

ระบบวิเคราะห์สายพันธุ์อะโวคาโดด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกผ่านสมาร์ทโฟน Avocado Species Classification System Using Deep Learning Technique via Smartphone

ณัฐวดี หงษ์บุญมี* และ นันทวดี บุญสอาด

Nattavadee Hongboonmee* & Nantawadee Bunsaoad

ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Department of Computer Science and Information Technology, Faculty of Science,
Naresuan University

Submitted 5/10/2022 ; Revised 18/11/2022 ; Accepted 28/11/2022

บทคัดย่อ

อะโวคาโดเป็นผลไม้ที่มีราคาสูงกว่าผลไม้ทั่วไปเล็กน้อย โดยมูลค่าขึ้นอยู่กับสายพันธุ์ของอะโวคาโด แต่กระบวนการตรวจสอบสายพันธุ์อะโวคาโดมีความยากและซับซ้อนจำเป็นต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญในงานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอการพัฒนาระบบวิเคราะห์สายพันธุ์อะโวคาโดโดยพิจารณาจากลักษณะทางกายภาพที่ปรากฏให้เห็นบนรูปภาพด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึกในรูปแบบแอปพลิเคชันบนสมาร์ทโฟน ขั้นตอนการวิจัยเริ่มจากการรวบรวมข้อมูลภาพอะโวคาโดจำนวน 3 สายพันธุ์ ได้แก่ ปีเตอร์สัน บัคคาเนียและบูท 7 พัฒนาแบบจำลองด้วยโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันร่วมกับชุดคำสั่งไลบรารีเทนเซอร์โฟล และภาษาไพทอน วัดประสิทธิภาพแบบจำลองด้วยค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำและค่าความระลึก จากนั้นนำแบบจำลองมาพัฒนาระบบ โดยใช้เครื่องมือ ได้แก่ โปรแกรมแอนดรอยด์สตูดิโอ ขั้นตอนสุดท้ายคือการตรวจสอบประสิทธิภาพของระบบ วิเคราะห์ข้อมูลด้วยค่าความแม่นยำในการจำแนก จากผลการวิจัยพบว่า การใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อสร้างแบบจำลองได้ค่าประสิทธิภาพการจำแนกที่สูง โดยแบบจำลอง 1.0 MobileNet-224 สามารถทำงานได้อย่างถูกต้องแม่นยำสูงสุด ได้ค่าความถูกต้อง 97.10% ค่าความแม่นยำ 97.20% และค่าความระลึก 97.10% ผลการทดสอบระบบผ่านแอปพลิเคชันบนสมาร์ทโฟนพบว่า ระบบสามารถจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโดจากข้อมูลทดสอบได้อย่างแม่นยำ อัตราความแม่นยำเฉลี่ยในการจำแนกเท่ากับ 84.45% จากผลการทดลองทั้งหมดแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่นำเสนอสามารถวิเคราะห์สายพันธุ์อะโวคาโดได้อย่างมีประสิทธิภาพ และช่วยในการตรวจสอบสายพันธุ์อะโวคาโดได้อย่างเหมาะสม

คำสำคัญ: อะโวคาโด การจำแนกภาพ การเรียนรู้เชิงลึก โมบายเน็ต

***ผู้ประสานงานหลัก (Corresponding Author)**

E-mail: nattavadeeho@nu.ac.th

Abstract

Avocado is a fruit that is slightly more expensive than other fruits, depending on the species. Nevertheless, the identification of avocado species is a very complex and difficult process, suitable only for specialists. In this work, the development of a system for the analysis of avocado species is proposed. This is a mobile application that uses deep learning to analyze the physical appearance of the avocado and identify the species. The research process started with the collection of images of three avocado species (Peterson, Buccaneer and Booth 7). A model was developed using convolutional neural network, TensorFlow and python programming language. The model was then evaluated for accuracy, precision and recall. Then, the model was used for system development, which was written in Android Studio. Finally, the system was evaluated based on classification accuracy. The result was that deep learning can provide high classification performance. The 1.0 MobileNet-224 had the best accuracy of 97.10%, precision of 97.20% and recall of 97.10%. A smartphone test showed that the system was able to identify avocado species with an average accuracy of 84.45%. All experimental results show that the proposed method is able to provide accurate results for the classification of avocado species, and thus is very useful to efficiently accomplish the task of avocado species identification.

