



## การปรับปรุงประสิทธิภาพการจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ สังวัตนาการโดยใช้เทคนิคการเพิ่มภาพสำหรับวินิจฉัยโรคโควิด-19

ณัฐวุฒิ ศรีวิบูลย์\*

สาขาวิทยาการสารสนเทศและดิจิทัล คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีสุขภาพ มหาวิทยาลัยกาฬสินธุ์

\* ผู้นิพนธ์ประสานงาน โทรศัพท์ 0 4360 2058 อีเมล: nattavut.sri@gmail.com DOI: 10.14416/j.kmutnb.2020.10.002

รับเมื่อ 2 มิถุนายน 2563 แก้ไขเมื่อ 24 มิถุนายน 2563 ตอรับเมื่อ 30 กรกฎาคม 2563 เผยแพร่ออนไลน์ 16 ตุลาคม 2563

© 2021 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

### บทคัดย่อ

การจำแนกภาพเป็นวิธีหนึ่งที่น่าสนใจในการประมวลผลภาพ โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Network; CNN) เป็นลอการิทึมที่ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายสำหรับจำแนกภาพ อย่างไรก็ตาม ข้อจำกัดของ CNN คือ ประสิทธิภาพการจำแนกรูปภาพขึ้นอยู่กับจำนวนรูปภาพที่เข้าสู่กระบวนการฝึกสอน งานวิจัยมีวัตถุประสงค์เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพการจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกด้วย CNN สำหรับวินิจฉัยโรคโควิด-19 โดยใช้เทคนิคการเพิ่มภาพ โดยมีการเปรียบเทียบเทคนิคการเพิ่มภาพในแต่ละวิธีในการเพิ่มความถูกต้องให้กับกระบวนการฝึกสอนของ CNN ผลของการวิจัยแสดงให้เห็นว่า วิธีการหมุนภาพ (Rotation) ให้ประสิทธิภาพการฝึกสอนที่ 99.67% ซึ่งมีประสิทธิภาพในการจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกด้วย CNN สำหรับวินิจฉัยโรคโควิด-19 มากกว่างานวิจัยก่อนหน้านี้

**คำสำคัญ:** การจำแนกภาพ โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ ภาพเอกซเรย์ทรวงอก โควิด-19 เทคนิคการเพิ่มภาพ



## Improvement the Performance of the Chest X-ray Image Classification with Convolutional Neural Network Model by Using Image Augmentations Technique for COVID-19 Diagnosis

Nattavut Sriwiboon\*

Department of Informatics and Digital, Faculty of Science and Health Technology, Kalasin University, Kalasin, Thailand

\* Corresponding Author, Tel. 0 4360 2058, E-mail: nattavut.sri@gmail.com DOI: 10.14416/j.kmutnb.2020.10.002

Received 2 June 2020; Revised 24 June 2020; Accepted 30 July 2020; Published online: 16 October 2020

© 2021 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

### Abstract

Image classification is one interesting to the image processing. Convolutional Neural Network (CNN) is a widely used algorithm for image classification. However, the number of images is the challenge of CNN that the image classification performance depends on the number of images entering into the training process. This paper aims to improve the efficiency of the chest X-ray image classification by CNN for COVID-19 diagnosis using image augmentations techniques. We can illustrate the comparative in each method of image augmentations techniques to increase the accuracy of the training process of CNN. The results illustrate that the rotation technique provides the training efficiency of 99.67%, which is effective in chest X-ray image classification with CNN for COVID-19 diagnosis more than previous work.

**Keywords:** Image Classification, Convolutional Neural Network, Chest X-ray Image, COVID-19, Image Augmentations Techniques

Please cite this article as: N. Sriwiboon, "Improvement the Performance of the chest X-ray image classification with convolutional neural network model by using image augmentations technique for COVID-19 diagnosis," *The Journal of KMUTNB*, vol. 31, no. 1, pp. 109–117, Jan.–Mar. 2021 (in Thai).

