

ระบบจดจำพวงหรีดด้วยปัญญาประดิษฐ์

WREATH RECOGNITION SYSTEM USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

ปฐมลักษณ์ เขี่ยมสวัสดิ์¹

ดร.ธนภัทร ผนังะจิตร²

บทคัดย่อ

พวงหรีดเป็นสัญลักษณ์แสดงความไว้อาลัยแก่ผู้วายชนม์ที่ไทยรับธรรมเนียมปฏิบัติจากชาติตะวันตกนำมาดัดแปลงและเพิ่มเติมในด้านการตกแต่ง และประโยชน์ใช้สอยจนมีรูปแบบและวิธีการนำมาใช้ที่แสดงออกให้เห็นถึงเอกลักษณ์ของไทย พวงหรีดจะใช้งานได้เพียงครั้งเดียว ซึ่งย่อมไม่คุ้มค่าต่อจำนวนเงินที่จัดซื้อจึงมีแนวคิดในการปรับเปลี่ยนพวงหรีดด้วยวัสดุที่นำไปใช้ประโยชน์ได้อีก เช่น พดลัม ผ้าห่ม ผ้าขนหนู นาฬิกา และต้นไม้จริง ตกแต่งด้วยดอกไม้ประดิษฐ์จากวัสดุเหลือใช้ช่วยเพิ่มมูลค่าและอนุรักษ์ทรัพยากร การส่งพวงหรีดไปแสดงความไว้อาลัยมีการเขียนชื่อผู้ส่งลงบนกระดาษแผ่นใหญ่สีขาวหรือสีดำแทนนามบัตรคาดทับบนพวงหรีด เพื่อให้เจ้าภาพได้ทราบชื่อผู้ส่งและตอบขอบคุณได้ในโอกาสหลังจากงานต้องมีการจดบันทึกไว้ ดังนั้นจึงมีความจำเป็นอย่างมากในการนำเทคโนโลยีที่ทันสมัย ด้วยความก้าวหน้าของปัญญาประดิษฐ์ในการเรียนรู้และจดจำข้อความจากภาพถ่ายพวงหรีด และเทคโนโลยี Chat Bot สำหรับการบันทึกข้อมูลเกี่ยวกับพวงหรีดประเภทต่าง ๆ ดังนั้นงานนี้จึงนำเสนอระบบ Chat bot สำหรับอ่านข้อมูลและจำแนกข้อมูลชนิดของพวงหรีดที่เจ้าภาพงานศพได้รับ โดยการสร้างแบบจำลองขนาดเล็กแยกประเภท ทั้งนี้โดยใช้เทคนิค MobileNetV2 และเพิ่มความหลากหลายของภาพถ่ายเป็นเทคนิค Data Augmentation ผลจากการทดลองแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่สร้างขึ้นมีประสิทธิภาพสูงมากโดยให้ค่าความถูกต้องที่ 98% สำหรับการการข้อมูลป้ายพวงหรีดและจำแนกประเภทพวงหรีด ออกเป็น 4 ประเภท รวมถึงการทดสอบระบบ chat bot ผ่าน Line ที่สามารถให้ข้อมูลเกี่ยวกับภาพถ่ายจากกล้องโทรศัพท์มือถือได้อย่างมีประสิทธิภาพ และสะดวกในการใช้งานระบบ ดังนั้นจึงสามารถนำแนวทางจากงานนี้ไปประยุกต์ใช้กับงานต่างๆ ที่ผู้ใช้งานต้องการ เช่น งานแสดงความยินดีรับตำแหน่งใหม่ งานมงคลสมรส เป็นต้น เพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถจดบันทึกข้อมูลสิ่งที่ได้รับได้สะดวก รวดเร็วมากขึ้น

คำสำคัญ : การเรียนรู้เชิงลึก, ระบบแชทบอท, พวงหรีด

¹ นักศึกษาหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมข้อมูลขนาดใหญ่

² ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

ABSTRACT

The Thai funeral wreath is a symbol of commemoration for the deceased which was influenced by Western culture, then modified and utilized to show Thai uniqueness. The wreaths cost a high price and can only be used once. This inspired the concept of wreath adaptation by using recycled materials such as fans, blankets, towels, clocks, or trees, then decorating them with artificial flowers from waste material to increase product value and conserve resources. When sending a funeral wreath to express sympathy to the funeral host, the sender's name is displayed on a large black or white card on the top of the wreath. This lets the bereaved know the senders and gives the hosts a chance to thank them later. Therefore, the hosts likely need to keep a record of the senders. It is helpful to use modern technology such as artificial intelligence, which has made a lot of progress in learning and memorizing messages from photos of wreaths, and chatbot technology for recording data of several types of wreaths. Thus, this project presents a chatbot system for reading and classifying types of funeral wreaths by creating small-sized categorical models using MobileNetV2 techniques and increasing the diversity of photos through the Data Augmentation technique. Test results show that the model is of high quality with 98% accuracy in reading messages on photos of wreaths and classifying the types of wreaths into 4 categories. Furthermore, the model was tested using the Chat Bot system via LINE and was able to provide data from mobile phone photos effectively and conveniently. This project can be modified for use in other ceremonies, such as wedding ceremonies or official promotion ceremonies, to allow organizers to record details of the event conveniently.

