



ระบบบริการการจำแนกเพศและประเมินอายุบุคคลจากภาพใบหน้าด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึก

ชูพันธุ์ รัตนโกคา* ภาณุพงศ์ จันเนตร และ อีราทร มุลปัญญา

ภาควิชาเทคโนโลยีวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์, วิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม,
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

* ผู้ประสานงานเผยแพร่ (Corresponding Author), E-mail: choopan.r@cit.kmutnb.ac.th

วันที่รับบทความ: 22 กุมภาพันธ์ 2565; วันที่ทบทวนบทความ: 18 เมษายน 2565; วันที่ตอบรับบทความ: 25 เมษายน 2565
วันที่เผยแพร่ออนไลน์: 15 สิงหาคม 2565

บทคัดย่อ: บทความนี้เสนอการออกแบบและพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับทำนายอายุและเพศ รวมถึงออกแบบและพัฒนาเว็บ API สำหรับให้บริการเชื่อมต่อและใช้งานแบบจำลองที่พัฒนาขึ้น อีกทั้งยังพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันและโมบายแอปพลิเคชันตัวอย่างที่ใช้บริการแบบจำลองการเรียนรู้ผ่านทางเว็บ API แบบจำลองที่พัฒนาขึ้นนั้นมีสถาปัตยกรรมที่ผสมผสานระหว่างสถาปัตยกรรมแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก VGG16 และ ResNet โดยได้สร้างแบบจำลองขึ้นมา 3 แบบจำลอง ได้แก่ (1) แบบจำลองที่ทำนายอายุ (2) แบบจำลองที่ทำนายเพศ และ (3) แบบจำลองที่ทำนายทั้งอายุและเพศ ทั้ง 3 แบบจำลองถูกฝึกด้วยชุดข้อมูลภาพ IMDB จำนวน 154,667 ภาพ จากการทดสอบแบบจำลองโดยใช้ชุดข้อมูลภาพ WIKI จำนวน 38,138 ภาพ พบว่าแบบจำลองทำนายอายุมีความผิดพลาดสัมบูรณ์เฉลี่ยเท่ากับ 5.949 ใช้เวลาในการประมวลผล 0.167 วินาที ในขณะที่แบบจำลองทำนายเพศมีถูกต้องเท่ากับ 96.58% ใช้เวลาในการประมวลผล 0.169 วินาที และสุดท้ายคือแบบจำลองที่ทำนายทั้งอายุและเพศ มีความถูกต้องในการทำนายเพศเท่ากับ 95.82% และมีความผิดพลาดสัมบูรณ์เฉลี่ยในการทำนายอายุเท่ากับ 6.347 โดยใช้เวลาในการทำนายต่อภาพเท่ากับ 0.171 วินาที

คำสำคัญ: เว็บ API; การประมวลผลภาพ; การเรียนรู้เชิงลึก; โครงข่ายประสาทคอนโวลูชัน

A Service System for Estimation of Gender and Assessing the Person's Age from Facial Images by Deep Learning-based Method

Choopan Rattanapoka^{*}, Panupong Jannet and Teeratorn Moonpanyo

Department of Electronics Engineering Technology, College of Industrial Technology,
King Mongkut's University of Technology North Bangkok

^{*} Corresponding author, E-mail: choopan.r@cit.kmutnb.ac.th

Received: 22 February 2022; Revised: 18 April 2022; Accepted: 25 April 2022

Online Published: 15 August 2022

Abstract: This article proposes the design and development of deep learning models for predicting age and gender from a facial image, the web API for using the developed model, and a web application and a mobile application that use our model via the web API. The architecture of the developed model is based on the integration of VGG16 and ResNet. We implemented three models: (1) an age prediction model, (2) a gender prediction model, and (3) an age and gender prediction model. All three models were trained with 154,667 images from the IMDB dataset. The models were evaluated with 38,138 images from the WIKI datasets. From the experiments, we found that the age prediction model had a mean absolute error of 5.949 with 0.167s processing time while the gender prediction model has 96.58% accuracy with 0.169s processing time. Finally, the age and gender prediction model has a gender prediction accuracy of 95.82% and a mean absolute error in age prediction of 6.347 with a prediction time of 0.171s.

Keywords: Web API; Image processing; Deep learning; Convolutional neural network



1. บทนำ

การวิเคราะห์ข้อมูลจากภาพใบหน้าได้รับความสนใจในงานวิจัยเป็นอย่างมากในปีที่ผ่านมา ไม่ว่าจะเป็นการวิเคราะห์อายุ เพศ อารมณ์ หรือเชื้อชาติของจากใบหน้าของบุคคลภายในภาพ บทความวิจัยนี้ให้ความสนใจกับการวิเคราะห์อายุ และเพศจากใบหน้าบุคคล เนื่องจากสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้หลายด้าน เช่น การวิเคราะห์เพศและอายุจากใบหน้าที่ได้รับจากกล้องวงจรปิดเพื่อเก็บเป็นสถิติและใช้ในเชิงธุรกิจ โดยนำข้อมูลจากการวิเคราะห์ไปทำการตลาดให้ตรงกับกลุ่มเป้าหมายได้ หรือเพื่อตรวจสอบลูกค้าก่อนเข้าร้านหรือ สถานที่บันเทิงตอนกลางคืนที่มีการจำกัดช่วงอายุของบุคคล เป็นต้น

การพัฒนาแอปพลิเคชันเฉพาะทางดังกล่าวจะสะดวกมากขึ้นเมื่อแยกส่วนประมวลผล ออกจากส่วนการทำงานของแอปพลิเคชัน ซึ่งมีผู้ให้บริการประมวลผลภาพใบหน้าบุคคลผ่านทาง Application Programming Interface (API) โดยคิดค่าใช้จ่ายตามจำนวนครั้งที่ใช้งาน เช่น Azure Face API จาก Microsoft, Vision API จาก Google และ Face recognition จาก Facelytics.io เป็นต้น

ปัจจุบันการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นที่ทราบกันว่ามีประสิทธิภาพในการรู้จำที่แม่นยำ และมีคุณสมบัติที่สามารถสกัดคุณลักษณะเด่นจากข้อมูลได้แบบอัตโนมัติจากข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนแบบจำลอง โดยแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกที่ได้รับความนิยมเป็นอย่างมาก ก็คือ Convolutional Neural network [1] ที่เหมาะสำหรับการเรียนรู้ข้อมูลประเภทรูปภาพ อีกทั้งยังมีการนำไปประยุกต์ใช้ในงานวิจัยต่าง ๆ มากมาย เช่น การวิเคราะห์

การติดโรคของมะเขือเทศ [2] หรือ การวิเคราะห์รู้จำรูปสัญญาณมือ [3]