## 1. บทนำ

โรคติดเชื้อโควิด-19 (COVID-19) ถูกพบครั้งแรกเมื่อปี 1960 [1] เป็นไวรัสสายพันธุ์ใหม่ซึ่งพัฒนาจากไวรัสโคโรนา (Coronavirus) สามารถติดเชื้อได้ทั้งในมนุษย์และสัตว์ ปัจจุบันยังไม่ได้รับการยืนยันว่าโควิด-19 มีแหล่งที่มาในการเริ่มต้นระบาดที่ชัดเจนจากมนุษย์หรือสัตว์ ซึ่งองค์การอนามัยโลก (World Health Organization; WHO) ได้ประกาศให้ไวรัสโควิด-19 มีการระบาดใหญ่ (Pandemic) ข้อมูลจาก Johns Hopkins University ประเทศสหรัฐอเมริกาได้ระบุว่าการระบาดของโควิด-19 เริ่มจากประเทศจีน แล้วส่งผลให้มีผู้ติดเชื้อทั่วโลกแล้วกว่า 3.69 ล้านราย รวมถึงมีผู้เสียชีวิตมากกว่า 263,862 ราย ใน 185 ประเทศทั่วโลก (ข้อมูลเมื่อ 8 พฤษภาคม 2563) [2] โดยหากมนุษย์ได้รับเชื้อโควิด-19 จะมีอาการเป็นไข้ เจ็บคอ ไอแห้งๆ น้ำมูกไหล หายใจเหนื่อยหอบเป็นต้น โดยการวินิจฉัยการติดเชื้อไวรัสโควิด-19 นั้น สามารถทำได้ด้วยการตรวจแผ่นภาพเอกซเรย์ โดยแพทย์ผู้เชี่ยวชาญซึ่งถือว่าเป็นวิธีหนึ่งที่มีความแม่นยำสูง [3], [4]

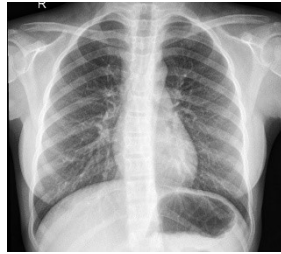
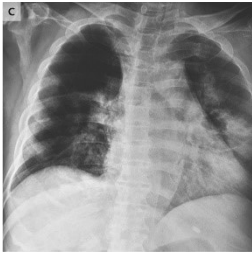
โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Network; CNN) [5] ถูกพัฒนาจากโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เป็นโครงข่ายที่สามารถจำลองหลักการการทำงานของโครงข่ายประสาทของมนุษย์ได้ และ CNN ยังสามารถจำลองการมองเห็นของมนุษย์ ซึ่งมีประสิทธิภาพในการจำแนกรูปภาพ โดยจากการศึกษางานวิจัยก่อนหน้านี้ [6]-[9] แสดงให้เห็นว่า ประสิทธิภาพการจำแนกภาพของ CNN ใกล้เคียงกับการมองเห็นของมนุษย์ สามารถจำแนกรูปภาพได้อย่างถูกต้องและมีการประยุกต์ใช้ CNN กับการประมวลผลภาพทางการแพทย์เพื่อวินิจฉัยการเกิดโรคต่างๆ [10]-[12] หลักการทำงานของ CNN จะต้องใช้ข้อมูลรูปภาพเข้าสู่กระบวนการฝึกสอน (Train) เพื่อสร้างแบบจำลอง (Model) โดยที่ CNN มีกลไกสำหรับสกัดคุณลักษณะ (Features) ของรูปภาพให้กับกระบวนการฝึกสอน อย่างไรก็ตาม ประสิทธิภาพการจำแนกรูปภาพของ CNN นั้น ขึ้นอยู่กับจำนวนของรูปภาพที่เข้าสู่กลไกการสกัดคุณลักษณะและกระบวนการฝึกสอนรวมถึงจำนวนรอบในการเรียนรู้ ซึ่งจากการศึกษาจากงานวิจัยก่อนหน้านี้ [13], [14] แสดงให้เห็นว่า