Keywords: Deep learning, Chatbot system, Wreath

บทนำ

ในปัจจุบันพบว่าปริมาณการใช้พวงหรีดสำหรับแสดงความไว้อาลัยในประเพณีงานศพของไทยเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว กล่าวได้ว่าแทบทุกงานศพจะมีพวงหรีดมากบ้างน้อยบ้าง จำนวนพวงหรีดยังคงแสดงให้เห็นความสำคัญของเจ้าของงานศพ เพราะเป็นที่รับรู้ว่าจะหากเป็นงานศพของผู้มีชื่อเสียงและไม่งดรับพวงหรีด จะมีพวงหรีดจำนวนมากจากผู้ร่วมงานจนไม่มีพื้นที่แขวนเพียงพอ ต้องจัดทำป้ายไม้ขนาดใหญ่สำหรับติดกระดาษป้ายชื่อผู้ส่งพวงหรีดมาแสดงความไว้อาลัยแทน จากธรรมเนียมชาวตะวันตกที่เป็นต้นตำรับการใช้พวงหรีด ทุกครั้งที่มีการส่งพวงหรีดไปแสดงความไว้อาลัย จะติดป้ายกระดาษแผ่นเล็กๆ หรือนามบัตร ระบุชื่อผู้ส่งติดไปให้เจ้าภาพทราบชื่อผู้ส่ง และเจ้าภาพสามารถขอบคุณกลับได้ จะพบในธรรมเนียมของชาวจีนจะมีสิ่งของมอบตอนแทนสำหรับผู้ส่งพวงหรีด เช่น เป็นถุงส้ม เป็นต้น สำหรับพวงหรีดที่ปรากฏในภาพถ่าย

งานศพของคนไทยในอดีตพบว่างานศพของชนชั้นสูงจะมีนามบัตรติดมาในกรณีที่มีมอบหมายให้ผู้อื่นไปส่งแทน หากไปส่งมอบด้วยตนเองจะไม่ติดป้ายชื่อ ต่อมาจะมีปรับเขียนชื่อผู้ส่งลงบนกระดาษแผ่นใหญ่สีขาวหรือสีดำแทนนามบัตรคาดทับบนพวงหรีดสำหรับงานศพ และพบว่าเกาหลีใต้ได้รับวัฒนธรรมพวงหรีดมาใช้ทั้งงานมงคล และงานอวมงคล มีความแตกต่างของสองงานอยู่ที่กระดาษคาดทับแผ่นใหญ่ หากเป็นงานมงคลใช้กระดาษสีสดใส เช่น สีแดง สีชมพู ส่วนงานอวมงคลใช้กระดาษสีขาวหรือสีดำ เป็นต้น ดังนั้นจึงได้คิดว่าเทคโนโลยีสามารถทำให้เราฉบับที่ก และจำแนกสิ่งต่าง ๆ ได้สะดวกมากยิ่งขึ้น ลดขั้นตอนการทำงานรวดเร็วในการจัดเก็บข้อมูล สามารถทำได้โดยใช้แรงงานคนน้อยลง ประหยัดเวลา และสร้างใช้งานง่ายขึ้นทันต่อสถานการณ์ในการทำงานที่มาพร้อมกับเทคโนโลยี (Digital Native) เพื่อนำไปพัฒนาต่อยอดโปรแกรมประยุกต์ให้ทุกคนเข้าถึงข้อมูลได้ง่าย

โดยงานวิจัยนี้เป็นการนำเทคนิคมาประยุกต์ใช้งานให้เหมาะสมกับความต้องการของผู้ใช้งาน โดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ที่เรียกว่า Convolutional Neural Network (CNN) โดยเลือกใช้โมเดลที่มีขนาดเล็กและมีประสิทธิภาพที่ดีชื่อ MobileNetV2 (Mark Sandler, Andrew Howard, Menglong Zhu, Andrey Zhmoginov, Liang-Chieh Chen, 2018) จำแนกผ่าน Application Programming Interface (API) เพื่อแสดงผลทางหน้าจอโทรศัพท์ผ่านแอปพลิเคชัน Line โดยการทำงานจะมีการรับรูปภาพผ่านแอปพลิเคชัน จากนั้นมีการเรียกใช้โปรแกรม (Application Programming Interface) ที่อยู่บนเซิร์ฟเวอร์เพื่อจำแนกชนิดของภาพ (Image Classification) และส่งผลกลับมายังผู้ใช้ ผลที่ได้จากการวิจัย พบว่าโมเดลที่เลือกใช้สามารถจำแนกชนิดของวัตถุตามชนิดที่กำหนดได้

วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

เพื่อนำเสนอโมเดลใช้ในการอ่านรูปภาพ จับวัตถุเพื่อจำแนกชนิดของงานพวงหรีด และบันทึกผลตามความต้องการของผู้ใช้งาน เพิ่มความสะดวก รวดเร็ว รวมไปถึงการลดขั้นตอน และแรงงานคนในการจัดทำข้อมูล

แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

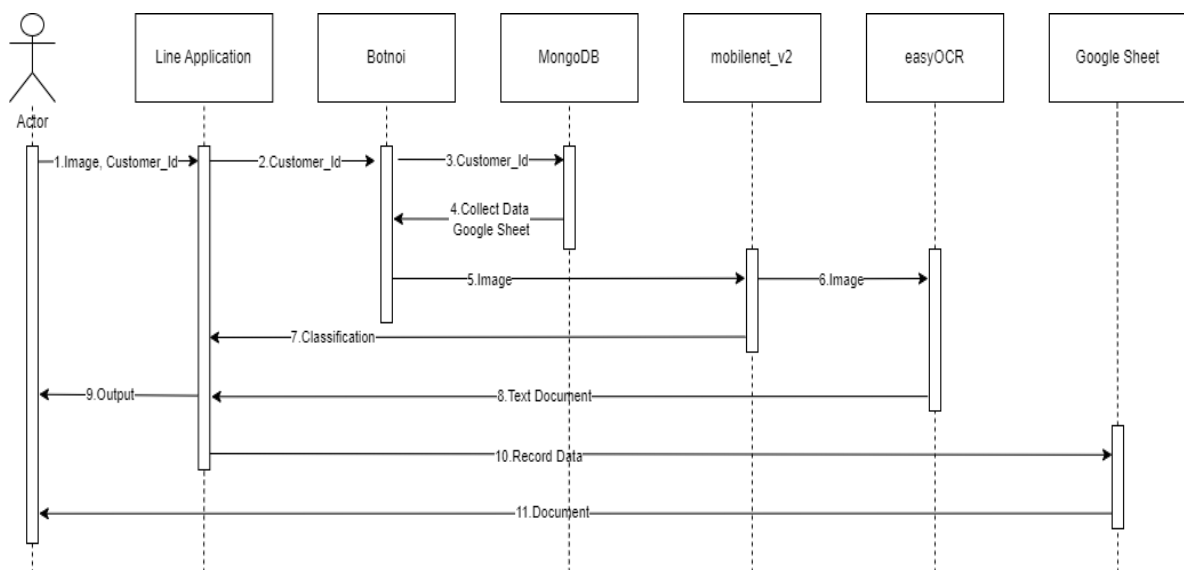
งานศึกษาวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอโมเดล (Application Model) ระบบจดจำพวงหรีดด้วยปัญญาประดิษฐ์ สำหรับใช้ในการอ่านรูปภาพ จับวัตถุเพื่อจำแนกชนิดของพวงหรีด และบันทึกผลตามความต้องการของผู้ใช้งาน เพิ่มความสะดวก รวดเร็ว รวมไปถึงการลดขั้นตอน และแรงงานคนในการจัดทำข้อมูลด้วยการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยจำเป็นต้องศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องดังรายการต่อไปนี้

- 1 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)
- 2 การเตรียมข้อมูล จาก LabelMe
- 3 CNN MobileNetV2

- 4 โครงข่ายประสาทคอนโวลูชัน (Convolution Neural Network: CNN)
- 5 Application Programming Interface
- 6 Line Application
- 7 Google Sheets
- 8 ตัววัดประสิทธิภาพของโมเดล (Confusion Matrix)
- 9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ระเบียบวิธีวิจัย

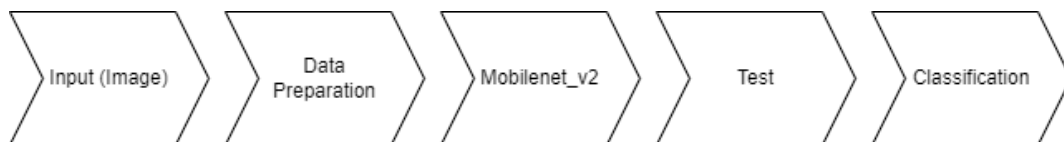
งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อนำเสนอโมเดลใช้ในการอ่านรูปภาพ จับวัตถุเพื่อจำแนกชนิดของงานพวงหรีด และบันทึกผลตามความต้องการของผู้ใช้งาน เพิ่มความสะดวก รวดเร็ว รวมไปถึงการลดขั้นตอนและแรงงานคนในการจัดทำข้อมูล สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการจำแนกประเภทพวงหรีดและจัดเก็บคำจากป้ายชื่อ ด้วยภาพถ่ายจากกล้องโทรศัพท์มือถือ ในงานวิจัยได้นำไปใช้ในงานฉอปนกิจเพื่อแยกประเภทของพวงหรีด โดยการสร้างโมเดลด้วยโครงสร้างเครือข่ายประสาทเทียม (Convolutional Neural Network) และเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ดังนี้



ภาพที่ 1 Sequence diagram ของโปรแกรม

1.1 การเตรียมข้อมูลนำเข้าและการสร้างแบบจำลอง

งานวิจัยนี้ทำการสร้างแบบจำลอง จากการเตรียมข้อมูลภาพประเภทต่างๆ กำกับภาพแต่ละประเภท เพื่อให้แบบจำลองได้เรียนรู้ และทดสอบ จากนั้นจึงสามารถแบ่งประเภทของวัตถุในภาพตามแบบจำลองที่ได้สร้างขึ้นมา ขั้นตอนดังภาพที่ 2



ภาพที่ 2 ภาพขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง

1.1.1 ข้อมูลนำเข้า นำเข้าข้อมูลรูปถ่ายภาพพวงหรีด โดยใช้ภาพถ่ายจากโทรศัพท์มือถือ หรือ กล้องถ่ายภาพอื่นๆ ได้

1.1.2 การเตรียมข้อมูล ทำการกำกับข้อมูลด้วย LabelMe โดยตีกรอบภายในภาพ แล้วทำการกำกับประเภทของพวงหรีด เพื่อนำไปใช้ในการสร้างแบบจำลอง เราจะได้ข้อมูลของภาพนั้น ๆ เป็นไฟล์ Json