Keyword: avocado, image classification, deep learning, MobileNet

บทนำ

อะโวคาโด (avocado) เป็นผลไม้เศรษฐกิจที่สำคัญชนิดหนึ่งในปัจจุบัน เนื่องจากมูลนิธิโครงการหลวงได้นำอะโวคาโดมาส่งเสริมให้เกษตรกรบนพื้นที่สูงปลูกเป็นอาชีพ [1] โดยมีการศึกษาคัดเลือกพันธุ์สำหรับปลูกเป็นการค้าในประเทศไทยจนทำให้เป็นที่รู้จักแพร่หลาย สายพันธุ์ที่ส่งเสริมให้ปลูกในประเทศไทย [2] ได้แก่ ปีเตอร์สัน บัคคาเนีย บูท 7 และแฮส เป็นต้น อะโวคาโดเป็นผลไม้ที่มีราคาสูงกว่าผลไม้ทั่วไปเล็กน้อยโดยมูลค่าขึ้นอยู่กับสายพันธุ์ของอะโวคาโด ดังนั้นการตรวจสอบสายพันธุ์อะโวคาโดจึงมีความสำคัญ ในปัจจุบันการตรวจสอบสายพันธุ์อะโวคาโดสามารถทำได้จากการดูลักษณะรูปร่าง รสชาติ การดูสีของผลอะโวคาโดเวลาสุก และการสัมผัสโดยการจับ ซึ่งวิธีการเหล่านี้มีข้อเสียหลายประการ ได้แก่ ต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญที่มีประสบการณ์ สิ้นเปลืองเวลา มีความยุ่งยากและซับซ้อน ดังนั้นจึงมีการนำเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ที่เรียกว่าการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning) [3] เป็นทางเลือกเพื่อแก้ปัญหาเหล่านี้ โดยปัจจุบันมีการนำเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกไปประยุกต์กับงานด้านต่างๆ เช่น งานวิจัย [4] ประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) เพื่อตรวจและวินิจฉัยโรคพืช ผลการวิจัยพบว่า แบบจำลองได้ค่าประสิทธิภาพที่สูงถึง 99.53% งานวิจัย [5] ศึกษาการใช้ข้อมูลใบกล้วยที่มีลักษณะเป็นโรคและใบปกติด้วยโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ผลการทดลองได้ค่าความถูกต้องของการจำแนกภาพเท่ากับ 99.72% งานวิจัย [6] ศึกษาการใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันสำหรับการจำแนกประเภทผลไม้ ผลการวิจัยพบว่า การเรียนรู้เชิงลึกสามารถคัดแยกผลไม้ได้อย่างแม่นยำ งานวิจัย [7] นำเสนอการจำแนกพันธุ์ทุเรียนจำนวน 3 พันธุ์ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันได้ค่าความแม่นยำในการจำแนก 82.50% งานวิจัย [8] นำเทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึกพัฒนาแบบจำลองสำหรับตรวจสอบและจำแนกคุณภาพมะม่วงพันธุ์โชคนันต์ ผลการทดลองแบบจำลองได้ค่าความแม่นยำ 99.79% จากผลงานวิจัยดังกล่าวจะเห็นได้ว่าการเรียนรู้เชิงลึกเป็นเทคนิคที่มีความแม่นยำสูงในการจำแนกภาพและกำลังถูกนำไปใช้อย่างกว้างขวาง ดังนั้น คณะผู้วิจัยจึงเห็นว่าการแก้ปัญหการตรวจสอบสายพันธุ์อะโวคาโดโดยใช้คอมพิวเตอร์ร่วมกับเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกจะทำให้มีความรวดเร็วและตอบสนองความต้องการของผู้ใช้ที่ต้องการทราบสายพันธุ์อะโวคาโดได้อย่างมีประสิทธิภาพ

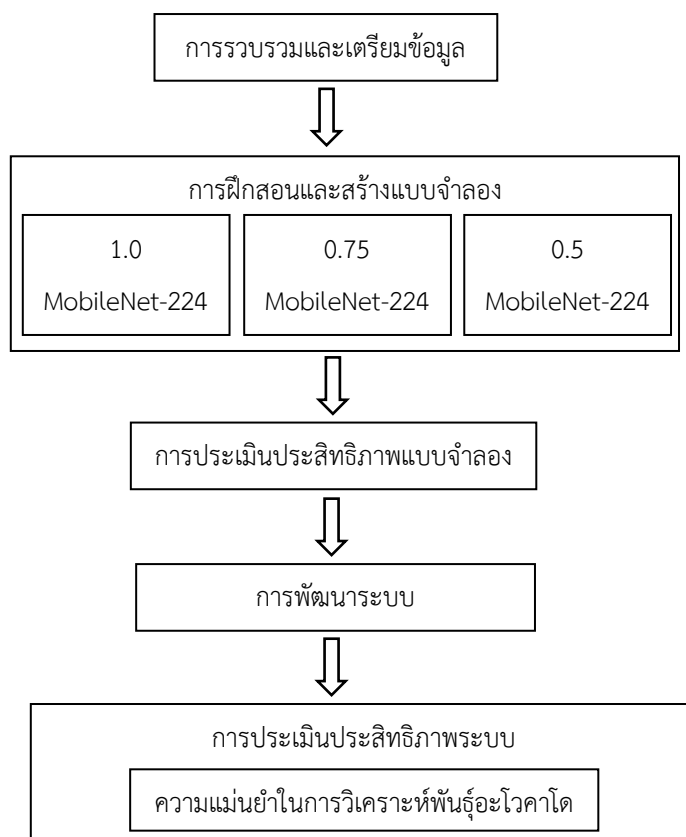
จากเหตุผลดังกล่าว คณะผู้วิจัยจึงนำเสนอการพัฒนาระบบวิเคราะห์สายพันธุ์อะโวคาโดด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกผ่านแอปพลิเคชันบนสมาร์ตโฟนที่ใช้ระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโดโดยใช้ภาพถ่ายของผลอะโวคาโด ระบบที่นำเสนอนี้จะมีประโยชน์กับผู้ที่ต้องการตรวจสอบพันธุ์อะโวคาโด เนื่องจากระบบสามารถจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโดได้ตรงตามลักษณะสายพันธุ์พร้อมแสดงข้อมูลอะโวคาโดได้ทันทีผ่านสมาร์ตโฟน นอกจากนี้ในระบบยังมีข้อมูลเบื้องต้นของอะโวคาโดสายพันธุ์นั้น ๆ เพิ่มเติมด้วย