สำหรับด้านการวิเคราะห์อายุและเพศจากภาพใบหน้าของมนุษย์ Salah Eddine Bekhouche นำเสนอการใช้ Support Vector Machine ที่เรียนรู้คุณลักษณะของใบหน้าด้วยวิธีสกัดแบบแบบ Multi-level Local Phase Quantization (ML-LPQ) [4] โดยอายุที่สามารถทำนายได้นั้นจะเป็นตามช่วงอายุทั้งหมด 7 ช่วง โดยมีความแม่นยำอยู่ที่ 56% และ Seok Hee Lee [5] นำเสนอแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกแบบ Residual Learning ที่ใช้ในการทำนายอายุของบุคคลในภาพตั้งแต่อายุ 0 – 99 ปี โดยมีการแยกแบบจำลองในการทำนายอายุของเพศหญิง และเพศชายออกจากกัน ซึ่งสรุปว่าการใช้ Residual Learning เข้ามา ทำให้แบบจำลองให้ผลลัพธ์ที่ดีขึ้น รวมถึงแบบจำลองของ Yusuke Uchida [6] ที่เผยแพร่บน Github ที่รองรับแบบจำลองหลายสถาปัตยกรรม และมีคำแนะนำของแบบจำลอง EfficientNet-B3 ที่ฝึกฝนให้รู้จำอายุและเพศของใบหน้า ให้ดาวโหลดมาใช้งานได้ ซึ่งแบบจำลอง EfficientNet-B3 เป็นรุ่นย่อยของแบบจำลอง EfficientNet [7] ที่มีรุ่นย่อยตั้งแต่ B0 – B7 โดย EfficientNet-B0 เป็นแบบจำลองขนาดเล็กและมีความซับซ้อนน้อยที่สุด และความซับซ้อนของแบบจำลองจะมากขึ้นเรื่อย ๆ จนกระทั่งถึงแบบจำลอง EfficientNet-B7 ที่มีขนาดและความซับซ้อนของแบบจำลองมากที่สุด

บทความวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อออกแบบพัฒนา และเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก สำหรับวิเคราะห์อายุและเพศจากรูปภาพใบหน้าของบุคคล โดยอายุที่แบบจำลองสามารถวิเคราะห์ได้นั้นกำหนดอยู่ในช่วง 0 – 100 ปี โดย



เปรียบเทียบแบบจำลองที่ทำนายผลแบบเฉพาะทาง คือ แบบจำลองที่ทำนายเพศอย่างเดี่ยว และแบบจำลองที่ทำนายอายุเพียงอย่างเดียว กับแบบจำลองที่สามารถทำนายอายุและเพศได้ในแบบจำลองเดียวกัน พร้อมทั้งเปรียบเทียบประสิทธิภาพ กับแบบจำลองที่ใช้สถาปัตยกรรม EfficientNet-B7 และ แบบจำลองของ Yusuke Uchida พร้อมทั้งพัฒนาเว็บ API ที่เรียกใช้งานแบบจำลองที่พัฒนาขึ้น เพื่อให้ผู้ที่สนใจสามารถสมัครเป็นสมาชิก และใช้ Token ในการเข้าถึงบริการแบบจำลองการเรียนรู้สำหรับประมวลผลอายุและเพศของบุคคลภายในภาพได้ มากไปกว่านั้นในบทความนี้ยังนำเสนอการพัฒนาตัวอย่างของเว็บแอปพลิเคชัน และโมบายแอปพลิเคชันที่เรียกใช้งานบริการของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก ผ่านเว็บ API ที่พัฒนาขึ้นอีกด้วย

2. วิธีการดำเนินงานวิจัย

2.1 การออกแบบภาพรวมของระบบ

ระบบที่พัฒนานี้ได้ถูกออกแบบให้มีสถาปัตยกรรมการทำงานในภาพรวม ดังรูปที่ 1 โดยผู้ใช้งานสามารถทดลองการใช้งานแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก เพื่อส่งภาพสำหรับทำนายเพศ และประเมินอายุของบุคคลในภาพ ผ่านทาง 2 ช่องทาง ได้แก่ เว็บแอปพลิเคชันที่พัฒนาด้วย Vue.js และโมบายแอปพลิเคชันที่พัฒนาด้วย React Native โดยทั้ง 2 ช่องทางจะติดต่อไปยังเว็บ API ที่พัฒนาด้วย Flask ซึ่งเชื่อมต่อกับแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกที่พัฒนาด้วยภาษา Python และระบบฐานข้อมูล MongoDB สำหรับการบริหารจัดการกับข้อมูลภายในระบบ โดยผู้ใช้งานระบบมี 3 ประเภท ดังนี้

(1) ผู้ใช้งานทั่วไป (General User) คือผู้ที่ไม่จำเป็นต้องลงทะเบียนเข้าใช้งานระบบ สามารถเข้าใช้งานระบบผ่านเว็บแอปพลิเคชัน หรือโมบายแอปพลิเคชัน ซึ่งผู้ใช้งานทั่วไปสามารถอัปโหลดรูปภาพเพื่อทำนายอายุและเพศ

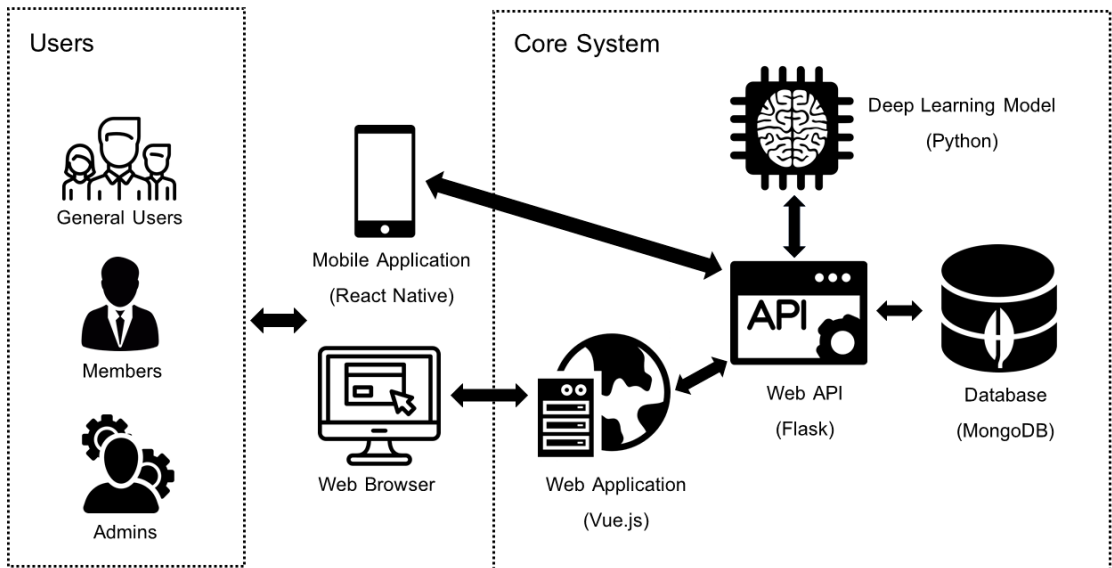
(2) ผู้ดูแลระบบ (Admin) นอกเหนือจากความสามารถที่ทำได้แบบสิทธิ์ผู้ใช้งานทั่วไปแล้ว ผู้ดูแลระบบยังสามารถจัดการแก้ไขข้อมูลของสมาชิก และสามารถอนุมัติ-ไม่อนุมัติ การใช้ API ของสมาชิกผ่านทางเว็บแอปพลิเคชัน

(3) สมาชิก (Member) เป็นผู้ใช้ที่ต้องทำการลงทะเบียนเข้าใช้งานระบบ นอกจากจะสามารถใช้งานระบบได้เหมือนสิทธิ์ผู้ใช้งานทั่วไปแล้ว ยังสามารถร้องขอ Access Token และ Refresh Token เพื่อนำไปใช้ในการพัฒนาโปรแกรมส่วนตัว ที่เชื่อมต่อเข้ามาใช้งานแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกผ่านทางเว็บ API ต่อไปได้ โดยระบบที่พัฒนาขึ้นนี้ จะไม่มีการเก็บข้อมูลภาพที่ผู้ใช้ส่งเข้ามาทำนายตัวอย่างใด

