

## การจำแนกประเภทภาพคนสังเคราะห์และภาพคนจริง โดยใช้ Transfer Learning Model Classifying Synthetic and Actual Portraits using Transfer Learning Model

จิรภัทร ทองอยู่<sup>1</sup>, ภัทรกร วันทา<sup>1</sup>, ณัฐโชติ พรหมฤทธิ์<sup>2\*</sup> และ สัจจาภรณ์ ไวจรรยา<sup>2</sup>

<sup>1</sup>สาขาวิทยาการข้อมูล คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร

<sup>2</sup>ศูนย์เชี่ยวชาญปัญญาประดิษฐ์และภาษาธรรมชาติ ภาควิชาคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร

Emails: thongyoo\_j@silpakorn.edu, wanta\_p@silpakorn.edu, promrit\_n@silpakorn.edu\*, waijanya\_s@silpakorn.edu

### บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการจำแนกประเภทภาพคนสังเคราะห์และภาพคนจริง โดยที่ภาพสังเคราะห์ได้แก่ 1) ภาพตัดต่อ 2) ภาพที่ถูกสร้างจาก Generative Adversarial Networks (GANs) และ 3) ภาพ Digital Painting ผู้วิจัยออกแบบการทดลองโดยการเปรียบเทียบการจำแนกจาก Transfer Learning Model แบบ VGG16 3 Model ที่มีการปรับกลยุทธ์ในการฝึกสอนที่แตกต่างกัน ด้วยภาพคนจริง ภาพตัดต่อ ภาพที่สร้างจาก GAN และ ภาพ Digital Painting อย่างละ 1,000 ภาพ รวมทั้งหมด 4,000 ภาพ แบ่งเป็น Train data 80% และ Test data 20% ซึ่งในการวัดประสิทธิภาพของทั้ง 3 Model ได้ค่า Accuracy ดังนี้ คือ 0.8375, 0.8775, 0.8737 ซึ่ง Model ที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดในการจำแนกภาพคนจริงและภาพคนสังเคราะห์ของ Test data คือ Model 2 ที่จะแช่แข็ง (Frozen) ทุก Layer ที่โหลดมา และกำหนดให้ block 4, block 5 สามารถ Train ใหม่ได้

**คำสำคัญ** – จัดหมวดหมู่รูปภาพ, การเรียนรู้เชิงลึก, Transfer Learning, ภาพคนสังเคราะห์, ภาพคนจริง

### ABSTRACT

This research demonstrates synthetic and actual portraits classification. The synthetic portraits used in this research are 1) Doctored Portraits 2) Generative Adversarial Networks (GANs) Portraits, and 3) Digital Painting Portraits. the researcher designed the experiment by comparing the VGG16 3 Model classification from the Transfer Learning Model that had adapted different coaching strategies with 1,000 of each actual portraits, doctored portraits, GANs Portraits, and Digital Painting portraits, thus in total of 4,000 portraits. The dataset is categorised into 80% of training data and 20% of test data, In which to The efficiency evaluation of the 3 models, the Accuracy values are as follows: 0.8375, 0.8775, 0.8737. Ultimately, the best efficient model in classifying actual portraits and synthetic portraits of the test data is Model 2 that will be frozen every loaded layer and set block 4, block 5 can be retrained.

**Keyword** -- Image Classify, Deep learning, Transfer Learning, Synthetic Portraits, Actual Portraits

---

\* Corresponding Author

## 1. บทนำ

ในปัจจุบันอินเทอร์เน็ตทำให้ส่งต่อข้อมูลผ่านโซเชียลมีเดียได้อย่างรวดเร็ว โพสต์ลงโซเชียลเพื่อการสื่อสาร แบ่งปันเนื้อหา รสนิยม เหตุการณ์เรื่องราว การแสดงความคิดเห็น ปฏิสัมพันธ์กันในสังคม ซึ่งก็จะมีภาพใบหน้าบุคคลเป็นสิ่งที่แสดงถึงตัวตนของคนนั้น ซึ่งภาพที่เกี่ยวข้องใบหน้าบุคคลมีอยู่หลายประเภท ทั้งภาพถ่าย ภาพวาดเหมือน ภาพปรับแต่งตัดต่อ ภาพที่สร้างด้วย GAN Generative Adversarial Networks (GANs) ที่อาจถูกนำไปใช้ในทางที่ผิดเพื่อหลอกลวงผู้คน ทั้งยังมีเครื่องมือแก้ไขรูปภาพ เช่น Adobe Photoshop ช่วยให้ตัดต่อแก้ไขรูปภาพและสร้างรูปภาพใหม่ได้ ซึ่งคนทั่วไปมักมีความลำบากในการใช้เวลาพิจารณาความถูกต้องของภาพ และสามารถเผยแพร่อย่างรวดเร็วและแพร่หลายในอินเทอร์เน็ตผ่านโซเชียลมีเดีย แต่การกระทำเหล่านี้มีความผิดตาม พรบ.คอมพิวเตอร์ มาตรา 14 นำเข้า/ปลอม/เท็จ/ภัยมั่นคง/ลามก/ส่งต่อข้อมูลคอมพิวเตอร์ มาตรา 16 การเผยแพร่ภาพ ตัดต่อ/ดัดแปลง ผู้อื่นนั้นเสียชื่อเสียง ถูกดูหมิ่น ถูกเกลียดชัง หรือได้รับความอับอาย