วัตถุประสงค์

1. เพื่อสร้างแบบจำลองวิเคราะห์สายพันธุ์อะโวคาโดด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก
2. เพื่อพัฒนาระบบวิเคราะห์สายพันธุ์อะโวคาโดผ่านแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์

วิธีดำเนินการวิจัย

ในการวิจัยการพัฒนากระบวนการวิเคราะห์สายพันธุ์อะโวคาโดด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกผ่านสมาร์ทโฟนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ มีกรอบแนวคิดของงานวิจัย แบ่งออกเป็น 5 ขั้นตอน ดังภาพที่ 1 วิธีการวิจัยในแต่ละขั้นตอน มีรายละเอียดดังต่อไปนี้



ภาพที่ 1 กรอบแนวคิดของงานวิจัย

การรวบรวมและเตรียมข้อมูล

ข้อมูลรูปภาพอะโวคาโดถูกเก็บรวบรวมจากสวนอะโวคาโดในอำเภอเขาค้อ จังหวัดเพชรบูรณ์ จากกล้องถ่ายรูปบนโทรศัพท์มือถือ โดยถ่ายภาพผลอะโวคาโดห่างจากกล้องประมาณ 20-30 เซนติเมตร ขนาดของรูปภาพปรับความละเอียดภาพให้เท่ากันทั้งหมด คือ 224x224 พิกเซล ในงานวิจัยนี้สนใจศึกษาสายพันธุ์อะโวคาโดที่เป็นที่นิยมบริโภคในประเทศไทยจำนวน 3 สายพันธุ์ ได้แก่ พันธุ์ปีเตอร์สัน พันธุ์บัคคาเนีย และพันธุ์บูท 7 ซึ่งทั้ง 3 สายพันธุ์นี้บางครั้งมีลักษณะทางกายภาพที่คล้ายคลึงกันมาก ดังภาพที่ 2 แสดงตัวอย่างของสายพันธุ์อะโวคาโด จากนั้นได้นำภาพกลุ่มตัวอย่างไปให้ผู้เชี่ยวชาญด้านพันธุ์อะโวคาโดตรวจสอบอีกครั้ง เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของภาพให้ตรงกับพันธุ์อะโวคาโด จำนวนรูปภาพที่ผ่านการตรวจสอบมีจำนวน 540 ภาพ และดำเนินการแบ่งข้อมูลภาพด้วยวิธีการสุ่ม (random sampling) ออกเป็น 3 ส่วน คือ ชุดข้อมูลฝึกสอน (train data set) สำหรับการฝึกฝนแบบจำลอง ชุดข้อมูลทดสอบ (test data set) สำหรับการทดสอบแบบจำลอง และชุดข้อมูลตรวจสอบ (validate data set) สำหรับทดสอบการจำแนกภาพของแอปพลิเคชันจำนวน 360, 90 และ 90 ภาพ ตามลำดับ ดังตารางที่ 1



ภาพที่ 2 ตัวอย่างรูปภาพพันธุ์อะโวคาโดที่นำมาใช้ในการทดลอง

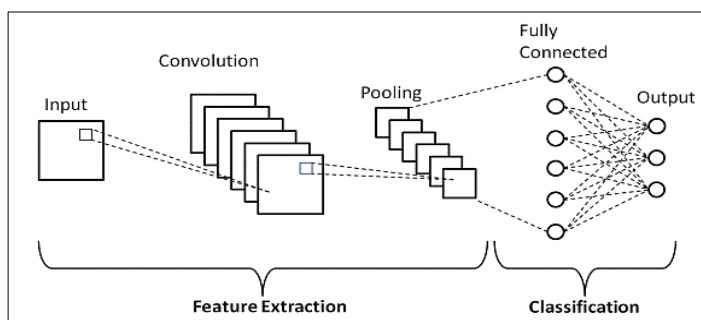
ตารางที่ 1 จำนวนชุดข้อมูลรูปภาพพันธุ์อะโวคาโดแต่ละชนิด