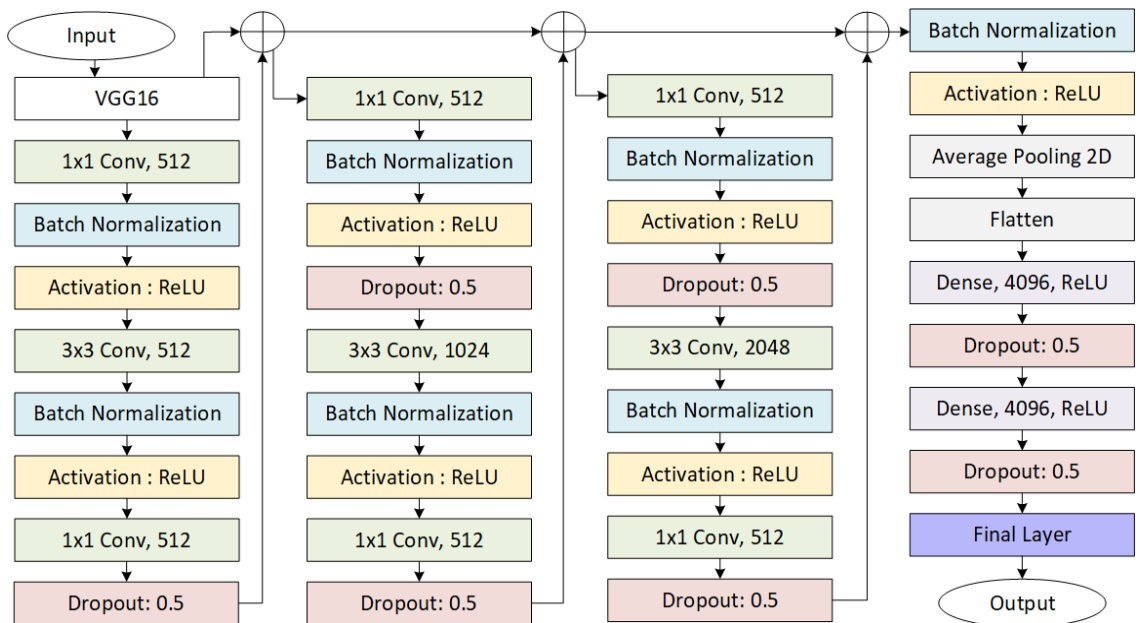
2.2 ออกแบบแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก

สถาปัตยกรรมของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกที่ออกแบบในงานวิจัยนี้ เป็นการผสมผสานกันระหว่างแบบจำลอง VGG16 [8] ที่ได้ฝึกฝนสำหรับการตรวจจับใบหน้าคนที่เรียกว่า VGGFace [9] ร่วมกับสถาปัตยกรรมแบบ ResNet [10] ที่เพิ่มความสามารถให้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกสามารถมีจำนวนชั้นที่เพิ่มมากขึ้นได้โดยไม่สูญเสียความทรงจำในชั้นต้น ๆ

สถาปัตยกรรมแบบจำลองเชิงลึกที่นำเสนอในบทความนี้พัฒนาด้วยไลบรารี TensorFlow มีโครงสร้าง ดังรูปที่ 2



รูปที่ 1 สถาปัตยกรรมโดยรวมของงานวิจัย



รูปที่ 2 สถาปัตยกรรมแบบจำลองเชิงลึกที่เสนอ



โดยส่วนแรกคือใช้ VGG16 ในการรับข้อมูลเข้า และส่วนที่นำข้อมูลที่ออกจาก VGG16 ผ่านโครงสร้างเครือข่ายที่นำหลักการของ ResNet มาใช้งาน ซึ่งสามารถแบ่งออกเป็นบล็อกการทำงานหลักทั้งหมด 4 บล็อกเรียงตามแนวหลัก

ชั้นการทำงานของ 3 บล็อกแรก มีลักษณะที่คล้ายกัน คือ มีชั้น Convolution ที่มีขนาดเคอร์เนล (Kernel) เป็น 1×1 และ 3×3 และจำนวนฟิลเตอร์ (Filter) ที่แตกต่างกัน ได้แก่ 512, 1024 และ 2048 ฟิลเตอร์ ต่อด้วยชั้นของ Batch Normalization [11] เพื่อให้ผลลัพธ์จากชั้น Convolution มีความเสถียรมากขึ้น และยังทำให้การเรียนรู้ของแบบจำลองมีความเร็วมากขึ้น หลังจากนั้นจะเป็นชั้นของฟังก์ชัน Activation โดยในแบบจำลองที่นำเสนอจะใช้ฟังก์ชัน ReLU (Rectified Linear Unit) ตามด้วย ชั้น ของ Dropout เพื่อป้องกันการ Overfitting ของแบบจำลอง

ระหว่างบล็อกจะมีการนำเอาข้อมูลเข้า และข้อมูลออกของบล็อกก่อนหน้ามารวมกัน ในรูปแบบของ ResNet เพื่อให้แบบจำลองการเรียนรู้ยังมีประสิทธิภาพที่ดี แม้ว่าจะมีความลึกของแบบจำลองที่มากขึ้น

บล็อกสุดท้ายจะมีชั้นของ Average Pooling 2D สำหรับเฉลี่ยค่าของข้อมูลขาเข้าเพื่อเป็นการลดขนาดของพารามิเตอร์ ก่อนแปลงให้กลายเป็นข้อมูลแบบเวกเตอร์ขนาด 1 มิติ ด้วยชั้น Flatten และผ่านชั้นแบบ Fully Connected ที่เรียกว่า Dense ที่มีจำนวน โหนด 4096 โหนด และใช้ ReLU เป็นฟังก์ชัน Activation จำนวน 2 ชั้น

สำหรับชั้นที่ระบุว่าเป็น Final Layer จะมีขนาดแตกต่างกันตามแบบจำลอง ซึ่งในบทความนี้นำเสนอทั้งหมด 3 แบบจำลอง ดังนี้

(1) Model-1: แบบจำลองสำหรับทำนายอายุเพียงอย่างเดียว ซึ่งในชั้น Final Layer นี้ จะเป็นชั้น Dense ที่มีจำนวนโหนด 101 โหนด สำหรับแทนอายุ 0 – 100 ปี โดยที่มีฟังก์ชัน Activation คือ Softmax

(2) Model-2: แบบจำลองสำหรับทำนายเพศเพียงอย่างเดียว ซึ่งในชั้น Final Layer จะเป็นชั้น Dense ที่มีจำนวนโหนดเพียง 2 โหนด แทนเพศชาย และหญิง โดยใช้ Softmax เป็นฟังก์ชัน Activation

(3) Model-3: แบบจำลองสำหรับทำนายเพศและอายุพร้อมกัน ในชั้น Final Layer นี้จะมี Dense 2 ชั้นที่อยู่คู่กัน ชั้น Dense ตัวแรกมี 101 โหนดสำหรับทำนายอายุ และชั้น Dense ตัวที่สอง มี 2 โหนดสำหรับทำนายเพศ ซึ่งทั้ง 2 ชั้น Dense นี้ใช้ Softmax เป็นฟังก์ชัน Activation

2.3 การเตรียมชุดข้อมูลฝึกและการฝึกแบบจำลอง

ในการทำการฝึกและทดสอบแบบจำลองในบทความนี้ได้เลือกใช้ชุดข้อมูลภาพเฉพาะส่วนของ IMDB จาก IMDB-WIKI Dataset [12] ที่มีจำนวนรูปภาพทั้งหมด 460,723 ภาพ โดยแต่ละภาพในชุดข้อมูลภาพ จะมีข้อมูลรายละเอียดของภาพมาให้ด้วย ซึ่งประกอบไปด้วยข้อมูลที่สำคัญดังนี้