หากจำนวนรูปภาพที่เข้าสู่กระบวนการฝึกสอนมีจำนวนน้อย จะส่งผลให้ประสิทธิภาพการจำแนกรูปภาพลดลง และใช้เวลาในการประมวลผลมากขึ้น นอกจากนี้หากประยุกต์ใช้ CNN เพื่อวินิจฉัยโควิด-19 ในปัจจุบันอาจไม่มีประสิทธิภาพในการวินิจฉัยเพียงพอ เนื่องจากจำนวนภาพเอกซเรย์ทรวงอกมีจำนวนจำกัด โดยผลการศึกษางานวิจัย [11] พบว่า ภาพส่วนใหญ่มาจากชุดข้อมูลเพียง 70 ภาพ จากผู้ป่วยโควิด-19 ดังนั้น งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพการจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอก เพื่อวินิจฉัยการติดเชื้อโควิด-19 โดยใช้เทคนิคการเพิ่มภาพ (Image Augmentation) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในกระบวนการฝึกสอนของ CNN ให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยเปรียบเทียบผลการวิจัยกับวิธีการฝึกสอนที่เสนอโดยงานวิจัยก่อนหน้านี้ [15] โดยกระบวนการฝึกสอนของงานวิจัยนี้ใช้ภาพเอกซเรย์ทรวงอกจากงานวิจัยของ Cohen [3] ที่ได้จัดทำฐานข้อมูลสาธารณะ เพื่อไม่ให้เกิดความลับของผู้ป่วย ซึ่งภาพเอกซเรย์ทรวงอกจากงานวิจัยดังกล่าวมีผลยืนยันจากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญในการจัดกลุ่มภาพเอกซเรย์ทรวงอกเพื่อระบุกลุ่มภาพที่ติดเชื้อโควิด-19 และกลุ่มภาพที่ไม่ติดเชื้อโควิด-19 ไว้อย่างชัดเจน

## 2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ

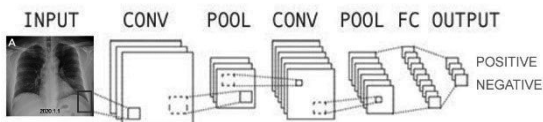
โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ [5] ถูกพัฒนาจากโครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีหนึ่งที่สามารถใช้ในการประมวลผลภาพ สามารถจำลองการมองเห็นของมนุษย์ โดยการสกัดคุณลักษณะของรูปภาพที่นำเข้าสู่กระบวนการฝึกสอน โดย CNN มีความสามารถในการสกัดคุณลักษณะของรูปภาพแล้วนำมาวิเคราะห์ เพื่อกำหนดคุณสมบัติของรูปภาพ (Input) แล้วจำแนกประเภทของรูปภาพว่าอยู่หมวดหมู่อะไร เช่น ภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่นำเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้มี 2 หมวดหมู่ ประกอบด้วย กลุ่ม Positive คือภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่ติดเชื้อโควิด-19 ดังตัวอย่างรูปที่ 1 (ก) และกลุ่ม Negative คือภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่ไม่ติดเชื้อโควิด-19 ดังตัวอย่างรูปที่ 1 (ข) กระบวนการจำแนกรูปภาพของ CNN จะประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมหลายๆ ชั้น เพื่อค้นหา



(ก) ผู้ติดเชื้อ

(ข) ผู้ที่ไม่ติดเชื้อ

รูปที่ 1 ตัวอย่างรูปภาพเอกซเรย์ จากฐานข้อมูล [3]



รูปที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ

คุณลักษณะและทำซ้ำหลายๆ รอบจนกระทั่งได้คุณลักษณะที่มีความถูกต้องที่สุด ในการจำแนกจะแสดงค่าความถูกต้องเป็นค่าความน่าจะเป็น (Probability) เช่น เมื่อนำภาพเอกซเรย์ทรวงอกเข้าสู่กระบวนการจำแนกของ CNN ผลลัพธ์จะได้เป็นค่าความน่าจะเป็นของการจำแนกรูปภาพเอกซเรย์ทรวงอกว่าเป็นรูปภาพเอกซเรย์ของผู้ติดเชื้อโควิด-19 หรือเป็นภาพเอกซเรย์ทรวงอกของผู้ที่ไม่ติดเชื้อโควิด-19 กระบวนการทำงานของ CNN แสดงดังรูปที่ 2 มีรายละเอียดดังนี้