เพื่อที่จะลดปัญหาการการเผยแพร่ข้อมูลภาพที่เป็นเท็จภาพตัดต่อล้อเลียนแอบอ้าง ทำให้เกิดความเสียหายอับอายเป็นคดีความ บทความนี้จะนำเสนอ การจำแนกภาพหน้ามนุษย์สมจริงที่สร้างขึ้น GAN, ภาพถ่ายใบหน้าจริงของมนุษย์, ภาพวาดเหมือน Digital Painting, ภาพตัดต่อที่สร้างด้วยโปรแกรมตัดต่อรูป โดยมีวัตถุประสงค์ดังนี้

1. เพื่อศึกษาประสิทธิภาพเทคนิคการจำแนกของ Transfer Learning VGG16 และเปรียบเทียบประสิทธิภาพ แต่ละโมเดลจากชุดข้อมูลที่มี
2. เพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับการจำแนกระหว่างรูปภาพสังเคราะห์กับรูปภาพจริง

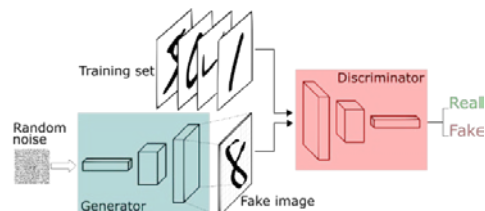
## 2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1.1 Generative Adversarial Networks (GANs)

GANs เป็นเทคโนโลยี Deep Learning ที่มีความสามารถในการจำลองข้อมูลตามที่กำหนด โดย GANs ประกอบไปด้วย Model สอง Model มาทำงานร่วมกันคือ Generator และ Discriminator โดยหลักการทำงานของ GANs คือรับค่าเข้าเป็น noise  $z$  แก่ Generator เพื่อนำไปคำนวณสร้าง

เป็นค่าของรูปภาพปลอม และส่งต่อผลลัพธ์ที่ได้นั้นคือ รูปภาพปลอมไปให้แก่ Discriminator ที่ผ่านการ Training มาแล้วเพื่อจำแนกรูปภาพที่ได้รับการป้อนเข้าไปและตอบกลับผลลัพธ์ไปยัง Generator ก็เพื่อให้ Generator ปรับปรุงแก้ไขให้สามารถแสดงผลลัพธ์ที่ Discriminator ไม่สามารถจำแนกได้ว่าเป็นรูปจริง [1]



ภาพ 1 กระบวนการทำงานของ Generative Adversarial Networks

#### 2.1.2 Convolutional Neural Network (CNN)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน เป็นการสกัดเอาลักษณะที่สำคัญของภาพออกมา โดยใช้ Pixel ซึ่งได้จาก Input Image มีทั้งหมด 3 Channel ได้แก่ แดง, เขียว, น้ำเงิน โครงสร้างของ CNN ประกอบด้วย 1.การทำ Convolution ทำหน้าที่รับ Input Image นำกระทำทางคณิตศาสตร์กับ Kernel ได้ผลลัพธ์คือ Feature Map สามารถลดขนาดของภาพได้ด้วยการเพิ่มค่า Stride โดยการเลื่อนแผ่น Kernel ไปบน Input Image 2.การทำ Padding จะทำให้ Feature Map มีขนาดเท่ากับ Input Image และ Pixel ที่ขอบภาพอยู่ตรงกลาง Kernel 3.การทำ Pooling จะทำหน้าที่ลดขนาดของ Feature Map ที่ได้มาจาก CNN ที่นิยม คือ Max Pooling [2]

#### 2.1.3 Deepfake

เทคโนโลยีการปลอมแปลงใบหน้าบุคคลวิดีโอให้กลายเป็นใบหน้าของอีกบุคคล ในการสร้างวิดีโอ DeepFake จะต้องมีเทคโนโลยี A.I. ที่เรียกว่า Generative Adversarial Network (GAN) ในการสอนให้ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Model Machine Learning) ให้เกิดกระบวนการประมวลผลเชิงลึก (Deep Learning) ซึ่งผลลัพธ์คือการผสมผสานสองวิดีโอเข้าด้วยกันทำให้วิดีโอต้นฉบับของจริงจากคนจริงผสมกับอีกวิดีโอหนึ่ง กลายเป็นวิดีโอตัวใหม่ที่มีต้นแบบจากวิดีโอต้นฉบับแต่มีลักษณะบุคคลในวิดีโออีกตัวนั่นเองซึ่งความละเอียดจะขึ้นอยู่กับประเภทของการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) [3]