- Dob: วันเกิดของบุคคลในรูปภาพ
- Photo_Taken: วันที่ที่ถ่ายภาพบุคคล
- Full_Path: ที่อยู่ของไฟล์
- Gender: 0 เท่ากับผู้หญิง และ 1 เท่ากับผู้ชาย
- Face_Location: ตำแหน่งของใบหน้าในภาพ
- Face_Score: คะแนนใบหน้า
- Second_Face_Score: คะแนนใบหน้าบุคคลที่ 2

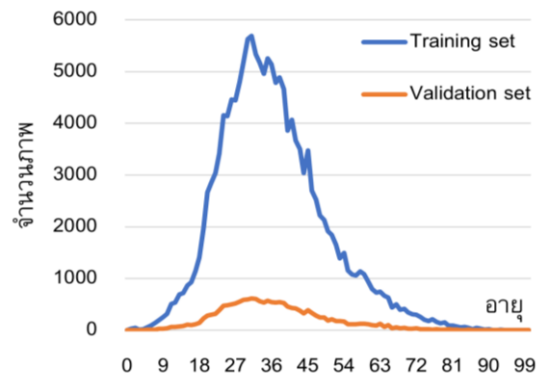
จากข้อมูลดังกล่าวสามารถคำนวณอายุของบุคคลในภาพได้โดยนำค่า Photo_Taken ลบกับค่า Dob และสำหรับค่าคะแนนใบหน้า (Face_Score) นั้นเป็นคะแนนความชัดเจนของใบหน้าบุคคลที่พบภายในภาพ ถ้ามีค่ามากแสดงว่าใบหน้ามีความชัดเจนมาก ในขณะที่ค่าคะแนนใบหน้าของบุคคลที่ 2 (Second_Face_Score) คือค่าคะแนนใบหน้าของบุคคลที่ 2 ที่พบในภาพ

ดังนั้นเพื่อให้แบบจำลองได้ฝึกฝนตามวัตถุประสงค์ที่วางไว้คือ สามารถทำนายอายุได้ตั้งแต่ 0 – 100 ปี และเพื่อให้ภาพที่นำมาฝึกฝนกับแบบจำลองนั้นมีความชัดเจน จึงได้คัดเลือกเฉพาะภาพที่บุคคลในภาพมีอายุระหว่าง 0 – 100 ปี ที่มีค่า Face_Score ตั้งแต่ 1 ขึ้นไป และไม่มีค่าของ Second_Face_Score เพื่อป้องกันการสับสนในการฝึกแบบจำลอง ทำให้เหลือภาพที่ผ่านการคัดเลือกเป็นจำนวน 171,852 ภาพ

จากนั้นจึงแบ่งออกเป็นชุดข้อมูลภาพสำหรับฝึกแบบจำลอง (Training Set) และชุดข้อมูลภาพสำหรับตรวจสอบแบบจำลอง (Validation Set) ในสัดส่วน 90% และ 10% ตามลำดับ ทำให้มีจำนวนภาพในชุดข้อมูลฝึกทั้งหมด 154,667 ภาพ และจำนวนภาพในชุดข้อมูลตรวจสอบทั้งหมด 17,185 เมื่อแบ่งตามสัดส่วนอายุของบุคคลในภาพแล้ว มีการกระจายตัวตามรูปที่ 3

ในขณะที่ฝึกแบบจำลอง มีการเสริมข้อมูลภาพในการฝึกเข้าไปด้วย โดยเป็นการสุ่มหมุนภาพ เลื่อนภาพ และย่อขยายภาพ จากนั้นจึงนำข้อมูลในภาพมาทำ Normalization เพื่อให้ค่าในข้อมูลภาพอยู่ในช่วงระหว่างค่า 0 – 1 เพื่อให้เหมาะสมและมีประสิทธิภาพในการฝึกแบบจำลอง

สำหรับแบบจำลองนั้นมีการ Transfer Learning คำนำน้หนักของ VGGFace เพื่อเป็นค่าเริ่มต้นให้กับแบบจำลอง มีการตั้งค่า Optimizer เป็น Adam ซึ่งกำหนดค่า Learning Rate เท่ากับ $1e-04$ และกำหนดการคำนวณฟังก์ชัน Loss ของแบบจำลองเป็นแบบ Sparse_Categorical_Crossentropy ซึ่งจำนวนรอบการฝึก (Epoch) ถูกกำหนดไว้ที่ 30 รอบ และให้ทุกชั้นของแบบจำลองสามารถปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักของพารามิเตอร์ได้



รูปที่ 3 จำนวนภาพในชุดข้อมูล IMDB สำหรับฝึกและตรวจสอบแบบจำลองที่ผ่านการคัดเลือกแบ่งตามอายุ

2.4 การคำนวณค่าประมาณของอายุ

สำหรับแบบจำลองที่มีการทำนายอายุของบุคคลภายในภาพ ผลลัพธ์จะเกิดจากข้อมูลขาออกของชั้น Dense สุดท้ายของแบบจำลองที่มีทั้งหมด 101 ค่า ซึ่งค่าทั้ง 101 ค่านั้น จะเป็นการทำนายค่าที่เป็นของอายุที่แบบจำลองทำนายออกมาตั้งแต่อายุ 0 – 100 ปี โดยผ่านฟังก์ชัน Softmax ที่เป็นฟังก์ชัน Activation โดยฟังก์ชัน Softmax แสดงดังสมการที่ (1)

การคำนวณค่าประมาณของอายุที่มีการใช้งานกัน มีอยู่ 2 แบบ ได้แก่ การใช้อายุที่ให้ค่า Softmax มากที่สุดเป็นคำตอบผ่านฟังก์ชัน Argmax ซึ่งก็คือผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นค่าอายุที่เป็นตัวเลขจำนวนเต็ม ดังสมการที่ (2) และ การหาผลรวมจากการใช้ค่า Softmax ประจำอายุเป็นค่านำหนักคูณกับอายุ โดยผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นค่าอายุที่เป็นตัวเลขจำนวนจริง ดังสมการที่ (3) โดยในบทความนี้จะเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการทำนายอายุจากทั้ง 2 รูปแบบ

$$\sigma(\vec{z})_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad (1)$$

$$age = \operatorname{argmax} \sigma(\vec{z}) \quad (2)$$

$$age = \sum_{i=1}^{100} \sigma(\vec{z})_i \times i \quad (3)$$

โดย σ คือ Softmax

\vec{z} คือ เวกเตอร์ข้อมูลเข้า

K คือ จำนวนของคลาสของแบบจำลอง

2.5 การออกแบบการทำงานของเว็บ API

การออกแบบ API ผู้วิจัยได้ประยุกต์ใช้งาน JSON Web Token (JWT) [13] ซึ่งผู้ที่ใช้งาน API จำเป็นต้องขอ Access Token ที่ใช้เป็นกุญแจสำหรับพิสูจน์ตัวตนของผู้ใช้ โดยกำหนดให้มีอายุในการใช้งานไว้ 5 นาทีซึ่งจะใช้งานคู่กับ Refresh Token ที่กำหนดอายุในการใช้งานเอาไว้ 365 วัน โดย Refresh Token มีหน้าที่เป็นกุญแจในการร้องขอ Access Token ใหม่ ในกรณีที่ Access Token หมดอายุ