- 1) Convolution Layer (CONV) เป็นชั้นที่มีหน้าที่สกัดคุณลักษณะเด่นของรูปภาพ
- 2) Pooling Layer (POOL) เป็นชั้นที่ทำหน้าปรับลดขนาดของรูปภาพ เพื่อประโยชน์ในการสกัดคุณลักษณะของรูปภาพให้ครอบคลุมคุณลักษณะเด่นที่อยู่ในรูปภาพมากขึ้น
- 3) Full Connection (FC) เป็นชั้นที่ทำหน้าที่เชื่อมโยงชั้น CONV และชั้น POOL เพื่อให้เกิดประสิทธิภาพการจำแนกรูปภาพ เนื่องจาก CNN สามารถใช้ชั้น CONV และ POOL ที่มีหน้าที่สกัดคุณลักษณะของรูปภาพได้มากกว่า 1 ชั้น

## 2.2 การเพิ่มภาพ

การจำแนกรูปภาพโดยใช้ CNN จำเป็นต้องใช้ข้อมูลในกระบวนการฝึกสอน เพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถวิเคราะห์

และจำแนกรูปภาพได้อย่างมีประสิทธิภาพ จากงานวิจัยก่อนหน้านี้ [11] พบว่า การจำแนกภาพเอกซเรย์ เพื่อวินิจฉัยโรคโควิด-19 นั้น ภาพที่นำเข้าสู่กระบวนการฝึกสอนมีจำนวนจำกัด ส่งผลให้ไม่มีประสิทธิภาพในการจำแนกภาพเอกซเรย์ เพื่อวินิจฉัยโรคโควิด-19 โดยเทคนิคการเพิ่มภาพ [16] มีวัตถุประสงค์เพื่อเพิ่มภาพจากภาพต้นฉบับให้เป็นภาพเทียมเพื่อขยายชุดข้อมูลรูปภาพ สามารถเพิ่มความถูกต้องให้กับกระบวนการเรียนรู้ของ CNN ให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น [13], [14] โดยเทคนิคการเพิ่มภาพสามารถทำได้หลายวิธี เช่น การย่อหรือขยาย (Zoom) การหมุนภาพ (Rotation) และการพลิกกลับด้าน (Flips)

## 2.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Cohen และคณะ [3] ได้จัดทำฐานข้อมูลสาธารณะรวบรวมภาพเอกซเรย์ทรวงอกของผู้ป่วยโรคปอด โดยเฉพาะภาพเอกซเรย์ทรวงอกของผู้ป่วยโควิด-19 โดยงานวิจัยได้นำภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่ได้จากแหล่งข้อมูลสาธารณะเพื่อไม่ให้ละเมิดความลับของผู้ป่วยแล้วจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกโดยมีผลยืนยันจากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญในการจัดกลุ่มภาพเอกซเรย์ทรวงอก เพื่อระบุกลุ่มภาพที่ติดเชื้อโควิด-19 และกลุ่มภาพที่ไม่ติดเชื้อโควิด-19 ไว้อย่างชัดเจน จำนวนกลุ่มละ 25 ภาพ ซึ่งให้ข้อมูลที่มีประโยชน์ในการใช้สำหรับวิจัย โดยเฉพาะอย่างยิ่งการประมวลผลภาพเพื่อจำแนกโควิด-19

ณัฐดี และกาญจนา [17] พัฒนาแอปพลิเคชันเพื่อระบุธนบัตรไทยด้วยเสียงสำหรับผู้พิการทางสายตาโดยสามารถตรวจสอบธนบัตรไทยและส่งเสียงให้ผู้พิการทางสายตาได้ยินผ่านสมาร์ตโฟน โดยงานวิจัยได้นำ CNN มาวิเคราะห์และจำแนกภาพถ่ายธนบัตรแบ่งกลุ่มการจำแนกออกเป็น 27 กลุ่ม กลุ่มละ 100 ภาพ รวมจำนวนทั้งหมด 2,700 ภาพ จากนั้นนำภาพธนบัตรเข้าสู่กระบวนการฝึกสอน โดยใช้ไลบรารี Tensorflow [18] ร่วมกับภาษา Python ผลการทดลองพบว่า ประสิทธิภาพการจำแนกรูปภาพธนบัตรเท่ากับ 95.00%

พิมพ์ภา [13] ได้ปรับปรุงประสิทธิภาพการจำแนกรูปภาพด้วย CNN โดยใช้เทคนิคการเพิ่มภาพ โดยนำรูปภาพเข้าสู่กระบวนการฝึกสอนแล้วเปรียบเทียบประสิทธิภาพการ

