึกสอนของภาพเล็บปกติและภาพเล็บโรคโลหิตจาง มีลักษณะสีและรูปทรงของเล็บค่อนข้างคล้ายคลึงกัน ทำให้มีบางรูปภาพของภาพเล็บปกติถูกจำแนกโรคผิดเป็นภาพเล็บโรคโลหิตจาง จึงทำให้ภาพเล็บปกติมีความถูกต้องต่ำกว่าภาพโรคอื่นๆ นอกจากนี้จากการทดสอบประสิทธิภาพแอปพลิเคชันบนสมาร์ตโฟนยังพบว่า ความถูกต้องของการจำแนกภาพลดลงจากขั้นตอนการสร้างโมเดล (ตารางที่ 4 และตารางที่ 5) สาเหตุเนื่องมาจากภาพที่นำไปใช้ในการฝึกสอนมีการควบคุมสภาวะแวดล้อม เช่น แสงพื้นหลัง แต่เมื่อถ่ายภาพจากกล้องสมาร์ตโฟน ซึ่งไม่สามารถควบคุมสภาวะแวดล้อมเหมือนขั้นตอนการฝึกสอนได้ จึงทำให้การถ่ายภาพในช่วงเวลาที่มีแสงสว่างมากหรือเกิดการสะท้อนแสง จะส่งผลให้โมเดลประมวลผลภาพผิดพลาดและค่าความถูกต้องการจำแนกภาพจะลดลง ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ [15] ที่พบว่าแสงสะท้อนจากภาพถ่ายมีผลต่อการประมวลผลภาพของโมเดลการเรียนรู้เชิงลึก

ในส่วนของประเมินความพึงพอใจจากผู้ใช้งาน ซึ่งประกอบด้วยกลุ่มตัวอย่างจำนวน 30 คน ผลการวิเคราะห์ระดับความพึงพอใจโดยรวมสรุปได้ว่า แอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้นสามารถใช้งานได้มีประสิทธิภาพและมีความพึงพอใจอยู่ในระดับดี มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4.09 แสดงว่าแอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้นนี้สามารถนำไปใช้เป็นเครื่องมือตรวจสอบปัญหาสุขภาพโดยใช้ภาพถ่ายเล็บ ซึ่งจะช่วยให้ผู้ใช้งานสามารถตรวจสอบคัดกรองความเสี่ยงโรคด้วยตนเองเบื้องต้นได้ทันทีก่อนที่จะไปพบแพทย์เพื่อวินิจฉัยโดยละเอียดต่อไป

ข้อเสนอแนะในการดำเนินงานวิจัยต่อไปในอนาคตมีดังนี้ เพื่อให้ระบบสามารถใช้งานได้หลากหลายจำเป็นต้องมีข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนที่หลากหลายและมีจำนวนเพียงพอที่จะใช้แทนกลุ่มข้อมูลได้ทุกกลุ่ม ประสิทธิภาพของระบบการจำแนกภาพสามารถปรับปรุงได้ โดยการปรับปรุงกระบวนการเตรียมข้อมูล เพื่อให้โมเดลการเรียนรู้สามารถดึงคุณลักษณะเด่นของโรคให้เกิดความแตกต่างระหว่างข้อมูลโรคแต่ละประเภทให้เพิ่มมากขึ้น จะทำให้ระบบสามารถจำแนกภาพอย่างมีประสิทธิภาพเพิ่มมากยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] M. Ngarun, "Fingernails tell disease," Bangkok: Samit Press, 2006.
- [2] P. Asavanon, "Look at the nails to tell the disease," *Chulalongkorn Hospital*, 2020. [Online]. Available: [https://chulalongkornhospital.go.th/kcmh/line/Look at the nails to tell the disease](https://chulalongkornhospital.go.th/kcmh/line/Look%20at%20the%20nails%20to%20tell%20the%20disease). [Accessed Oct. 5, 2020].
- [3] Institute of Dermatology, "Nails Disease," *Institute of Dermatology*, 2020. [Online]. Available: <https://www.hfocus.org/content/2018/01/15247> [Accessed Sep. 20, 2020].
- [4] A. Rasminsky, "What These 8 Fingernail Signs Say About Your Health," *Healthline*, 2020. [Online]. Available: <https://www.healthline.com/health/beauty-skin-care/healthy-nails#improve-nail-health> [Accessed Sep. 23, 2020].
- [5] K. Gopalakrishnan, S. Khaitan, A. Choudhary, and A. Agrawal, "Deep Convolutional Neural Networks with Transfer Learning for Computer Vision-based Data-driven Pavement Distress Detection," *Construction and Building Materials*, vol. 157, pp. 322-330, 2017.
- [6] Z. Q. Zhao, P. Zheng, S. T. Xu, and X. Wu, "Object detection with deep learning: A review," *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, pp. 3212-3232, 2019.
- [7] G. Lin, and W. Shen, "Research on Convolutional Neural Network based on Improved Relu - piecewise Activation Function," *Procedia Computer Science*, vol. 131, pp. 977-984, 2018.
- [8] A. Howard *et al.*, "Mobilenets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications," *arXiv preprint arXiv:1704.04861*, 2017.
- [9] J. Orlando, E. Prokofyeva, M. Fresno and B. Blaschko, "An Ensemble Deep Learning based Approach for Red Lesion Detection in Fundus Images," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol.153, pp. 115-127, 2018.

- [10] T. Metkarunchit and K. Charoenpojvajana, "Detection of COVID-19 using Deep Learning with Images," *TNI Journal of Engineering and Technology*, vol. 8, no. 2, pp. 8-17, 2020.
- [11] C. Chin, B. Lin, and G. Wu, "An Automated Early Ischemic Stroke Detection System using CNN Deep Learning Algorithm," IEEE 8th International Conference on Awareness Science and Technology, pp. 368-372, 2017.
- [12] Q. Que, Z. Tang, et al., "CardioXNet: Automated Detection for Cardiomegaly Based on Deep Learning," 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 612-615, 2018.
- [13] N. Lamsamut and S. Valuvanathorn, "Stroke Disease Classification on Computerized Tomography Scan Images Using Convolutional Neural Network," The 17th National Conference on Computing and Information Technology, pp. 43-48, 2021.
- [14] S. Phimpisan and N. Sriwiboon, "Image Processing for Fundus Image Classification using Deep Learning," *Journal of Information Science and Technology*, vol. 10, no. 2, pp. 19-25, 2020.
- [15] R. Petagon and O. Pantho, "Drone for Detecting Forest Fires using Deep Learning Technique," *Sripatum Review of Science and Technology*, vol. 12, no. 1, pp. 65-78, 2020.