ในการใช้งานเว็บ API นั้น ผู้ที่ใช้งานจะต้องนำ Access Token แนบไปในส่วน Headers ของ HTTP Request แล้วเลือกรูปแบบการ Authorization เป็นแบบ Bearer + Access Token พร้อมกับส่งข้อมูลรูปภาพในรูปแบบ multipart/form-data จากนั้นเว็บ API จะเริ่มจากตรวจสอบความถูกต้องของ Access Token หากถูกต้องดี ก็จะทำหน้าที่รับเข้ามานั้นไปค้นหาใบหน้าภายในภาพ ด้วยไลบรารี DLIB [14] จากนั้นจึงวนรอบนำเฉพาะบริเวณใบหน้าบุคคลที่ตรวจพบภายในภาพที่ละภาพ มาทำ Normalization ก่อนส่งต่อไปยังแบบจำลองการเรียนรู้เพื่อทำนายเพศ และอายุ เมื่อวนรอบจนครบทุกใบหน้าแล้ว เว็บ API จะรวบรวมผลลัพธ์จากแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก มาสร้างข้อมูลในรูปแบบเอกสาร JSON เพื่อตอบกลับไปยังผู้ใช้งานเว็บ API โดยมีโครงสร้างดังรูปที่ 4 ซึ่งประกอบด้วย

- age คือ อายุที่แบบจำลองทำนาย (ปี)
- gender คือ เพศโดยที่ M คือเพศชาย และ F คือเพศหญิง
- img_h คือ ความสูงของภาพ (พิกเซล)
- img_w คือ ความกว้างของภาพ (พิกเซล)
- x คือ พิกัดแกน x ของตำแหน่งบนซ้ายของกรอบรอบใบหน้าคนในภาพ
- y คือ พิกัดแกน y ของตำแหน่งบนซ้ายของกรอบรอบใบหน้าคนในภาพ
- w คือ ความกว้างของกรอบรอบใบหน้าคนในภาพ
- h คือ ความสูงของกรอบรอบใบหน้าคนในภาพ โดย x, y, w และ h มีหน่วยเป็นพิกเซล



```

{
  "output": [
    {
      "age": 24.9468,
      "gender": "M",
      "img_h": 1139,
      "img_w": 855,
      "x": 263,
      "y": 135,
      "w": 386,
      "h": 375
    }
  ]
}

```

รูปที่ 4 ตัวอย่างข้อมูลผลลัพธ์จากการเรียกใช้เว็บ API

2.6 การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง

การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองนั้นมีการประเมินด้วยกัน 2 ด้าน คือ ความถูกต้อง และความเร็วในการประมวลผล ซึ่งในด้านความถูกต้องนั้น สำหรับการทำนายเพศ จะประเมินความถูกต้องโดยใช้ค่า Accuracy ที่เป็นการคำนวณค่าสัดส่วนจำนวนการทำนายผลที่ถูกต้องต่อจำนวนการทำนายผลทั้งหมด และสำหรับการทำนายอายุ จะประเมินความถูกต้องโดยใช้ค่า Mean Average Error (MAE) ดังสมการที่ (4) ในขณะที่ความเร็วในการประมวลผลจะแทรกค่าสังเพื่อนับเวลาที่ใช้ตั้งแต่นำภาพเข้าแบบจำลองจนถึงได้ผลลัพธ์กลับมา

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} \quad (4)$$

โดย y_i คือ อายุที่แบบจำลองทำนาย

x_i คือ อายุที่เป็นค่าความจริง

n คือ จำนวนของรูปภาพที่ทำนาย

ซึ่งแบบจำลองที่นำมาใช้ในการประเมินประสิทธิภาพนั้นมีด้วยกันทั้งสิ้น 6 แบบจำลอง ได้แก่

- (1) แบบจำลองที่นำเสนอ โดยทำนายอายุเพียงอย่างเดียว (Model-1)
- (2) แบบจำลองที่นำเสนอ โดยทำนายเพศเพียงอย่างเดียว (Model-2)
- (3) แบบจำลองที่นำเสนอ โดยทำนายอายุและเพศพร้อมกัน (Model-3)
- (4) แบบจำลอง EfficientNet-B7 ที่ใช้ข้อมูลฝึกเหมือนกับแบบจำลองที่นำเสนอ เพื่อทำนายอายุเพียงอย่างเดียว (Model-4)
- (5) แบบจำลอง EfficientNet-B7 ที่ใช้ข้อมูลฝึกเหมือนกับแบบจำลองที่นำเสนอ เพื่อทำนายเพศเพียงอย่างเดียว (Model-5)
- (6) แบบจำลองของ Yusuke Uchida จาก Github สำหรับทำนายอายุและเพศ (Model-6)

สำหรับแบบจำลองที่มีการทำนายอายุ ได้แก่ Model-1, Model-3 และ Model-4 นั้นเป็นแบบจำลองที่ผู้วิจัยได้พัฒนาและฝึกฝนเอง จึงสามารถใช้วิธีการคำนวณอายุทั้ง 2 รูปแบบ ตามสมการที่ (2) และสมการที่ (3) เพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ ในขณะที่ Model-6 นั้น ผู้วิจัยจะไม่ปรับเปลี่ยนอะไรจากต้นฉบับซึ่งจะเป็นการคำนวณอายุแบบสมการที่ (3) เพียงอย่างเดียว

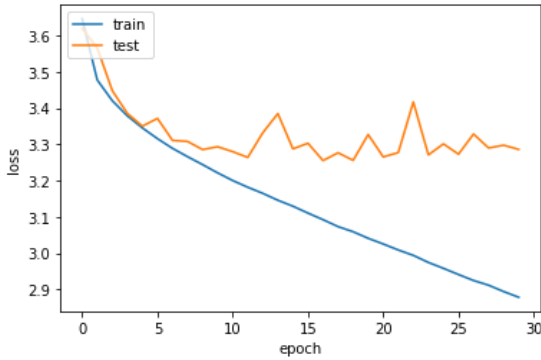
3. ผลการทดลอง

3.1 ผลการฝึกแบบจำลอง

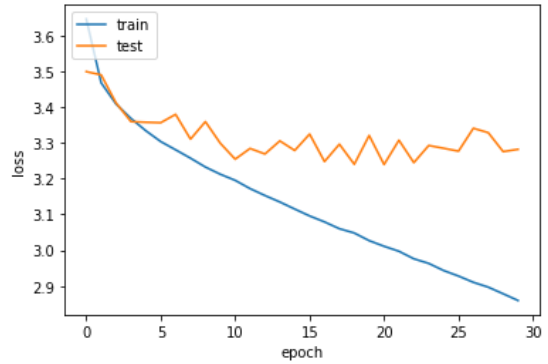
การฝึกแบบจำลองใช้บริการของ Google Colab [15] และกำหนดรอบของการฝึกแบบจำลองเอาไว้ที่ 30 รอบ (Epoch) รูปที่ 5 แสดงค่าความสูญเสีย (Loss) ต่อรอบการฝึกแบบจำลอง ซึ่งยิ่งค่าความสูญเสียมีค่าน้อยลงหมายถึงผลลัพธ์ที่แบบจำลองทำนายมีความผิดพลาดจากค่าจริงน้อยลง