จำแนก ผลการวิจัยพบว่า การฝึกสอนจำนวน 300 รอบ โดยใช้รูปภาพจำนวน 50,000 ภาพ ประสิทธิภาพความถูกต้องคือ 84.79% จากนั้นงานวิจัยได้นำเทคนิคการเพิ่มภาพเพื่อใช้เพิ่มจำนวนภาพเป็น 10,000 ภาพ พบว่า การฝึกสอนจำนวน 300 รอบ มีประสิทธิภาพความถูกต้องของการจำแนกเพิ่มขึ้นเป็น 87.57%

Wang และคณะ [15] เสนอ COVID-Net สำหรับจำแนกโรคโควิด-19 จากภาพเอกซเรย์จากชุดข้อมูลรูปภาพประกอบด้วยภาพเอกซเรย์ทรวงอกของบุคคลที่มีสุขภาพดี จำนวน 1,203 ภาพ และ 45 ภาพ จากผู้ติดเชื้อโควิด-19 ผลการวิจัยพบว่า COVID-Net มีความถูกต้องในการจำแนก 93.30%

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องข้างต้นพบว่า สามารถนำ CNN มาใช้ในการจำแนกภาพเอกซเรย์ เพื่อวินิจฉัยโรคโควิด-19 [11], [15] และเทคนิคการเพิ่มภาพสามารถเพิ่มประสิทธิภาพการฝึกสอนให้กับแบบจำลองเพื่อจำแนกรูปภาพได้ [13] รวมถึงจากงานวิจัยของ Cohen และคณะ [3] ที่ได้จัดทำฐานข้อมูลสาธารณะรวบรวมภาพเอกซเรย์ทรวงอกของผู้ป่วยโรคปอด โดยเฉพาะภาพเอกซเรย์ทรวงอกของผู้ป่วยโควิด-19 โดยงานวิจัยได้นำภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่ได้จากแหล่งข้อมูลสาธารณะ เพื่อไม่ให้ละเมิดความลับของผู้ป่วยแล้วจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอก โดยมีผลยืนยันจากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญในการจัดกลุ่มภาพเอกซเรย์ทรวงอก เพื่อระบุกลุ่มภาพที่ติดเชื้อโควิด-19 และกลุ่มภาพที่ไม่ติดเชื้อโควิด-19 ไว้อย่างชัดเจน ดังนั้น ในงานวิจัยนี้จะใช้รูปภาพเอกซเรย์ทรวงอก จากงานวิจัยของ Cohen และคณะ [3] เพื่อการศึกษาวิจัยในครั้งนี้

### 3. วิธีการวิจัย

#### 3.1 การเตรียมข้อมูล

ข้อมูลรูปภาพเอกซเรย์ทรวงอก งานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลจาก Cohen และคณะ [3] เป็นข้อมูลภาพเอกซเรย์สาธารณะแบบ Posteroanterior (PA) ซึ่งได้จัดกลุ่มภาพเอกซเรย์ไว้อย่างชัดเจน 2 กลุ่ม กลุ่มละ 25 ภาพ ประกอบด้วยกลุ่ม Positive คือภาพเอกซเรย์ทรวงอกกลุ่มผู้ติดเชื้อโควิด-19 และกลุ่ม Negative คือภาพเอกซเรย์ทรวงอกกลุ่มผู้ไม่ติดเชื้อโควิด-19

#### 3.2 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

งานวิจัยนี้ใช้ไลบรารีประกอบด้วย Keras เวอร์ชัน 2.0.9 [19] ร่วมกับ Tensorflow เวอร์ชัน 1.14 [18] ในขั้นตอนการเพิ่มภาพ และกระบวนการการฝึกสอนด้วย VGGNet-16 [20] ซึ่งทั้ง Keras และ Tensorflow เป็นไลบรารีที่พัฒนาด้วยภาษา Python มีประสิทธิภาพในกระบวนการฝึกสอนเพื่อจำแนกรูปภาพ และการเพิ่มภาพซึ่งถูกใช้ในงานวิจัยก่อนหน้านี้ [13], [17] โดยในงานวิจัยนี้ใช้ภาษา Python เวอร์ชัน 3.6.10 รายละเอียดการติดตั้งทั้ง Keras และ Tensorflow แสดงใน [21] โดยงานวิจัยนี้ได้ติดตั้ง Keras และ Tensorflow บนเครื่องคอมพิวเตอร์ที่ใช้หน่วยประมวลผลกลาง (Central Processing Unit; CPU) เป็น Intel (R) Core i5-4260U CPU @ 1.4 GHz หน่วยความจำหลัก (Random Access Memory; RAM) ขนาด 8GB ระบบปฏิบัติการ (Operating System; OS) เป็น Windows 7 และหน่วยประมวลผลด้านกราฟิก (Graphics Processing Unit; GPU) เป็น AMD Radeon HD 6570