พันธุ์อะโวคาโด	ชุดข้อมูลฝึกสอน (ภาพ)	ชุดข้อมูลทดสอบ (ภาพ)	ชุดข้อมูลตรวจสอบ (ภาพ)
ปีเตอร์สัน	120	30	30
บัคคาเนีย	120	30	30
บูท 7	120	30	30
รวม	360	90	90

การฝึกสอนและสร้างแบบจำลอง

ขั้นตอนที่สองนำชุดข้อมูลภาพมาฝึกสอนและสร้างแบบจำลองด้วยการเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน (CNN) เพื่อสกัดคุณลักษณะเด่นจากรูปภาพโดยอัตโนมัติ [8] แต่เนื่องจาก

กระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลองจำแนกภาพใช้เวลานานและใช้ชุดข้อมูลเป็นจำนวนมาก ด้วยเหตุนี้การถ่ายโอนการเรียนรู้ (transfer learning) จึงถูกนำมาประยุกต์ใช้ผ่านแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนมาแล้วล่วงหน้า (pre-trained model) ส่งผลให้ประหยัดเวลาการเรียนรู้ไม่จำเป็นต้องใช้ชุดข้อมูลฝึกฝนจำนวนมาก [6] งานวิจัยนี้จึงเลือกศึกษาเปรียบเทียบแบบจำลองจากโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันซึ่งเป็นแบบจำลองที่ถูกฝึกฝนมาแล้วจำนวน 3 แบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลอง 0.5 MobileNet-224 0.75 MobileNet-224 และ 1.0 MobileNet-224 ซึ่งมีจุดเด่นที่ไฟล์แบบจำลองมีขนาดเล็ก ให้ค่าความแม่นยำสูงและประมวลผลได้เร็วเมื่อนำไปใช้กับสมาร์ทโฟน [3]



ภาพที่ 3 การฝึกสอนชุดข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน

โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่นำมาใช้สร้างแบบจำลองประกอบด้วย 3 ขั้นตอน ดังในภาพที่ 3 ได้แก่ (1) การรับข้อมูล (input) เช่น ภาพอะโวคาโด (2) การประมวลผลเป็นชั้นๆ (hidden layer) เป็นชั้นซ่อนที่ประกอบด้วยโครงสร้างแบบคอนโวลูชัน พูลลิงและฟูลลีคอนเน็ค โดยแบบจำลองจะเรียนรู้จากข้อมูลฝึกสอนแล้วตรวจหาคุณลักษณะเด่นของภาพ (feature extraction) เพื่อจำแนก (classification) ในขั้นตอนต่อไป (3) การแสดงผล (output) ผลลัพธ์การจำแนกภาพ เช่น ภาพอะโวคาโดพันธุ์ต่าง ๆ

ฝึกสอนและสร้างแบบจำลองด้วยเทนเซอร์โฟลว์ (TensorFlow) ซึ่งเป็นไลบรารีสำหรับการเรียนรู้เชิงลึกผ่านภาษาไพทอน (python) กำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดลองดังนี้ ขนาดรูปภาพนำเข้า (input size) เท่ากับ 224x224 พิกเซล ซึ่งกำหนดขนาดภาพและจำนวนภาพเท่ากันในแต่ละชุดข้อมูลของการทดลอง เมื่อนำข้อมูลที่เตรียมไว้ฝึกสอนและสร้างแบบจำลองได้ผลปรากฏว่า การฝึกสอนแบบจำลองในรอบการฝึกสอน (epoch) ที่ 500 รอบ และอัตราการเรียนรู้ (learning rate) 0.001 มีค่าความแม่นยำอยู่ที่ 97.10% ดังที่แสดงในภาพที่ 4 ดังนั้นในการทดลอง คณะผู้วิจัยจึงเลือกกำหนดพารามิเตอร์ที่รอบการฝึกสอน 500 รอบ และอัตราการเรียนรู้ 0.001 เนื่องจากเป็นจุดที่ให้ค่าความแม่นยำดีที่สุด

```

Administrator: Command Prompt
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:41.307487: Step 430: Validation accuracy = 100.0% (N=100)
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:41.765493: Step 440: Train accuracy = 100.0%
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:41.765493: Step 440: Cross entropy = 0.000002
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:41.920842: Step 440: Validation accuracy = 100.0% (N=100)
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:42.285491: Step 450: Train accuracy = 100.0%
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:42.285491: Step 450: Cross entropy = 0.000005
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:42.394442: Step 450: Validation accuracy = 100.0% (N=100)
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:42.804557: Step 460: Train accuracy = 100.0%
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:42.804557: Step 460: Cross entropy = 0.000005
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:42.851381: Step 460: Validation accuracy = 100.0% (N=100)
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:43.319392: Step 470: Train accuracy = 100.0%
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:43.319392: Step 470: Cross entropy = 0.000000
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:43.367356: Step 470: Validation accuracy = 100.0% (N=100)
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:43.835818: Step 480: Train accuracy = 100.0%
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:43.835818: Step 480: Cross entropy = 0.000000
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:43.885605: Step 480: Validation accuracy = 100.0% (N=100)
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:44.349100: Step 490: Train accuracy = 100.0%
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:44.349100: Step 490: Cross entropy = 0.000000
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:44.401127: Step 490: Validation accuracy = 100.0% (N=100)
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:44.821389: Step 499: Train accuracy = 100.0%
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:44.821389: Step 499: Cross entropy = 0.000031
INFO: tensorflow: 2021-09-21 14:01:44.869376: Step 499: Validation accuracy = 100.0% (N=100)
INFO: tensorflow: Final test accuracy = 97.1% (N=68)
INFO: tensorflow: Freeze 2 variables.