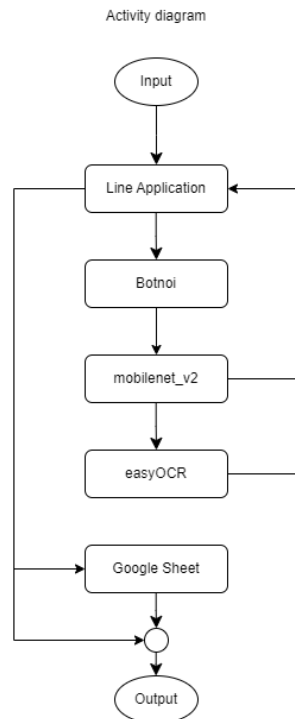
1.1.3 การสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกประเภทพวงหรีด เลือกใช้ Model MobileNetV2 ซึ่งเป็นโมเดลที่สำเร็จรูป ซึ่งงานวิจัยนี้ได้ทำการตั้งค่าต่างๆ ดังนี้

num_classes : 4	image_resizer : 320x320
batch_size : 16	fine_tune_checkpoint_type : detection
num_steps : 50000	score_converter : SIGMOID
learning_rate_base : 0.08	metrics_set : coco_detection_metrics
depth : 128	num_layers_before_predictor: 4
kernel_size: 3	activation : RELU_6

1.1.4 การ Train และ Test ข้อมูลให้แบบจำลอง โดย ทำการแบ่งข้อมูลแต่ละประเภทดังนี้

- 1) ประเภทพวงหรีด ใช้ข้อมูล 100 ภาพ แบ่ง Train 75 % และ Test 25%
- 2) ประเภทผ้า ใช้ข้อมูล 40 ภาพ แบ่ง Train 75 % และ Test 25%
- 3) ประเภทพัดลม ใช้ข้อมูล 40 ภาพ แบ่ง Train 75 % และ Test 25%
- 4) ประเภทต้นไม้ ใช้ข้อมูล 40 ภาพ แบ่ง Train 75 % และ Test 25%

1.2 การนำไปใช้งาน (Deployment) การออกแบบใช้งาน มีขั้นตอนดังนี้



ภาพที่ 3 ขั้นตอนการทำงานของระบบ

1.2.1 Input Image ทำการส่งภาพถ่ายที่ต้องการแยกประเภทและจัดเก็บค่า โดยส่งภาพถ่ายจากกล้องโทรศัพท์ได้ทันที หลังจากนั้นภาพจะถูกแปลงเข้าสู่โมเดลทำนายผล

1.2.2 Line Application เป็นโปรแกรมที่ใช้เป็น Interface ใช้เป็นสื่อกลางในการสื่อสาร โดยจะเป็น Interface ที่ใช้ในการส่งภาพ ข้อมูลผู้ใช้งาน และรับผลของการใช้งาน

1.2.3 MongoDB ฐานข้อมูลสำหรับเก็บข้อมูล key ของผู้ใช้งานที่ผูกไว้กับ link google Sheet

1.2.4 Platform (Botnoi SME Platform) ผู้ให้บริการที่เราฝากระบบผ่านอินเทอร์เน็ต โดยสามารถเลือกกำลังการประมวลผล เลือกจำนวนทรัพยากร ได้ตามความต้องการในการใช้งาน Deploy API โดยไปฝากไว้ที่ Google Cloud Run และมีการฝึกบอทผ่าน Botnoi SME Platform เพื่อทำให้เกิดการโต้ตอบกับผู้ที่เข้ามาใช้และผูก API ไว้กับ Google Cloud Run

1.2.5 Application Programming Interface (Line) การสื่อสารระหว่างผู้ให้บริการและผู้ใช้ โดยจะส่งและรับข้อมูลระหว่างเซิร์ฟเวอร์ของผู้ให้บริการและ LINE ผ่านการส่งค่าในรูปแบบ JSON ทำการเชื่อมต่อกับ Line messaging API ด้วย Webhook ผ่านทาง Botnoi SME Platform

1.2.6 Predictions ด้วย Model mobileNet V2 หลังจากที่มีข้อมูลผ่านการ Preprocessing แล้ว โมเดลจะแสดงค่าการทำนายของประเภทพวงหรีด ตามที่ได้กำหนดไว้ในโมเดล 00

1.2.7 Predictions ด้วย EasyOCR หลังจากที่มีข้อมูลผ่านการ Preprocessing แล้วโมเดลจะแสดงค่าการทำนายคำที่อยู่ในแผ่นป้ายของพวงหรีด และทำการแสดงผลทาง Line

1.2.8 Google Sheet หลังจากที่มีข้อมูลผ่านการ Preprocessing แล้วโมเดลได้ตอบผลลัพธ์แล้ว API จะทำการบันทึกข้อมูลไปยัง Google Sheet ที่ทางผู้ใช้งานได้ลงทะเบียนไว้กับทางระบบ

1.3 ผลการทำงานของ Line Application และ Google Sheet

1.3.1 ลงทะเบียน link google sheet สำหรับบันทึกรายงาน

1.3.2 ผลลัพธ์เมื่อส่งรูปภาพให้กับระบบ

1.3.3 ผลลัพธ์จากการบันทึกลง Google Sheet

1.4 เครื่องมือที่ใช้ในงานวิจัย

1.4.1 ภาษา Python programming language เป็นภาษาระดับสูงเพื่อเน้นให้ผู้โปรแกรมสามารถอ่านชุดคำสั่งได้ง่าย และมีการประยุกต์ใช้แนวคิดการเขียน โปรแกรมเชิงวัตถุในตัวภาษา และช่วยให้นักเขียนโปรแกรมสามารถเขียนโปรแกรมที่เป็นระเบียบ อ่านง่าย มีขนาดเล็ก และง่ายต่อการใช้งาน มาพร้อมกับไลบรารีมาตรฐานจำนวนมาก เช่น โครงสร้างข้อมูลแบบซับซ้อน และไลบรารีสำหรับคณิตศาสตร์ เป็นต้น