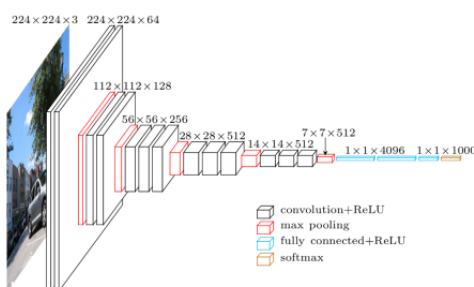
ภาพ 2 ตัวอย่างการทำงานของDeepfake

#### 2.1.4 Transfer Learning

การฝึกฝนให้กับ Deep Learning นั้นมีเวลานานและซับซ้อนเป็นอย่างมากจึงทำให้ต้องใช้ทรัพยากรข้อมูลและเวลามหาศาลในการฝึกฝนจนกว่าจะมีประสิทธิภาพสูงสุด จึงนำเทคนิค Transfer Learning เข้ามาช่วยลดระยะเวลาการฝึกฝนลง ซึ่งเป็นการนำโมเดลที่ฝึกฝนเสร็จมาใช้งานบางส่วนกับโมเดลใหม่นี้

#### 2.1.5 Visual Geometry Group (VGG16)

หนึ่งใน สถาปัตยกรรม Convolution Neural Net (CNN) และเลข ชั้นที่มีน้ำหนัก เครือข่ายนี้ 16 นั้นหมายถึง 16 138 เป็นเครือข่ายที่ค่อนข้างใหญ่และมีพารามิเตอร์ประมาณ ล้าน โดยการแทนที่Hyperparameter จำนวนมากด้วย Convolution 3x3 , 1 Stride และใช้ Same padding และ Max pooling 2x2 pixels, 2 Stride แบบเดียวกันตลอดทั้ง โครงสร้าง [4]



ภาพ 3 สถาปัตยกรรมของ VGG16

#### 2.2 งานวิจัยเกี่ยวข้อง

AlShariah และคณะ ได้เสนอแนวทาง การจำแนก ประเภทภาพใน Instagram เพื่อตรวจจับภัยคุกคามและรูปภาพ ที่ถูกปลอมแปลง โดยใช้โมเดลที่สร้างขึ้นจากโครงข่ายประสาท เทียม (CNN) และ Transfer Learning Alexnet ซึ่ง ประสิทธิภาพของ Alexnet สามารถตรวจจับภาพปลอมได้ แม่นยำ ที่ Accuracy 0.97 ผลลัพธ์ของงานวิจัยนี้จะเป็น ประโยชน์ในการติดตามภาพที่แชร์ในโซเชียลมีเดียสำหรับเนื้อหา ที่ผิดปกติและมีการปลอมแปลง ช่วยในการตรวจจับภาพและ ปกป้องโซเชียลมีเดียการโจมตีและการคุกคาม [5]

Villan และคณะ ได้ศึกษาการตรวจจับภาพปลอมโดย ใช้โครงข่ายประสาทเทียม จากภาพปลอม 4,000 ภาพและภาพ จริง 4000 ภาพ โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับการฝึกฝน สามารถรับรู้ภาพว่าเป็นของปลอมหรือของจริง ประสิทธิภาพได้ดี ที่สุดเมื่อตั้ง Learning rate เป็น 0.2 และ Momentum เป็น 0.7 ได้แม่นยำที่ Accuracy 0.83 การใช้แอปพลิเคชันนี้ใน แพลตฟอร์มมือถือจะช่วยลดการแพร่กระจายของภาพที่ถูก ปลอมแปลงผ่านโซเชียลมีเดียได้ งานวิจัยนี้ยังสามารถใช้เป็น เทคนิคการพิสูจน์เท็จ และการประเมินหลักฐานของศาล [6]