```

ภาพที่ 4 การฝึกสอนชุดข้อมูลกับเทนเซอร์โฟลผ่านภาษาไพทอน

การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง

การประเมินประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลอง วัดประสิทธิภาพโดยใช้ค่าความถูกต้อง (accuracy) ค่าความแม่นยำ (precision) และค่าความระลึก (recall) [5] เป็นค่าที่ได้จากวิธีการทดสอบเพื่อหา ค่าพยากรณ์ความถูกต้องของข้อมูล โดยคิดเป็นร้อยละ (%) ใช้สูตรการคำนวณ ดังสมการที่ 1-3 โดยที่ True Positive (TP) หมายถึง จำนวนข้อมูลที่ถูกนำมาใช้อย่างถูกต้อง True Negative (TN) หมายถึง จำนวนข้อมูลที่ผิดและถูกนำมาใช้ False Positive (FP) หมายถึง จำนวนข้อมูลที่ถูกต้องแต่ไม่นำมาใช้ และ False Negative (FN) หมายถึง จำนวนข้อมูลที่ผิดแต่ไม่นำมาใช้

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

$$\text{ค่าความแม่นยำ} = \left(\frac{TP}{TP+FP} \right) \times 100 \quad (2)$$

$$\text{ค่าความระลึก} = \left(\frac{TP}{TP+FN} \right) \times 100 \quad (3)$$

การพัฒนาระบบ

การพัฒนาระบบ เป็นการนำแบบจำลองวิเคราะห์ภาพที่เหมาะสมไปประยุกต์ใช้งานในรูปแบบ แอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ เพื่อให้สะดวกต่อการใช้งาน โดยขั้นตอนการทำงานของแอปพลิเคชันแสดงดังภาพที่ 5 เครื่องมือในการพัฒนาระบบใช้โปรแกรมแอนดรอยด์สตูดิโอและภาษาจาวา ขั้นตอนการทำงานเริ่มจากผู้ใช้งานถ่ายภาพอะไครโด จากนั้นแอปพลิเคชันทำการประมวลผลภาพและวิเคราะห์ จำแนกสายพันธุ์อะไครโดโดยการเรียกใช้แบบจำลองที่ได้ฝึกสอนไว้ หลังจากนั้นแอปพลิเคชันจะแสดงผลลัพธ์ ด้วยการวิเคราะห์สายพันธุ์อะไครโดพร้อมแสดงค่าความมั่นใจ (confidence score) ที่มากที่สุดที่หน้าจอ แอปพลิเคชัน



ภาพที่ 5 แผนภาพแสดงขั้นตอนการทำงานของแอปพลิเคชัน

การประเมินประสิทธิภาพระบบ

เมื่อพัฒนาระบบเสร็จเรียบร้อยแล้ว คณะผู้วิจัยได้นำระบบไปทดสอบประสิทธิภาพการใช้งาน ได้แก่ การทดสอบความแม่นยำของแอปพลิเคชันในการจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโด ทำการประเมินความแม่นยำด้วยการวัดค่าร้อยละความถูกต้องในการจำแนกกลุ่ม (corrected rate)

ผลการวิจัย

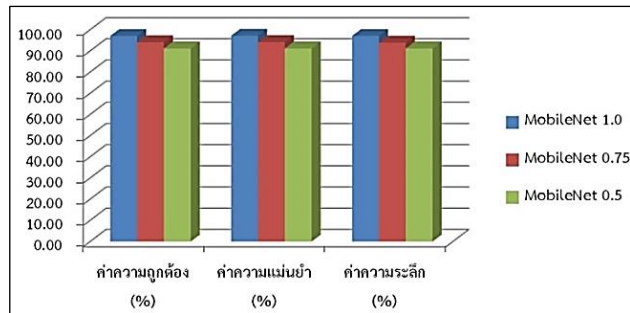
งานวิจัยนี้แบ่งผลการทดลองเป็น 3 ส่วน คือ (1) ผลการสร้างแบบจำลองจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโดด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (2) ผลการพัฒนาแอปพลิเคชันจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโด และ (3) ผลการประเมินความแม่นยำแอปพลิเคชันจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโด โดยมีรายละเอียดดังนี้