1.4.2 โปรแกรม Line API คือ การสื่อสารระหว่างผู้ให้บริการ และผู้ใช้ Line ซึ่งเป็นการสื่อสารแบบสองฝ่ายในห้องแชท Line การส่งคำขอจะใช้ API แบบ JSON Messaging API ทำการเชื่อมต่อระหว่าง User ผ่านทาง Line official account ซึ่ง Messaging API จะสามารถตอบรับเพื่อน รวมถึงส่งข้อความหา User คนอื่น และทาง Line Platform จะทำการส่ง Request มายัง Server ที่ได้ลงทะเบียนผูกไว้กับ Line Account วิธีนี้เรียกว่า Webhook ซึ่งทำให้ผู้ใช้งานรู้สึกเหมือนกับว่าได้โต้ตอบกับมนุษย์จริง ๆ

1.4.3 โปรแกรม Google Colab เป็นบริการ Software as a Service (SaaS) โฮสต์โปรแกรม Jupyter Notebook บนคลาวด์ (Cloud) จาก Google โดยสามารถสร้างทำงานบน Notebook เขียนโปรแกรมภาษา Python ได้ฟรี และมี GPU, TPU ให้ใช้ฟรี

1.4.4 Google Cloud Platform เป็นแพลตฟอร์มที่ให้บริการด้านคลาวด์ (Cloud) ซึ่งจะเป็นรูปแบบ PaaS (Platform as a Service) โดย Google รองรับหลากหลายภาษา สามารถเพิ่มความสามารถในการประมวลผลได้ ยืดหยุ่นตามการใช้งาน

1.4.5 Labelme เป็นเครื่องมือที่ใช้สำหรับการเตรียมข้อมูล รูปภาพ ซึ่งจะทำการติกรอบ และระบุตำแหน่ง xmin, ymin, xmax, ymax และ label ของแต่ละวัตถุ (Object) ที่อยู่ในภาพ โดยข้อมูลจะถูกบันทึกอยู่ในรูปแบบ json

ผลการดำเนินงานวิจัย

จากการวิจัยเพื่อนำเสนอโมเดลใช้ในการอ่านรูปภาพ จับวัตถุเพื่อจำแนกชนิดของงานพวงหรีด โดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก CNN MobilenetV2 เพื่อช่วยอำนวยความสะดวกในการเก็บรวบรวมข้อมูลของพวงหรีดที่ส่งมาร่วมงาน และทำการเก็บรวบรวมข้อมูลให้ผู้ใช้งานระบบไว้ในเอกสาร Google Sheet ซึ่งผู้ใช้งานระบบสามารถนำไปทำข้อมูลอื่นๆ ต่อได้ ทั้งนี้เพียงผู้ใช้งานระบบ ส่งภาพพวงหรีด ผ่านการเรียกใช้ Line API ในโทรศัพท์มือถือ ซึ่งผลการทดสอบและวิเคราะห์ข้อมูลมีรายละเอียดดังนี้

1. ผลการวัดประสิทธิภาพความถูกต้องของโมเดลจับวัตถุ

สร้างโมเดลโดยใช้ข้อมูลภาพถ่ายของพวงหรีดที่อยู่ในงานฌาปนกิจและภาพจากอินเทอร์เน็ตจำนวนทั้งหมด 202 รูปภาพ แบ่งออกเป็น 4 ประเภท โดยจะแบ่งข้อมูลสำหรับการสอนโมเดล (Training Data) 75% จำนวน 157 รูป และสำหรับการทดสอบโมเดล (Testing Data) 25% จำนวน 45 รูป สามารถสรุปผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพโดยการนำชุดข้อมูลทดสอบมาให้โมเดลทำการจำแนกว่ามีความถูกต้องตามประเภทหรือไม่ ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 1 สรุปผลการทดสอบประเภทพวงหรีด แบบ วัตถุเดี่ยว

ครั้งที่	จำนวนภาพ	ความถูกต้อง	คิดเป็นร้อยละ	Class Score
1	20	19	95	0.99
2	20	19	95	0.99
3	20	19	95	0.99

จากการทดสอบตามตารางที่ 1 ผลการทดสอบด้วยรูปภาพจำนวน 20 รูป ประเภทพวงหรีด แบบวัตถุเดี่ยว พบว่ามีค่าความถูกต้องร้อยละ 95 ซึ่งมีภาพที่มีการทายผิด ทำนายได้ว่าเป็นพัดลม อาจเป็นไปได้ว่าในภาพมีส่วนของพัดลมติดเข้ามา จึงทำให้ทำนายผิด ส่วนภาพที่ทำนายถูกต้อง แต่พบว่ามีการทำนายเป็นประเภทต้นไม้ แต่คะแนนทายเป็นพวงหรีดมากกว่าจึงทำนายถูกต้อง

ตารางที่ 2 สรุปผลการทดสอบประเภทพวงหรีด แบบ หลายวัตถุ

ครั้งที่	จำนวนภาพ	ความถูกต้อง	คิดเป็นร้อยละ	Class Score
1	35	34	97	0.96
2	35	34	97	0.96
3	35	34	97	0.96

จากการทดสอบตามตารางที่ 2 ผลการทดสอบด้วยรูปภาพจำนวน 35 รูป ประเภทพวงหรีด แบบ หลายวัตถุ พบว่ามีค่าความถูกต้องร้อยละ 97 สามารถจับภาพพวงหรีดในรูปได้ 2 วัตถุ และทำนายได้ถูกต้อง มีภาพที่สามารถจับภาพพวงหรีดในรูปได้ 1 วัตถุ และทำนายได้ถูกต้อง และมีภาพที่ไม่สามารถจับภาพพวงหรีดในรูปได้