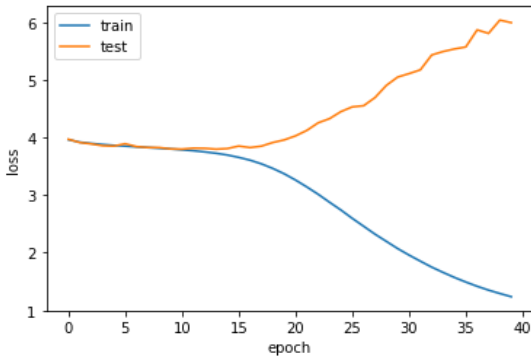
บทความวิจัย



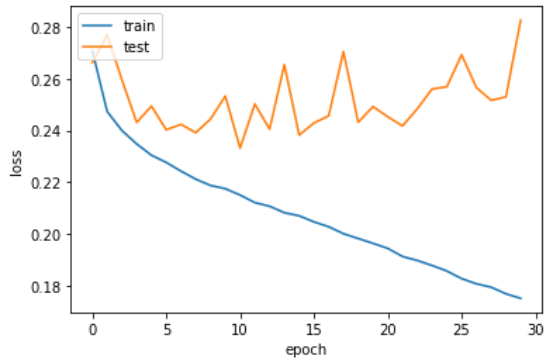
(ก) Model-1 ค่าสูญเสียของอายุ



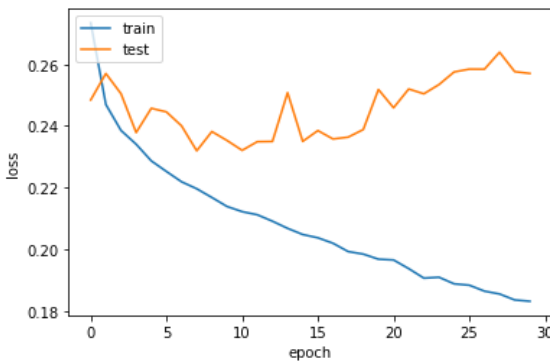
(ข) Model-3 ค่าสูญเสียของอายุ



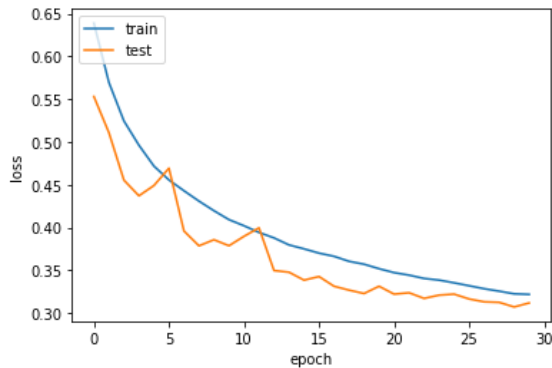
(ค) Model-4 ค่าสูญเสียของอายุ



(ง) Model-2 ค่าสูญเสียของเพศ



(จ) Model-3 ค่าสูญเสียของเพศ



(ฉ) Model-5 ค่าสูญเสียของเพศ

รูปที่ 5 ค่าความสูญเสียจากการฝึกแบบจำลอง Model-1 ถึง Model-5 จากชุดข้อมูลตรวจสอบในแต่ละรอบการฝึก



แบบจำลองที่สามารถทำนายอายุได้ คือ Model-1, Model-3 และ Model-4 โดยรูปที่ 5 (ก) เป็นกราฟค่าสูญเสียของ Model-1 ซึ่งจะเห็นว่าค่าสูญเสียจะลงไปต่ำสุดที่รอบ 17 โดยมีค่าการสูญเสียเท่ากับ 3.25 จากนั้นจะเริ่มคงที่และไม่มีการพัฒนาความแม่นยำเพิ่มขึ้น สำหรับรูปที่ 5 (ข) เป็นกราฟค่าสูญเสียของ Model-3 โดยมีค่าต่ำสุดที่การฝึกที่รอบที่ 19 โดยมีค่าสูญเสียเท่ากับ 3.48 และสำหรับรูปที่ 5 (ค) เป็นกราฟค่าสูญเสียของ Model-4 โดยการฝึกที่รอบที่ 14 ได้ค่าสูญเสียที่ดีที่สุดเท่ากับ 3.79 ก่อนที่จะเกิดการ Overfit ในการฝึกแบบจำลอง

สำหรับแบบจำลองที่สามารถทำนายเพศได้ คือ Model-2, Model-3 และ Model-5 โดยรูปที่ 5 (ง), รูปที่ 5 (จ) และรูปที่ 5 (ฉ) แสดงกราฟค่าสูญเสียของ Model-2, Model-3 และ Model-5 ตามลำดับ ซึ่งค่าความสูญเสียที่ดีที่สุดในการทำนายเพศของ Model-2 เท่ากับ 0.23 และสำหรับ Model-3 มีค่าสูญเสียที่ดีที่สุดคือ 0.24 ในขณะที่ Model-5 มีค่าสูญเสียที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.31

3.2 ผลการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง

หลังจากการฝึกแบบจำลอง Model-1 ถึง Model-5 เรียบร้อยแล้ว ได้นำค่าน้ำหนักของแบบจำลองในรอบการฝึกที่ให้ค่าสูญเสียน้อยที่สุด มาทำการประเมินประสิทธิภาพ โดยการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองจัดทำขึ้นในเครื่องคอมพิวเตอร์ Apple MacBook Pro ที่มีหน่วยประมวลผลกลางเป็น Intel Core i7 ที่มี 6 คอร์ทำงานที่ความถี่ 2.6 GHz มีหน่วยความจำหลักขนาด 16 GB ประเภท DDR4 ที่ความถี่ 2666 MHz มีหน่วยประมวลผลกราฟิกเป็น AMD Radeon Pro 5300M ที่มีหน่วยความจำ 4 GB ประเภท GDDR6

ชุดข้อมูลภาพที่ใช้สำหรับการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง คือ ชุดข้อมูลภาพ WIKI ที่อยู่ใน IMDB-WIKI dataset ซึ่งการเลือกภาพที่นำมาใช้ในการประเมินแบบจำลอง ได้คัดเลือกเฉพาะภาพที่มีคะแนนโหวตตั้งแต่ 1 ขึ้นไป และมีเพียงใบหน้าเดียวในภาพ ซึ่งทำให้จำนวนภาพที่ถูกคัดเลือกแล้ว มีจำนวนทั้งหมด 38,138 ภาพ

รายละเอียดของการประเมินประสิทธิภาพแสดงดังตารางที่ 1 ซึ่งพบว่าแบบจำลองที่บทความนี้นำเสนอ (Model-1 ถึง Model-3) นั้นมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าแบบจำลอง EfficientNet-B7 (Model-4 และ Model-5) ทั้งด้านความถูกต้องและความเร็วในการประมวลผล

หากเปรียบเทียบเฉพาะแบบจำลองที่นำเสนอ (Model-1 ถึง Model-3) จะพบว่าแบบจำลองที่ถูกออกแบบมาเพื่อทำนายผลอายุ หรือเพศ เพียงอย่างเดียวให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าแบบจำลองที่สามารถทำนายผลทั้ง 2 อย่างได้พร้อมกัน แต่อย่างไรก็ตามผลที่ได้ยังไม่แตกต่างกันอย่างเห็นได้ชัดมากนัก

สุดท้ายเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลอง Model-6 พบว่าแบบจำลองที่นำเสนอ Model-3 ที่มีลักษณะการทำงานที่เหมือนกัน คือ ทำนายทั้งอายุ และเพศ มีความแม่นยำการทำนายเพศและทำนายอายุที่ต่ำกว่าเล็กน้อย แต่อย่างไรก็ตามความเร็วในการประมวลผลของแบบจำลองที่นำเสนอ (Model-3) มีผลลัพธ์ที่ดีกว่าอีกทั้งจากการทดลองยังพบอีกว่าการคำนวณอายุแบบสมการที่ (2) ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าการคำนวณอายุตามสมการที่ (3) ดังนั้นในระบบบริการที่พัฒนาขึ้นนี้จึงเลือกใช้แบบจำลอง Model-3 ที่ใช้สูตรคำนวณอายุตามสมการที่ (2) เป็นแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกของระบบ

ตารางที่ 1 ผลการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง

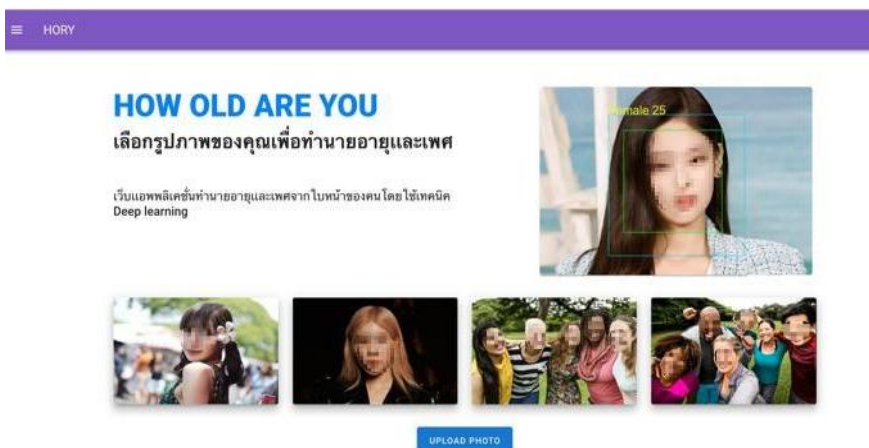
ชื่อแบบจำลอง	ความแม่นยำในการทำนายเพศ	ค่า MAE ในการทำนายอายุ		เวลาเฉลี่ยในการประมวลผลภาพ (วินาที)
		คำนวณอายุตามสมการที่ (2)	คำนวณอายุตามสมการที่ (3)	
Model-1	-	5.949	6.122	0.167
Model-2	96.58%	-	-	0.169
Model-3	95.82%	6.347	6.541	0.171
Model-4	-	10.586	10.777	0.550
Model-5	90.16%	-	-	0.590
Model-6	96.45%	-	6.327	0.271

3.3 การใช้งานเว็บแอปพลิเคชัน

หน้าแรกของเว็บแอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้น แสดงดังรูปที่ 6 ซึ่งผู้ใช้จะพบกับรูปตัวอย่างของการประมวลผลทำนายเพศและอายุจำนวน 5 รูป และด้านล่างของหน้าแรกจะมีปุ่มให้ผู้ใช้สามารถอัปโหลดภาพส่วนตัว เพื่อเข้าไปทำนายอายุและเพศได้

เมื่อผู้ใช้กดปุ่มอัปโหลดภาพส่วนตัวเข้าไป เว็บแอปพลิเคชันจะติดต่อไปยังเว็บ API ที่พัฒนาขึ้น เพื่อประมวลผลภาพโดยใช้แบบจำลองที่พัฒนาขึ้น และหลังจากประมวลผลเสร็จเรียบร้อยแล้ว เว็บจะแสดง

ผลลัพธ์ ดังรูปที่ 7 ประกอบด้วยตารางด้านขวาที่แสดงรายละเอียดข้อมูลของบุคคลแต่ละคนภายในภาพ เช่น อายุ, เพศ, พิกัด x และ y มุมซ้ายบนของกรอบใบหน้า และความกว้างและความสูงของกรอบ เป็นต้น และทางด้านซ้ายจะแสดงภาพที่ผู้ใช้อัปโหลดเข้าไปในระบบ พร้อมกับการตีกรอบรอบใบหน้า และข้อมูลเกี่ยวกับอายุ และเพศ บริเวณด้านบนของกรอบ สำหรับผู้ใช้ทั่วไป ที่สมัครสมาชิกจะสามารถเข้าไปหน้าจัดการ Access Token และ Refresh Token ที่สามารถนำไปใช้ในแอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้นมาเอง



รูปที่ 6 หน้าแรกของเว็บแอปพลิเคชัน



People (number)	Age	Gender	H	W	x	Y	IR
0	22	Female	156	156	878	448	1
1	33	Male	130	130	187	474	1
2	33	Male	108	109	1110	239	1
3	24	Male	130	130	1563	116	1
4	35	Female	108	109	238	227	1

UPLOAD PHOTO

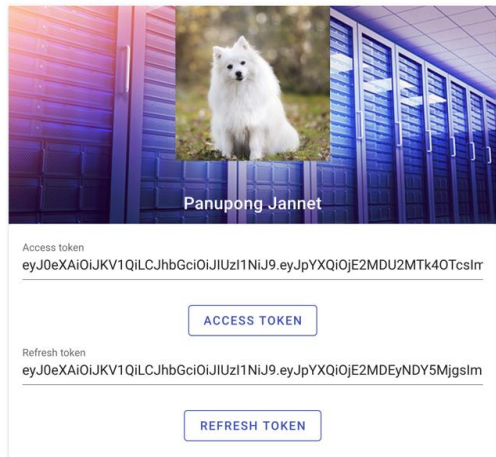
รูปที่ 7 ผลลัพธ์การทำนายของเว็บแอปพลิเคชัน

สำหรับเชื่อมต่อกับเว็บ API เพื่อใช้บริการแบบจำลองในการทำนายอายุ และเพศ ของใบหน้าบุคคลที่พบภายในภาพได้ โดยหน้าจัดการแสดงรูปที่ 8

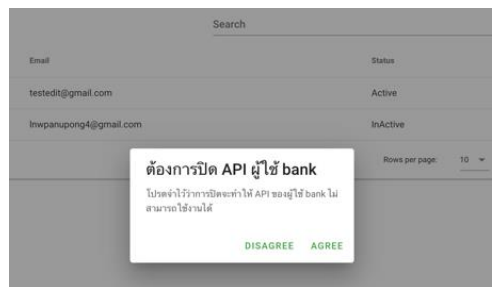
สำหรับผู้ดูแลระบบ เมื่อเข้าใช้งานผ่านเว็บแอปพลิเคชัน จะสามารถจัดการสิทธิ์ในการอนุญาตหรือปฏิเสธการใช้งานเว็บ API ของสมาชิกแต่ละคนได้ดังรูปที่ 9

3.4 การใช้งานโมบายแอปพลิเคชัน

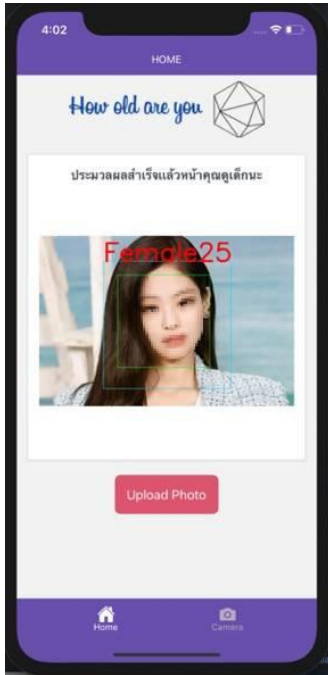
เมื่อผู้ใช้เปิดแอปพลิเคชันเข้ามาพบกับหน้า Home โดยแอปพลิเคชันมีแถบเมนูด้านล่าง 2 เมนูคือ Home และ Camera ในหน้า Home ผู้ใช้สามารถอัปโหลดรูปภาพจากคลังภาพ ในขณะที่หน้า Camera จะเป็นการเปิดการทำงานของกล้องถ่ายรูปของอุปกรณ์พกพาเพื่อถ่ายภาพ หลังจากเลือกภาพหรือถ่ายภาพแล้ว ภาพนั้นจะถูกส่งไปยังระบบบริการแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก ผ่านการเชื่อมต่อของเว็บ API จากนั้นแอปพลิเคชันจึงนำผลลัพธ์จากเว็บ API มาแสดงผลของการทำนายอายุ และเพศ ของรูปภาพนั้นให้กับผู้ใช้ ดังรูปที่ 10