ผลการสร้างแบบจำลองจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโดด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก

การสร้างแบบจำลองจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโดเป็นการนำภาพตัวอย่าง 390 ภาพ มาทำการเรียนรู้กับโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน โดยทำการแบ่งข้อมูลเป็นข้อมูลฝึกสอนจำนวน 300 ภาพ และข้อมูลทดสอบจำนวน 90 ภาพ ชุดข้อมูลถูกฝึกสอนและทดสอบผ่านเทนเซอร์โฟลด์ด้วยภาษาไพทอน ศึกษาเปรียบเทียบ 3 แบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลอง 0.5 MobileNet-224 0.75 MobileNet-224 และ 1.0 MobileNet-224 เพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสม ซึ่งสามารถสรุปผลได้ ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง

แบบจำลอง	ค่าความถูกต้อง (%)	ค่าความแม่นยำ (%)	ค่าความระลึก (%)
1.0 MobileNet-224	97.10	97.20	97.10
0.75 MobileNet-224	94.10	94.20	93.90
0.5 MobileNet-224	91.20	91.20	91.20



ภาพที่ 6 แผนภาพเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองจำแนกพันธุ์อะโวคาโด

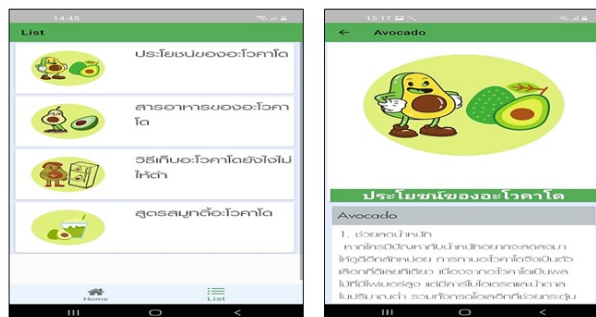
จากตารางที่ 2 และภาพที่ 6 ผลประเมินความถูกต้องของแบบจำลองบนชุดข้อมูลฝึกสอน พบว่าแบบจำลอง 1.0 MobileNet-224 ได้ค่าความถูกต้องมากที่สุด คือ 97.10% รองลงมา คือ 0.75 MobileNet-224 และ 0.5 MobileNet-224 ซึ่งได้ค่าความถูกต้องเท่ากับ 94.10% และ 91.20% ตามลำดับ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงเลือกใช้แบบจำลอง 1.0 MobileNet-224 ซึ่งได้ค่าความถูกต้องมากที่สุด รวมทั้งมีความผิดพลาดต่ำ ประมวลผลได้รวดเร็ว มีความเหมาะสมสำหรับนำมาใช้พัฒนาแอปพลิเคชันจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโดแบบอัตโนมัติต่อไป

ผลการพัฒนาแอปพลิเคชันจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโด

แอปพลิเคชันจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโดบนสมาร์ตโฟนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ มีการทำงานดังนี้ เมื่อเข้าสู่แอปพลิเคชันจะพบกับหน้าจอหลัก (ภาพที่ 7) ประกอบด้วยเมนูหลัก ได้แก่ เมนูถ่ายภาพ เมื่อเลือกที่เมนูถ่ายภาพ ผู้ใช้ต้องทำการถ่ายภาพผลอะโวคาโดที่ต้องการตรวจสอบพันธุ์ด้วยกล้องจากสมาร์ตโฟน จากนั้นแอปพลิเคชันจะทำการประมวลผลภาพ แล้วแสดงผลพบว่า เป็นอะโวคาโดสายพันธุ์ใดพร้อมเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง นอกจากนี้แอปพลิเคชันยังมีเมนูข้อมูลเกี่ยวกับอะโวคาโดเพิ่มเติม เช่น ประโยชน์ของอะโวคาโด สารอาหารของอะโวคาโด วิธีเก็บอะโวคาโด เป็นต้น ดังตัวอย่างหน้าจอภาพที่ 8



ภาพที่ 7 หน้าจอหลักแอปพลิเคชันและผลลัพธ์การจำแนกพันธุ์อะโวคาโด



ภาพที่ 8 หน้าจอข้อมูลเกี่ยวกับอะโวคาโด

ผลการประเมินความแม่นยำแอปพลิเคชันจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโด

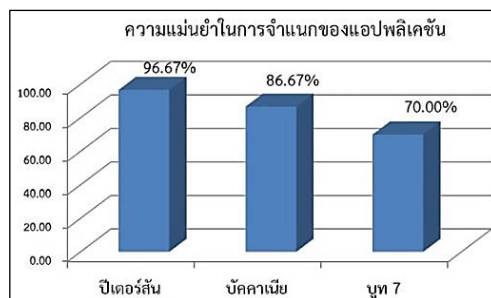
การทดสอบประสิทธิภาพการจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโดของแอปพลิเคชัน เป็นการทดสอบถ่ายภาพผลอะโวคาโดผ่านกล้องโทรศัพท์มือถือ โดยดำเนินการการติดตั้งแอปพลิเคชันลงโทรศัพท์มือถือ ใช้ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ (validate data set) จำนวน 90 ภาพ แบ่งเป็นภาพอะโวคาโดพันธุ์ปีเตอร์สันจำนวน 30 ภาพ พันธุ์บักคาเนียจำนวน 30 ภาพ และพันธุ์บูท 7 จำนวน 30 ภาพ การทดสอบประสิทธิภาพในการจำแนกพันธุ์อะโวคาโด ทดสอบอัตราความแม่นยำในการจำแนก (corrected rate) [9] โดยหาได้จากสมการที่ 4 และหาค่าความผิดพลาด (error) ด้วยสมการที่ 5 โดยที่ Correct Classification หมายถึง จำนวนภาพทดสอบที่สามารถจำแนกได้ถูกต้อง Incorrect Classification หมายถึง จำนวนภาพทดสอบที่ไม่ถูกต้อง และ Total Classification หมายถึง จำนวนภาพทั้งหมดที่นำมาทดสอบ ผลการทดสอบการจำแนกพันธุ์อะโวคาโดแสดงได้ดังตารางที่ 3

$$\text{อัตราความแม่นยำในการจำแนก} = \left(\frac{\text{Correct Classification}}{\text{Total Classification}} \right) \times 100 \quad (4)$$

$$\text{ค่าความผิดพลาด} = \left(\frac{\text{Incorrect Classification}}{\text{Total Classification}} \right) \times 100 \quad (5)$$

ตารางที่ 3 ผลการทดสอบประสิทธิภาพแอปพลิเคชัน

พันธุ์อะโวคาโด	จำนวนภาพทั้งหมด ที่นำมาทดสอบ	ค่าความผิดพลาด (%)	อัตราความแม่นยำ ในการจำแนก (%)
ปีเตอร์สัน	30	3.33	96.67
บักคาเนีย	30	13.00	86.67
บูท 7	30	30.00	70.00



ภาพที่ 9 แผนภาพเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกพันธุ์อะโวคาโดของแอปพลิเคชัน

ตารางที่ 3 และภาพที่ 9 แสดงผลการทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของแอปพลิเคชัน โดยสรุปค่าเฉลี่ยอัตราความแม่นยำในการจำแนกพันธุ์อะโวคาโดทั้ง 3 พันธุ์เท่ากับ 84.45% ซึ่งมีประสิทธิภาพความแม่นยำอยู่ในระดับดี พันธุ์อะโวคาโดที่แอปพลิเคชันสามารถวิเคราะห์ได้ถูกต้องมากที่สุด ได้แก่ พันธุ์ปีเตอร์สัน ได้ค่าความถูกต้อง 96.67% รองลงมาได้แก่ พันธุ์บัคคาเนียและพันธุ์บุท 7 ค่าความถูกต้อง 86.67% และ 70.00% ตามลำดับ

การอภิปรายผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้พัฒนาระบบวิเคราะห์สายพันธุ์อะโวคาโดโดยวิเคราะห์จากรูปภาพอะโวคาโดผ่านสมาร์ทโฟนด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก วัตถุประสงค์ของงานวิจัย คือ ประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกเพื่อสร้างแบบจำลองวิเคราะห์ภาพสายพันธุ์อะโวคาโดจากลักษณะทางกายภาพ และพัฒนาระบบในรูปแบบแอปพลิเคชันบนสมาร์ทโฟน ผลการทดลองเพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสม พบว่าแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก 1.0 MobileNet-224 สามารถทำงานได้อย่างถูกต้องแม่นยำสูงสุด ได้ค่าความถูกต้อง 97.10% ค่าความแม่นยำ 97.20% และค่าความระลึก 97.10% แสดงถึงประสิทธิภาพในการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโดด้วยการเรียนรู้เชิงลึก สอดคล้องกับงานวิจัย [4-9] ที่แสดงให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกมีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลประเภทรูปภาพ ซึ่งสามารถสกัดคุณลักษณะเด่นจากรูปภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ