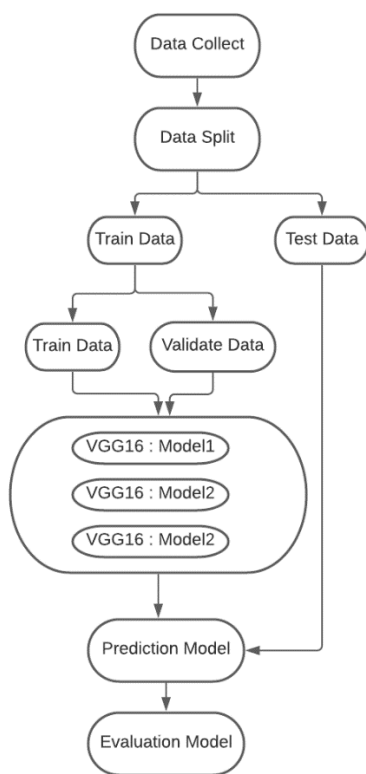
Khodabakhsh และคณะ ได้ทำวิจัยการประเมิน ความสามารถของวิธีการตรวจจับใบหน้าปลอมเพื่อเปรียบเทียบ ความแม่นยำในการตรวจจับ ได้รวบรวมฐานข้อมูลใหม่ที่มี รูปภาพที่มี 53,000 ภาพ จากวิดีโอ 150 รายการ ที่มาจากแหล่ง ของปลอมที่สร้างขึ้นทางดิจิทัล รวมถึงการสร้างภาพกราฟิก คอมพิวเตอร์ (CGI) และวิธีการดัดแปลงอื่นๆ รูปภาพ 3,200 ภาพ จากแอปพลิเคชัน Swap-Face ดำเนินการโดยใช้ทั้งวิธีการ ตรวจหาใบหน้าที่สร้างขึ้นเองโดยใช้พื้นผิวและวิธีการตรวจจับ ด้วย Deep Learning เพื่อค้นหาความเหมาะสมของวิธีการ ตรวจจับ [7]

Shankar และคณะ ได้เสนอเทคนิคการตรวจจับการ ปรับแต่งภาพโดยใช้ error level analysis แบบจำลองที่เสนอ ได้รับการวิเคราะห์และพบว่าที่มีความแม่นยำอย่างน้อย 95% ผลลัพธ์ของงานวิจัยนี้เป็นประโยชน์ในสถานการณ์ การก่อ อาชญากรรมต่อรูปภาพมีขึ้นเพื่อจุดประสงค์ในทางนิติวิทยาศาสตร์ [8]

Tariq และคณะ ได้เสนอ Image Forensic Platform using Neural Networks, FakeFaceDetect เพื่อตรวจจับภาพใบหน้าปลอมต่างๆ โดยเฉพาะในการตรวจจับภาพปลอมที่สร้างขึ้นจาก GAN โดยแสดงให้เห็นว่า FakeFaceDetect มีความแม่นยำสูงในการตรวจจับภาพใบหน้าปลอมที่มนุษย์และ GAN สร้างขึ้น โมเดลที่ใช้ CNN เพื่อตรวจจับภาพใบหน้าปลอม ได้แก่ VGG16, VGG19, ResNet, DenseNet, NASNet, XceptionNet และ ShallowNet ซึ่งประสิทธิภาพของ ShallowNet ทำได้ดีกว่าโมเดลอื่นๆ ได้ประสิทธิภาพสูงสุดโดยใช้รูปแบบทั้งหมดของ ShallowNetV1 และ ShallowNetV3 ด้วยความแม่นยำ 93.99% ถึง 99.99% [9]

### .3 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน

วิธีการดำเนินงานแบ่งออกแบ่งออกเป็น 4 ขั้นตอน ดังภาพ 4



ภาพ 4 แผนภาพรวมการดำเนินงาน

### 1การเก็บรวบรวมข้อมูล.3

สืบค้นหาเก็บรวบรวมภาพคนประเภทต่างๆ จาก Google Image รวมทั้งหมด 4,000 ภาพ แบ่งได้ดังนี้

- ภาพวาดเหมือน Digital Painting (Art) จำนวน 1,0ภาพ 00
  - ภาพคนที่ถูกสร้างโดย GAN (GAN) จำนวน 1,000 ภาพ
- เก็บรวบรวมจาก <https://archive.org/details/1mFakeFaces> StyleGAN algorithm and model by NVIDIA under CC BY-NC 4.0
- ภาพภาพตัดต่อ (Montage) จำนวน 1,000 ภาพ
  - ภาพถ่ายคนจริง (Real) จำนวน 1,000 ภาพ
- โดยปรับขนาดให้ทุกภาพมีขนาดเท่ากันที่ 254 x 254