ตารางที่ 3 สรุปผลการทดสอบประเภทผ้า แบบ วัตถุเดียว

ครั้งที่	จำนวนภาพ	ความถูกต้อง	คิดเป็นร้อยละ	Class Score
1	40	40	100	0.99
2	40	40	100	0.99
3	40	40	100	0.99

จากการทดสอบตามตารางที่ 3 ผลการทดสอบด้วยรูปภาพจำนวน 40 รูป ประเภทผ้า แบบวัตถุเดียว พบว่ามีค่าความถูกต้องร้อยละ 100 พบว่าภาพที่ทำนายถูก แต่มีการทำนายเป็นประเภท กล่องพัสดุด้วย แต่ละแนนนายเป็นพวงหรีดมากกว่าจึงทำนายถูกต้อง และมีภาพที่จับวัตถุประเภทผ้าได้ และทำนายถูกต้อง

ตารางที่ 4 สรุปผลการทดสอบประเภทผ้า แบบ หลายวัตถุ

ครั้งที่	จำนวนภาพ	ความถูกต้อง	คิดเป็นร้อยละ	Class Score
1	8	8	100	0.82
2	8	8	100	0.82
3	8	8	100	0.82

จากการทดสอบตามตารางที่ 4 ผลการทดสอบด้วยรูปภาพจำนวน 8 รูป ประเภทผ้า แบบหลายวัตถุ พบว่ามีค่าความถูกต้องร้อยละ 100 เป็นภาพที่ทำนายถูกต้อง และจับภาพได้ 1 วัตถุ

ตารางที่ 5 สรุปผลการทดสอบประเภทพัคลม แบบ วัตถุเดี่ยว

ครั้งที่	จำนวนภาพ	ความถูกต้อง	คิดเป็นร้อยละ	Class Score
1	20	20	100	0.98
2	20	20	100	0.98
3	20	20	100	0.98

จากการทดสอบตามตารางที่ 5 ผลการทดสอบด้วยรูปภาพจำนวน 20 รูป ประเภทพัคลม แบบ วัตถุเดี่ยว พบว่ามีค่าความถูกต้องร้อยละ 100 ภาพที่จับวัตถุประเภทพัคลมได้และทำนายถูกต้อง

ตารางที่ 6 สรุปผลการทดสอบประเภทพัคลม แบบหลายวัตถุ

ครั้งที่	จำนวนภาพ	ความถูกต้อง	คิดเป็นร้อยละ	Class Score
1	15	20	100	0.99
2	15	20	100	0.99
3	15	20	100	0.99

จากการทดสอบตามตารางที่ 6 ผลการทดสอบด้วยรูปภาพจำนวน 15 รูป ประเภทพัคลม แบบหลายวัตถุ พบว่ามีค่าความถูกต้องร้อยละ 100 เป็นภาพที่จับวัตถุประเภทพัคลมได้ 2 วัตถุ และทำนายถูกต้อง และมีภาพที่จับวัตถุประเภทพัคลมได้ 1 วัตถุและทำนายถูกต้อง

ตารางที่ 7 สรุปผลการทดสอบประเภทต้นไม้ แบบวัตถุเดี่ยว

ครั้งที่	จำนวนภาพ	ความถูกต้อง	คิดเป็นร้อยละ	Class Score
1	40	20	100	0.99
2	40	20	100	0.99
3	40	20	100	0.99

จากการทดสอบตามตารางที่ 7 ผลการทดสอบด้วยรูปภาพจำนวน 15 รูป ประเภทต้นไม้ แบบวัตถุ เดี่ยว พบว่ามีค่าความถูกต้องร้อยละ 100 จากภาพที่จับวัตถุประเภทต้นไม้ได้และทำนายถูกต้อง

2. ผลการวัดประสิทธิภาพความถูกต้องของโมเดล OCR

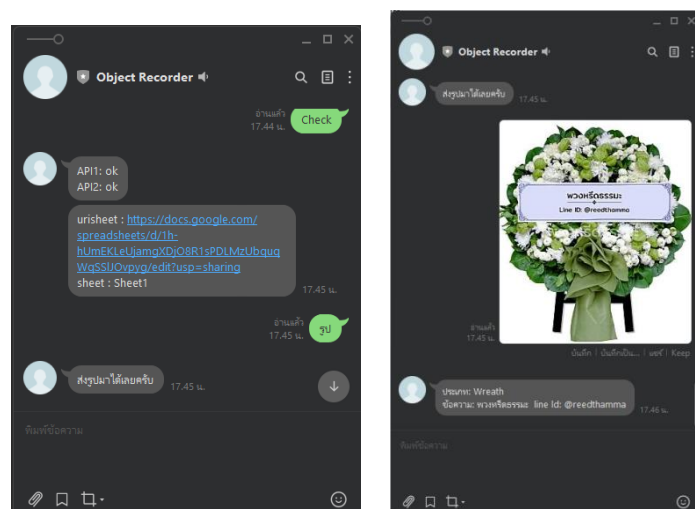
ผลการทดลองจากการใช้ข้อมูลภาพถ่ายของพวงหรีดที่อยู่ในงานฌาปนกิจและภาพจาก อินเทอร์เน็ตจำนวนทั้งหมด 20 รูป โดยแบ่งออกเป็นทั้งหมด 2 ประเภท โดยจะแบ่งข้อมูลที่ใช้ดังนี้

1. ข้อมูลขนาดเล็กไม่เกิน 1000x1000 จำนวน 10 รูป ผลการทดสอบการอ่านข้อความจากรูปภาพ ด้วยข้อมูลรูปภาพขนาดเล็กไม่เกิน 1000x1000 พบว่า สามารถตรวจจับข้อความได้ โดยมีค่าความเชื่อมั่นเฉลี่ยในช่วง 0.30 ถึง 0.99 ซึ่งมีความเชื่อมั่นสูงสุด เพียง 1 รายการ