จากนั้นได้นำแบบจำลองพัฒนาเป็นแอปพลิเคชันสำหรับวิเคราะห์สายพันธุ์อะโวคาโด ผลการทดสอบความแม่นยำของแอปพลิเคชัน พบว่าค่าเฉลี่ยอัตราความแม่นยำในการจำแนกข้อมูลของทั้ง 3 พันธุ์เท่ากับ 84.45% โดยพันธุ์ปีเตอร์สันมีค่าความถูกต้องสูงสุด 96.67% พันธุ์บัคคาเนียค่าความถูกต้อง 86.67% และพันธุ์บุท 7 มีค่าความถูกต้อง 70.00% ผลการจำแนกที่ผิดพลาดส่วนใหญ่มาจากภาพที่นำมาทดสอบบางภาพมีลักษณะใกล้เคียงกัน เช่น พันธุ์บุท 7 มีลักษณะของรูปร่างและสีของผลอะโวคาโดคล้ายคลึงกับพันธุ์บัคคาเนีย ทำให้มีบางภาพของพันธุ์บุท 7 ถูกจำแนกเป็นพันธุ์บัคคาเนีย ส่งผลให้ค่าความถูกต้องต่ำกว่าพันธุ์อื่นๆ นอกจากนี้ยังพบว่าประสิทธิภาพในการวิเคราะห์จะลดลง เมื่อทดสอบกับภาพถ่ายที่ไม่คมชัด หรืออยู่ในระยะไกล

ซึ่งจากประสิทธิภาพการจำแนกภาพจะพบว่าชุดข้อมูลฝึกสอนและคุณภาพของภาพที่ใช้ทดสอบมีความสำคัญมาก ดังนั้นแนวทางพัฒนางานวิจัยในอนาคต ควรเพิ่มจำนวนของชุดข้อมูลฝึกสอนและปรับปรุงคุณภาพของภาพที่ใช้ทดสอบ เพื่อให้ระบบทำการจำแนกภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าแอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้นมีประสิทธิภาพความแม่นยำอยู่ในระดับดี สอดคล้องกับงานวิจัย [9] ที่แสดงให้เห็นว่าการพัฒนาระบบตรวจสอบภาพใบไม้ด้วยการเรียนรู้เชิงลึก มีค่าประสิทธิภาพของระบบอยู่ในระดับดี

สรุปผลการวิจัย

การศึกษาในครั้งนี้ได้ประสบความสำเร็จในการพัฒนาระบบวิเคราะห์และจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโดจากรูปภาพในกล้องถ่ายรูปบนสมาร์ตโฟนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ พบว่าเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกมีประสิทธิภาพในการวิเคราะห์และจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโดได้อย่างมีประสิทธิภาพ แอปพลิเคชันที่นำเสนอนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการตรวจสอบสายพันธุ์อะโวคาโดได้ เพื่อความสะดวกรวดเร็วในการตรวจสอบจำแนกสายพันธุ์อะโวคาโดจากการพิจารณาลักษณะทางกายภาพ นอกจากนี้ยังช่วยส่งเสริมการจำหน่ายและสร้างความมั่นใจให้กับการจำหน่ายผลิตภัณฑ์อะโวคาโดได้ต่อไป

เอกสารอ้างอิง

- [1] กรมส่งเสริมการเกษตร กระทรวงเกษตรและสหกรณ์. (2564). อะโวคาโดไม้ผลพืชเศรษฐกิจสร้างความยั่งยืนบนพื้นที่สูง. [ออนไลน์], สืบค้นจาก <https://esc.doae.go.th/wpcontent/uploads/2019/07/Avocado.pdf> (11 พฤศจิกายน 2564).
- [2] สำนักงานเกษตรและสหกรณ์จังหวัดน่าน. (2564). อะโวคาโด เทคนิคการปลูกให้ได้ผลผลิตดี. [ออนไลน์], สืบค้นจาก https://www.opsmoac.go.th/nan-article_prov-preview-422791791877 (16 ตุลาคม 2564).
- [3] Giancarlo, Z., Rezaul, K., & Ahmed, M. (2017). *Getting Started with Deep Learning (1th edition)*. United Kingdom: Packt Publishing.
- [4] Ferentinos, K. (2018). Deep learning model for plant disease detection and diagnosis. *Computer and Electronics in Agriculture*, 145(1), 311-318.
- [5] Amara, J., Bouaziz, B., & Algergawy, A. (2017). A Deep Learning Based Approach for Banana Leaf Diseases Classification. *Lecture Notes in Informatics*, 2017 (1), 79-88.
- [6] Xue, G., Liu, S., & Ma, Y. (2020). A hybrid deep learning-based fruit classification using attention model and convolution autoencoder. *Complex & Intelligent Systems*, 2020 (1), 1-11.
- [7] Lim, M., & Chuah, J. (2018). Durian types recognition using deep learning techniques (pp 183 - 187). In *9th IEEE Control and System Graduate Research Colloquium (ICSGRC 2018)*. Malaysia.

- [8] Pattansarn, N., & Sriwiboon, N. (2020). Image processing for classifying the quality of the Chok-Anan mango by simulating the human vision using deep learning. *Journal of Information Science and Technology*, 10(1), 24-29.
- [9] Petagon, R., & Pantho, O. (2020). Drone for detecting forest fires using deep learning technique. *Sripatum Review of Science and Technology*, 12(1), 65-78.