รูปที่ 8 หน้าจัดการ Access Token และ Refresh Token



รูปที่ 9 หน้าจัดการสิทธิ์การใช้ API



รูปที่ 10 ผลลัพธ์ของแอปพลิเคชันบนอุปกรณ์พกพา

4. บทสรุป

บทความวิจัยนี้ได้นำเสนอการการออกแบบและพัฒนาระบบบริการการจำแนกอายุและเพศของคุณจากใบหน้าโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกแบบจำลองที่นำเสนอ เป็นการผสมผสานระหว่างสถาปัตยกรรมการเรียนรู้เชิงลึก VGG16 และ ResNet โดยได้ใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นในส่วนของ VGG16 จากแบบจำลอง VGGFace แบบจำลองได้ถูกพัฒนาออกมาเป็น 3 แบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลองที่ทำนายอายุเพียงอย่างเดียว แบบจำลองที่ทำนายเพศเพียงอย่างเดียว และแบบจำลองที่ทำนายเพศและอายุได้ทั้ง 3 แบบจำลองได้ถูกฝึกด้วยชุดข้อมูลภาพ IMDB และได้ถูกทดสอบความแม่นยำด้วยชุดข้อมูลภาพ WIKI จากชุดข้อมูลภาพ IMDB-WIKI Dataset

ซึ่งจากการทดลองพบว่า แบบจำลองที่ทำงานเฉพาะทางนั้นมีความแม่นยำที่มากกว่าแบบจำลองที่ทำนายผลลัพธ์ 2 ประเภท แต่ไม่ถือว่ามีความแตกต่างกันนัก อีกทั้งในการทดลองได้เปรียบเทียบกับแบบจำลองที่ใช้สถาปัตยกรรม EfficientNet-B7 ที่นำมาฝึกเองตั้งแต่ต้น และแบบจำลองของ Yusuke Uchida ที่ใช้สถาปัตยกรรมแบบ EfficientNet-B3 เป็นพื้นฐาน จากการทดสอบพบว่าแบบจำลองที่นำเสนอมีประสิทธิภาพด้านความแม่นยำ และด้านความเร็วในการประมวลผลมากกว่าสถาปัตยกรรมแบบ EfficientNet-B7 และเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองของ Yusuke Uchida พบว่า แบบจำลองที่นำเสนอมีความแม่นยำในการทำนายเพศที่ต่ำกว่า แต่อย่างไรก็ตามความแม่นยำในการทำนายอายุ และความเร็วในการประมวลผลนั้นมีค่าที่ดีกว่า และสามารถกล่าวได้ว่า การผสมผสานสถาปัตยกรรมแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก ResNet ที่แก้ไขปัญหาการลืมน้ำหนักเมื่อแบบจำลองมีความลึกที่มากขึ้น กับแบบจำลองเชิงลึกประเภทอื่น มีผลให้ประสิทธิภาพในความแม่นยำเพิ่มขึ้น

มากไปกว่านั้น ในบทความนี้ได้นำเสนอระบบบริการสำหรับใช้แบบจำลองที่นำเสนอ ผ่านเว็บ API โดยผู้วิจัยได้พัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน และโมบายแอปพลิเคชัน สำหรับทดลองใช้งานระบบบริการซึ่งภายในจะเป็นการเรียกใช้งานผ่านเว็บ API ที่ได้พัฒนาขึ้น อีกทั้งผู้ใช้ทั่วไปสามารถสมัครเป็นสมาชิกเพื่อให้ได้ Token สำหรับเรียกใช้เว็บ API เพื่อนำไปประยุกต์ใช้ในพัฒนาแอปพลิเคชันของตนเองได้

งานวิจัยต่อยอดจากแบบจำลองที่นำเสนอในบทความนี้ คาดว่ายังสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในความแม่นยำให้มากขึ้นได้อีก โดยการนำชุด



ข้อมูลภาพอื่นๆ เพิ่มเติมเข้ามาฝึกเพิ่มให้กับแบบจำลอง รวมถึงสามารถวิจัยและประยุกต์ใช้ระบบบริการที่นำเสนอ เพื่อพัฒนาแอปพลิเคชันในการชีวิตจริง เช่น ระบบตรวจสอบอายุและเพศของผู้เข้าร่วมงานกิจกรรมต่าง ๆ สำหรับวิเคราะห์อายุ และเพศของผู้เข้าร่วมงานกิจกรรม หรือระบบตรวจสอบอายุและเพศของผู้ที่สนใจป้ายโฆษณา เพื่อเอาข้อมูลที่ได้ไปวิเคราะห์กลุ่มเป้าหมาย สำหรับใช้ในการวางแผนการตลาดต่อไป

5. เอกสารอ้างอิง

- [1] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, Deep learning, *Nature*, 2015, 521, 436-444.
- [2] J. Liu and X. Wang, Tomato diseases and pests detection based on improved Yolo V3 convolutional neural network, *Frontiers in Plant Science*, 2020, 11, 898.
- [3] Y. Ji, S. Kim, Y.J. Kim, and K.B. Lee, Human-like sign-language learning method using deep learning, *ETRI Journal*, 2018, 40(4), 435-445.
- [4] S.E. Bekhouche, A. Ouafi, A. Benlamoudi, A. Taleb-Ahmed, and A. Hadid, Facial age estimation and gender classification using multi level local phase quantization, *The 3rd International Conference on Control, Engineering Information Technology (CEIT-2015)*, Proceeding, 2015, 1-4.
- [5] S. H. Lee, S. Hosseini, H. J. Kwon, J. Moon, H. I. Koo, and N. I. Cho, Age and gender estimation using deep residual learning network, *International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT-2018)*, Proceeding, 2018, 1-3.
- [6] <https://github.com/yu4u/age-gender-estimation>. (Accessed on 15 February 2022)
- [7] M. Tan and Q.V. Le, EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks, *arXiv*, 2019, 1905.11946.
- [8] K. Simonyan and A. Zisserman, Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, *arXiv*, 2014, 1409.1556.
- [9] <https://github.com/rcmalli/keras-vggface>. (Accessed on 10 February 2022)
- [10] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, Deep residual learning for image recognition, *arXiv*, 2015, 1512.03385.
- [11] S. Lofte and C. Szegedy, Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift, *arXiv*, 2015, 1502.03167.
- [12] R. Rothe, R. Timofte, and L.V. Gool, Deep expectation of real and apparent age from a single image without facial landmarks, *International Journal of Computer Vision*, 2018, 126, 144-157.



- [13] M. Jones, J. Bradley, and N. Sakimura, JSON Web Token (JWT), Internet Engineering Task Force, RFC 7519, 2015.
- [14] D.E. King, Dlib-ml: A machine learning toolkit, Journal of Machine Learning Research, 2009, 10, 1755-1758.
- [15] E. Bisong, Google colab, In: Building machine learning and deep learning models on google cloud platform: A comprehensive guide for beginners, Apress Berkeley, CA, USA, 2019, 59-64.