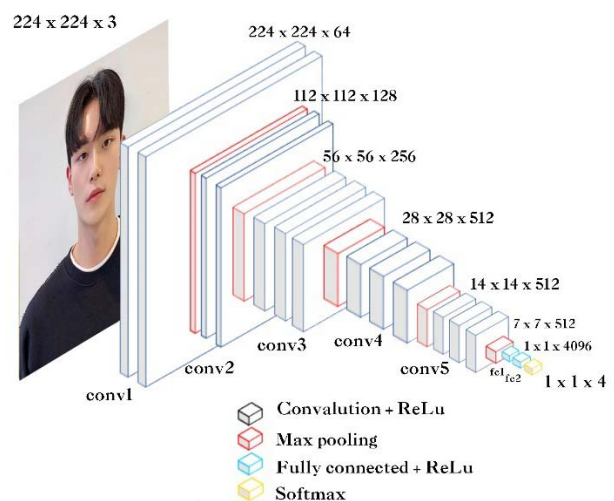
### 2.3 การแบ่งข้อมูล

แบ่งข้อมูลออกสำหรับการ Train data %80 และ Test data 20% คือมีภาพแต่ละประเภท ประเภทละ 200 ภาพ รวม 800ภาพ จากนั้นนำ Train data ไปแบ่งเป็น Train data %80 คือมีภาพแต่ละประเภท ประเภทละ 640 ภาพ รวม 2560 ภาพและ Validate data %20 คือมีภาพแต่ละประเภท ประเภทละ 160 ภาพ รวม 640 ภาพ

### 3.3 การสร้างโมเดล

#### 3.3.1 Transfer Learning

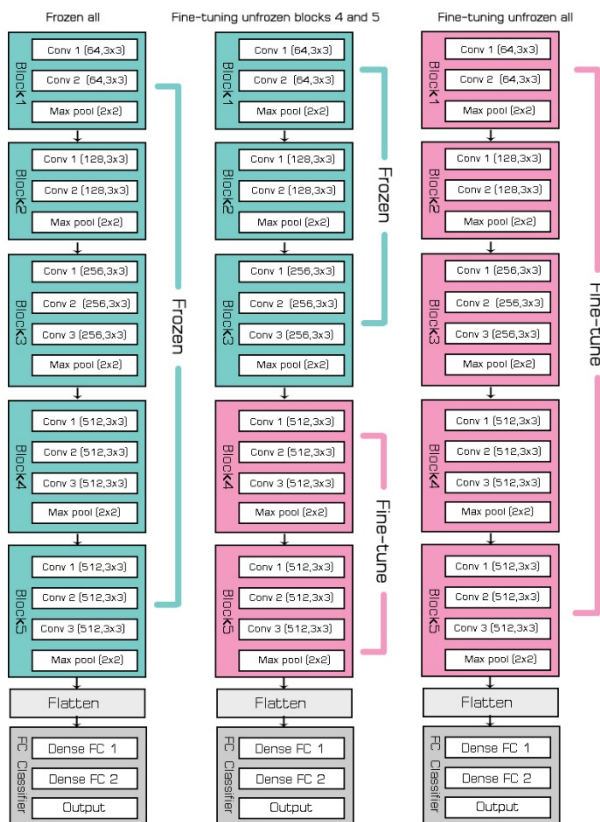
โหลด Pre-trained Model VGG16 เพื่อเรียกใช้ VGG16 model กำหนดให้ include\_top=False เพื่อที่จะไม่โหลดส่วนtopมา เพิ่ม Dense Layer สำหรับ Classify ภาพ 4 ประเภท



ภาพ 5 รายละเอียดโครงสร้างของ model VGG16

### 3.3.2 การ Fine-tuning

- Model1 จะแช่แข็ง(Frozen)ทุก Layer ที่โหลดมา (Frozen all)
- Model 2 จะแช่แข็ง(Frozen)ทุก Layer ที่โหลดมา กำหนดให้ block 4, block 5 สามารถ Train ใหม่ได้ (Fine-tuning unfrozen block 4 and 5)
- Model 3 กำหนดให้ทุก Layer สามารถ Train ใหม่ได้ (Fine-tuning unfrozen all)



ภาพ 6 Transfer Learning Strategies VGG16 ทั้ง 3 Model

### 3.3.3 การ Train model

ในการการTrain model ทั้ง 3 Model ได้กำหนดค่าพารามิเตอร์ที่เหมือนกัน คือ Optimizer = Adam, Learning rate = 0.0001, EPOCHS = 50, Batch size = 64

### 3.4 การทำนายและประเมินผลที่ได้จากmodel

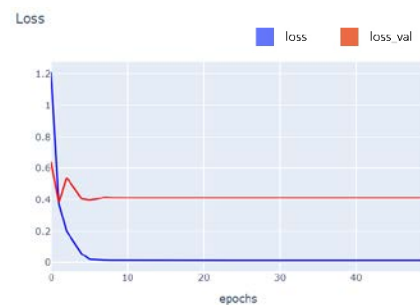
แสดงกราฟของค่า Train Loss กับ Validation Loss กราฟของค่าTrain Accuracy กับ Validation Accuracy ทำนาย Test data แสดงด้วย Confusion Matrix เพื่อหา Precision, Recall, F1-score, Accuracy และเปรียบเทียบ Modelทั้ง 3 แบบ