2. ข้อมูลขนาดใหญ่ 4000x4000 จำนวน 10 รูป ผลการทดสอบการอ่านข้อความจากรูปภาพ ด้วยข้อมูลรูปภาพขนาด 4000x 4000 สามารถตรวจจับข้อความได้ ซึ่งจะถูกแบ่งออกเป็นคำย่อย ๆ ตามที่จับภาพได้ 1-3 ข้อความ มีข้อความที่อ่านได้ถูกต้อง และไม่ถูกต้อง ซึ่งสามารถตรวจจับข้อความจากรูปภาพ ด้วยภาพที่คมชัดและไม่มีแสงรบกวนจะสามารถจับข้อความบนรูปภาพได้ค่าความน่าเชื่อถือสูงถึง 0.98

จึงสรุปได้ว่า การทดสอบการอ่านข้อความรูปเพื่อเก็บข้อมูลรายการผู้จัดส่งพวงหรีด ยังไม่ถูกต้อง และแม่นยำตามที่ต้องการ ด้วยค่าความเชื่อมั่นที่ไม่คง เนื่องจาก คำบางคำเป็นคำเฉพาะจึงทำให้โมเดลไม่มั่นใจในคำตอบ อีกทั้ง อาจเจอ แสงรบกวนจากภายในภาพ จึงทำให้ไม่สามารถทำนายตัวอักษรได้ ทั้งนี้ ภาพที่ใช้ควรเป็นภาพที่มีตัวหนังสือชัดเจน ขนาดของภาพ อาจจะไม่ใหญ่มาก แต่ตัวหนังสือควรชัดเจน เพื่อให้สามารถสกัดตัวอักษรให้ออกมาได้อย่างแม่นยำ

3. ผลการใช้งานจริงบน Line Application เป็นภาพตัวอย่างการเข้าใช้ระบบ และภาพตัวอย่าง รายงานใน Google Sheet เมื่อใช้ระบบ



ภาพที่ 4 ตัวอย่างการเข้าใช้ระบบ

1	Wash	0.0007	20	761	45	710	wasilnasas line id @weethanas	wasilnasas line id @weethanas	0.0038	https://api.line.me/v2/oauth2/token?grant_type=refresh_token&refresh_token=22050203174555	
2											
3											
4											
5											
6											
7											
8											
9											
10											
11											
12											
13											
14											
15											
16											
17											
18											
19											
20											
21											
22											
23											
24											
25											
26											
27											
28											
29											
30											

ภาพที่ 5 ตัวอย่างรายงานใน Google Sheet เมื่อใช้ระบบ

สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

1 สรุปผลการวิจัย

จากการวิจัยการจำแนกประเภทของพวงหรีด โดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก CNN MobilenetV2 เพื่อช่วยอำนวยความสะดวกในการเก็บรวบรวมข้อมูลของพวงหรีดที่ส่งมาร่วมงานและทำการเก็บรวบรวมข้อมูลให้ผู้ใช้ระบบไว้ในเอกสาร Google Sheet ซึ่งผู้ใช้ระบบสามารถนำไปทำข้อมูลอื่นๆ ต่อได้ ทั้งนี้เพียงผู้ใช้ระบบ ส่งภาพพวงหรีด ผ่านการเรียกใช้ Line API ในโทรศัพท์มือถือ ซึ่งผลการทดสอบและวิเคราะห์ข้อมูล สรุปผลได้ดังนี้

1.1 ผลการวัดประสิทธิภาพความถูกต้องของโมเดลจับวัตถุ

พบว่าผลการทดสอบด้วยรูปภาพจำนวน 20 รูป ประเภทพวงหรีด แบบวัตถุเดียว พบว่ามีค่าความถูกต้องร้อยละ 95.00 ผลการทดสอบด้วยรูปภาพจำนวน 35 รูป ประเภทพวงหรีด แบบหลายวัตถุ พบว่ามีค่าความถูกต้องร้อยละ 97.00 ผลการทดสอบด้วยรูปภาพจำนวน 40 รูป ประเภทผ้า แบบวัตถุเดียว พบว่ามีค่าความถูกต้องร้อยละ 100 ผลการทดสอบด้วยรูปภาพจำนวน 8 รูป ประเภทผ้าแบบหลายวัตถุ พบว่ามีค่าความถูกต้องร้อยละ 100 ผลการทดสอบด้วยรูปภาพจำนวน 20 รูป ประเภทพัดลม แบบวัตถุเดียว พบว่ามีค่าความถูกต้องร้อยละ 100 ผลการทดสอบด้วยรูปภาพจำนวน 15 รูป ประเภทพัดลม แบบหลายวัตถุ พบว่ามีค่าความถูกต้องร้อยละ 100 ผลการทดสอบด้วยรูปภาพจำนวน 15 รูป ประเภทต้นไม้ แบบวัตถุเดียว พบว่ามีค่าความถูกต้องร้อยละ 100

1.2. ผลการวัดประสิทธิภาพความถูกต้องของโมเดล OCR

ผลการทดสอบการอ่านข้อความป้ายชื่อจากภาพพวงหรีดจำนวน 20 ภาพ พบว่า มีค่าความถูกต้อง แม่นยำในการอ่านค่อนข้างน้อย