## 4. ผลการดำเนินงาน

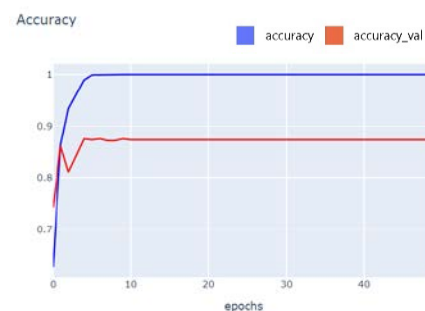
### 4.1 ผลประสิทธิภาพของแต่ละ Model

#### 4.1.1 ผลประสิทธิภาพของ Model 1

Model 1 จะแช่แข็ง (Frozen) ทุก Layer ที่โหลดมา (Frozen all)

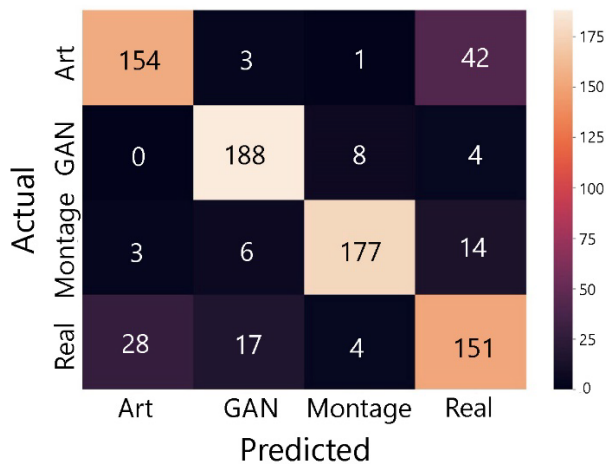


ภาพ 7 แสดงค่า Train Loss กับ Validate Loss ของ Model 1



ภาพ 8 แสดงค่า Train Accuracy กับ Validate Accuracy ของ Model 1

เมื่อนำ Model 1 มาทำนาย Test data ที่มีภาพแต่ละประเภท ประเภทละ 200 ภาพ รวม 800 ภาพจะได้  
Test loss = 0.5177  
Test accuracy = 0.8375



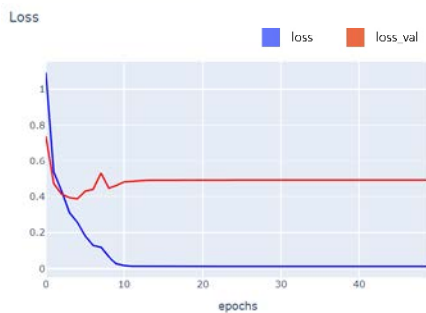
ภาพ 9 แสดงค่า Confusion Matrix Test data ของ Model 1

ตาราง 1 ค่าประสิทธิภาพ จาก Confusion Matrix ของ Model 1

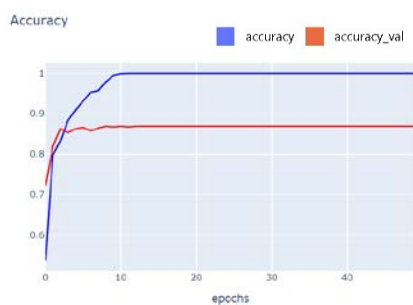
Model 1	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
Art	0.8324	0.7700	0.8000	0.8375
GAN	0.8785	0.9400	0.9082	
Montage	0.9316	0.8850	0.9077	
Real	0.7156	0.7550	0.7348	

#### 4.1.2 ผลประสิทธิภาพของ Model 2

Model 2 จะแช่แข็ง (Frozen) ทุก Layer ที่โหลดมา กำหนดให้ block 4, block 5 สามารถ Train ใหม่ได้



ภาพ 10 แสดงค่า Train Loss กับ Validate Loss ของ Model 2

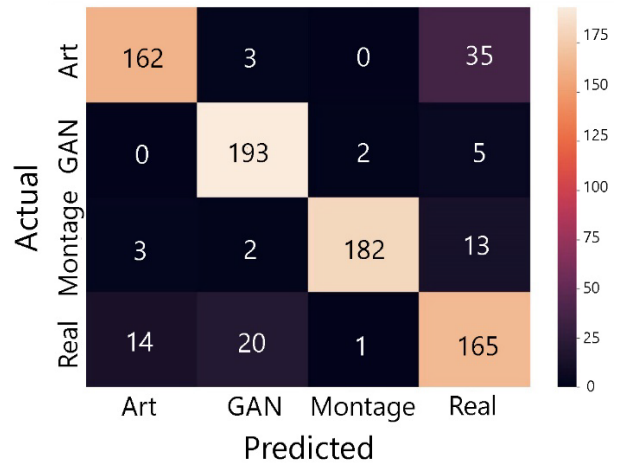


ภาพ 11 แสดงค่า Train Accuracy กับ Validate Accuracy ของ Model 2

เมื่อนำ Model 2 มาทำนาย Test data ที่มีภาพแต่ละประเภท ประเภทละ 200 ภาพ รวม 800 ภาพจะได้

Test loss = 0.5336

Test accuracy = 0.8775



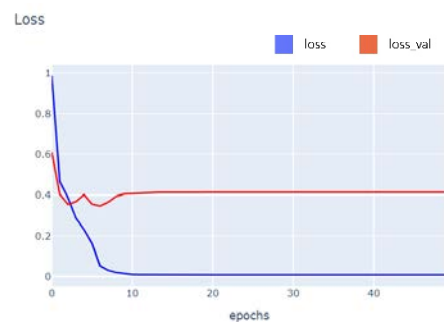
ภาพ 12 แสดงค่า Confusion Matrix Test data ของ Model 2

ตาราง 2 ค่าประสิทธิภาพ จาก Confusion Matrix ของ Model 2

Model 2	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
Art	0.9050	0.8100	0.8549	0.8775
GAN	0.8853	0.9650	0.9234	
Montage	0.9838	0.9100	0.9455	
Real	0.7569	0.8250	0.7895	

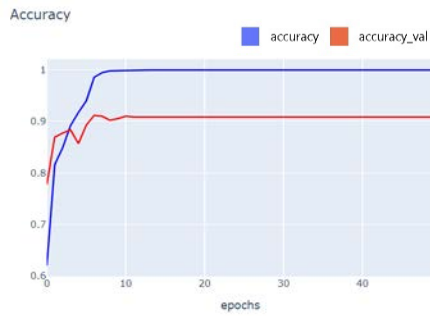
#### 4.1.3 ผลประสิทธิภาพของ Model 3

Model 3 กำหนดให้ทุก Layer สามารถ Train ใหม่ได้ (Fine-tuning unfrozen all)



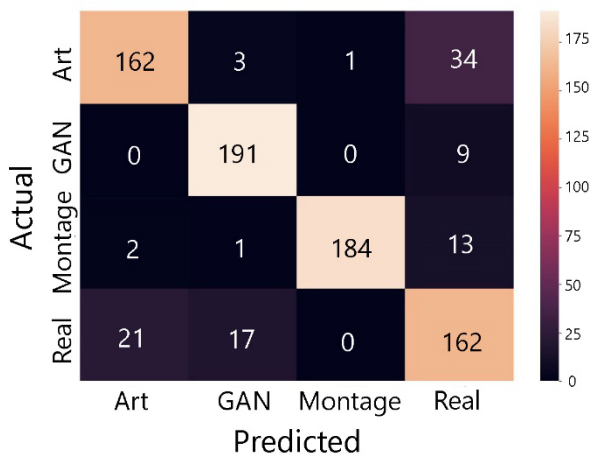
ภาพ 13 แสดงค่า Train Loss กับ Validate Loss ของ Model 3





ภาพ 14 แสดงค่า Train Accuracy กับ Validate Accuracy ของ Model 3

เมื่อนำ Model 3 มาทำนาย Test data ที่มีภาพแต่ละประเภท ประเภทละ 200 ภาพ รวม 800 ภาพจะได้  
 Test loss = 0.5062  
 Test accuracy = 0.8737



ภาพ 15 แสดงค่า Confusion Matrix Test data ของ Model 3

ตาราง 3 ค่าประสิทธิภาพ จาก Confusion Matrix ของ Model 3

Model 3	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
Art	0.8757	0.8100	0.8416	0.8738
GAN	0.9009	0.9550	0.9272	
Montage	0.9946	0.9200	0.9558	
Real	0.7431	0.8100	0.7751	

#### 4.2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละ Model



ภาพ 16 การเปรียบเทียบ Validate Loss และ Validate Accuracy

ตาราง 4 การเปรียบเทียบ Validate Loss และ Validate Accuracy

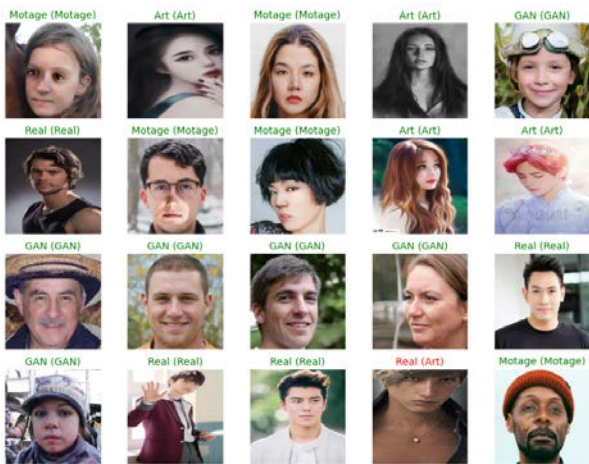
	Validation Loss	Validation Accuracy
Model 1	0.4116	0.8734
Model 2	0.4920	0.8690
Model 3	0.4145	0.9078