2. การอภิปรายผล

การพัฒนา Line API ใช้งานในโทรศัพท์มือถือ เพื่อจำแนกประเภทพวงหรีดโดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก CNN MobilenetV2 สำหรับอำนวยความสะดวกในการเก็บรวบรวมข้อมูลพวงหรีด หรืออื่นๆ โดยใช้ภาพถ่ายมาประยุกต์ใช้เพื่อช่วยในการจำแนกประเภทของพวงหรีด ได้ถูกต้อง สามารถจำแนกพวงหรีดได้ถูกต้อง มีความแม่นยำตั้งแต่ ร้อยละ 95.00 ขึ้นไป ส่วนการตรวจอ่านข้อความจากป้ายชื่อที่ติดมากับพวงหรีดยังไม่ถูกต้องแม่นยำเท่าที่ควร ซึ่งระยะใกล้ ใกล้ในการถ่ายภาพ ความละเอียดของภาพ รวมถึงจำนวนข้อความ ขนาดข้อความ ลักษณะ และรูปแบบของข้อความ จะมีผลต่อความถูกต้อง มีความแม่นยำมากที่สุด คือ การถ่ายภาพที่มีความละเอียด แสงรบกวนน้อย เป็นภาพในมุมตรง ส่วนภาพที่มีความละเอียดสูง โปรแกรมจะแยกรายละเอียดมาก จึงไม่สามารถ ตรวจอ่านข้อความได้ถูกต้อง รวมถึงขนาด และรูปแบบของตัวอักษรพยางค์ สระและวรรณยุกต์ ก็จะมีผลต่อความถูกต้อง แม่นยำที่จะเกิดขึ้น

3. ข้อเสนอแนะและงานวิจัยในอนาคต

งานวิจัยในอนาคต เพื่อพัฒนาการจำแนกประเภทของพวงหรีด โดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก CNN MobilenetV2 เพื่อช่วยอำนวยความสะดวกในการเก็บรวบรวมข้อมูลการอ่านป้ายชื่อผู้ส่งพวงหรีด ได้มีการวางแผนที่จะทดลองด้วย สถาปัตยกรรม CNN แบบอื่น เช่น Fusion Convolutional Neural Network (Fusion CNN) ที่เป็นการรวม CNN ตั้งแต่ 2 input เข้าด้วยกัน รวมไปถึงวิธีการเตรียมข้อมูล เช่น การปรับขนาด การลบสิ่งที่ไม่ใช่ข้อความออกจากรูปภาพ การเปลี่ยนสีรูปภาพ การลดรายละเอียดรูปภาพ และ การใช้พจนานุกรมในการหาผลลัพธ์ซึ่งอาจจะสามารถช่วยให้การทดสอบมีประสิทธิภาพดีขึ้น แอปพลิเคชันสำหรับตรวจอ่านข้อความโดยใช้ภาพถ่าย ควรเลือกถ่ายภาพที่มีความละเอียด ควรทำให้ระบบสามารถอ่านข้อความทั้งขนาดเล็ก ใหญ่ ทั้งในมุมตรง มุมเอียง ภาษาไทย หรือภาษาอังกฤษ ที่สามารถจับข้อความเป็นพยางค์ สระ และวรรณยุกต์ที่มีความแตกต่าง และได้หลากหลายมากขึ้นหรือการใช้เสียงช่วยในการบันทึก

บรรณานุกรม

- [1] เดชิน วรสิทธิ์ และคณะ (2565). “การประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการรู้จำโรคขอบใบแห้งและโรคไหม้ของข้าว”. วารสารแก่นเกษตร มหาวิทยาลัยขอนแก่น.
<https://li01.tci-thaijo.org/index.php/agkasetkaj/article/view/249570/173217>
- [2] ธนดล สิงขรอาสน์ (2564). การเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการตรวจจับและรู้จำคำบรรยายในวิดีโอ. วิทยาลัยเกษตรกรรมมหาบัณฑิต สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม.
- [3] Abadi, Marten, Barham P, Chen J, Chen Z, Davis A, Dean J, et al. Tensorflow: A system for large-scale machine learning. In: 12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI 16). 2016. p. 265–83.

- [4] A. Mikołajczyk and M. Grochowski, "Data augmentation for improving deep learning in image classification problem," 2018 International Interdisciplinary PhD Workshop (IIPHDW), 2018, pp. 117-122, doi: 10.1109/IIPHDW.2018.8388338.
- [5] Howard, Andrew & Zhu, Menglong & Chen, Bo & Kalenichenko, Dmitry & Wang, Weijun & Weyand, Tobias & Andreetto, Marco & Adam, Hartwig. (2017). **MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications.**
- [6] J. Gan, W. Wang, and K. Lu, (2020). "**In-Air Handwritten Chinese Text Recognition with Temporal Convolutional Recurrent Network,**" *Pattern Recognition*, vol. 97, pp. 107025-107025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2019.107025>.
- [7] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov and L. Chen, "**MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks,**" 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018, pp. 4510-4520, doi: 10.1109/CVPR.2018.00474.
- [8] Peng, Yingshu & Wang, Yi. (2021). **An industrial-grade solution for agricultural image classification tasks.** *Computers and Electronics in Agriculture.* 187. 106253. 10.1016/j.compag.2021.106253.
- [9] S. K. Jemni, Y. Kessentini, and S. Kanoun, (2019). "**Out of Vocabulary Word Detection and Recovery in Arabic Handwritten Text Recognition,**" *Pattern Recognition*, vol. 93, pp. 507-520, doi: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2019.05.003>.
- [10] S. L. Rabano, M. K. Cabatuan, E. Sybingco, E. P. Dadios and E. J. Calilung, "**Common Garbage Classification Using MobileNet,**" 2018 IEEE 10th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management (HNICEM), 2018, pp.