ภาพ 17 การเปรียบเทียบ Test Loss และ Test Accuracy

ตาราง 5 การเปรียบเทียบ Test Loss และ Test Accuracy

	Test Loss	Test Accuracy
Model 1	0.5177	0.8375
Model 2	0.5336	0.8775
Model 3	0.5062	0.8737



ภาพ 18 ภาพตัวอย่างของ Test set ที่ใช้ Model 3 ทำนาย

จากภาพ 18 ค่าข้างหน้า คือ ค่าทำนาย ค่าในวงเล็บ คือ ผลเฉลย ถ้าทำนายถูกจะเป็นสีเขียวทั้งคู่ ถ้าไม่ถูกจะเป็นสีแดง

### 5. สรุปและอภิปรายผล

บทความนี้ได้จำแนกภาพคนจริงกับภาพปลอม โดยที่ภาพปลอมได้แก่ ภาพตัดต่อ, ภาพที่สร้างจาก Generative Adversarial Networks (GANs), ภาพวาดเหมือน Digital Painting จากวัตถุประสงค์ที่ต้องการเปรียบเทียบ Model 3 Model จากการ Transfer Learning Model VGG16 คือ Model 1 แช่แข็ง (Frozen) ทุก Layer ที่โหลดมา (Frozen all) , Model 2 แช่แข็ง (Frozen) ทุก Layer ที่โหลดมากำหนดให้ block 4, block 5 สามารถ Train ใหม่ได้ (Fine-tuning unfrozen block 4 and 5), Model 3 ให้ทุก Layer สามารถ Train ใหม่ได้ (Fine-tuning unfrozen all) จากข้อมูล ภาพจริง, ภาพตัดต่อ, ภาพที่สร้างจากGAN, ภาพ Digital Painting อย่างละ 1,000 ภาพ รวมทั้งหมด 4,000 ภาพ จึงแบ่ง Train data %80 และ Test data 20% นำไปในการ Training และ Prediction เปรียบเทียบได้ Accuracy ตามลำดับดังนี้ 0.8375, 0.8775, 0.8737 Model ที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดในการวิเคราะห์และจำแนกภาพคนจริงและภาพปลอมของ Test data คือ Model 2 ที่ได้ Accuracy 0.8775

### เอกสารอ้างอิง

- [1] Nut Chukamphaeng . “GANs: อะไรคือ Generative Adversarial Networks”. [ออนไลน์] 2562. [สืบค้นวันที่ 10 พฤศจิกายน 2564]. จาก <https://medium.com/@nutorbitx/>
- [2] ณัฐโชติ พรหมฤทธิ์ และ สัจจาภรณ์ ไวจรรยา. **Fundamental of DEEP LEARNING in Practice**. พิมพ์ครั้งที่ 1. กรุงเทพฯ : อินโฟเพรส, 2564.
- [3] R. Tolosana, et al , “DeepFakes and Beyond: A Survey of Face Manipulation and Fake Detection”. arXiv e-printing. arXiv. :2001.00179v3 2020
- [4] ทินชี จอห์น เปรมานูร. “VGG16 คืออะไร? — บทนำสู่ VGG16” [ออนไลน์] 2562. [สืบค้นวันที่ 12 พฤศจิกายน 2564]. จาก <https://ichi.pro/th/>
- [5] N.M. AlShariah and A. K. J. Saudagar. “Detecting Fake Images on Social Media using Machine Learning”. (IJACSA), Vol. 10, No. 12, 2019
- [6] M.A. Villan, K. Kuruville, J. Paul, Prof. E.P. Elias. “Fake Image Detection Using Machine Learning”. (IJCSITS), IVol.7, No.2, Mar-April 2017
- [7] A. Khodabakhsh, R. Raghavendra, Ki. Raja, P. Wasnik. (2018). Bio-Sig 2018. “Fake Face Detection Methods: Can They Be Generalized?”. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/327350438>
- [8] R. Shankar, A. Srivastava, G. Gupta, R. Jadhav, U. Thorate. “Fake Image Detection Using Machine Learning,” in 2020 IJCRT, May 2020.[Online]. Available: <https://www.ijcrt.org/papers/IJCRT2005044.pdf>
- [9] S. Tariq, S. LEE, H. KIM, Y. SHIN, S.S. WOO. “Detecting Both Machine and Human Created Fake Face Images In the Wild”. the 2nd International Workshop .October 2018