#### 3.3 การวัดประสิทธิภาพ

การวัดประสิทธิภาพการฝึกสอนงานวิจัยนี้ใช้การวัดค่าความถูกต้อง (Accuracy) [8] ซึ่งเป็นค่าความน่าจะเป็น โดยคิดเป็นค่าร้อยละ (%) ที่ได้จากการทดสอบ เพื่อหาค่าพยากรณ์ความถูกต้องของข้อมูลโดยมีสูตรการคำนวณดังนี้

$$\text{Accuracy} = \left[ \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \right] \times 100$$

โดย TP คือ ค่าที่พยากรณ์ถูกต้องเชิงบวก

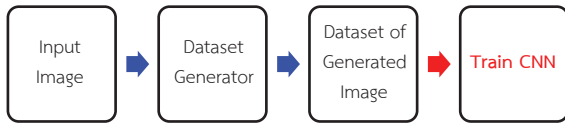
TN คือ ค่าที่พยากรณ์ถูกต้องเชิงลบ

FP คือ ค่าที่พยากรณ์ผิดพลาดเชิงบวก

FN คือ ค่าที่พยากรณ์ผิดพลาดเชิงลบ

#### 3.4 กระบวนการฝึกสอน

กระบวนการฝึกสอนแบบจำลองของงานวิจัยนี้แสดงขั้นตอนดังรูปที่ 3 โดยมีรายละเอียดดังนี้



รูปที่ 3 กระบวนการฝึกสอน

3.4.1 นำภาพต้นฉบับเข้าสู่ระบบ จากนั้นระบบจะนำภาพต้นฉบับมาสร้างภาพเทียมในกระบวนการสร้างภาพเทียม (Dataset Generator) โดยงานวิจัยนี้ ได้สร้างภาพเทียมด้วยเทคนิคประกอบด้วย

- การย่อหรือขยาย คือการย่อหรือขยายภาพต้นฉบับให้เป็นภาพเทียม โดยงานวิจัยนี้ใช้เทคนิคการสร้างภาพเทียมด้วยวิธีการย่อหรือขยาย เพื่อขยายภาพจากภาพต้นฉบับภาพละ 50%
- การหมุนภาพ คือการหมุนภาพต้นฉบับตามเข็มนาฬิกาตามจำนวนที่กำหนดจาก 1 ถึง 359 องศา ให้เป็นภาพเทียม โดยงานวิจัยนี้ใช้เทคนิคการสร้างภาพเทียมด้วยวิธีการหมุนภาพ กำหนดการหมุนภาพต้นฉบับภาพละ 20 องศา
- การพลิกกลับด้าน คือการพลิกภาพต้นฉบับให้เป็นภาพเทียม สามารถใช้ได้ทั้งในกรณีของการพลิกแนวตั้งหรือแนวนอน โดยงานวิจัยนี้ใช้เทคนิคการสร้างภาพเทียมด้วยวิธีการพลิกกลับด้าน กำหนดการพลิกกลับด้านในแนวนอน

โดยนำภาพเอกซเรย์ต้นฉบับ (Source) ทั้ง 2 กลุ่ม (Dataset of Generated Image) ประกอบด้วยกลุ่ม Positive คือภาพเอกซเรย์ทรวงอกกลุ่มผู้ติดเชื้อโควิด-19 และกลุ่ม Negative คือภาพเอกซเรย์ทรวงอกกลุ่มผู้ไม่ติดเชื้อโควิด-19 ผ่านกระบวนการสร้างภาพเทียมในแต่ละเทคนิคจะได้ภาพเทียมกลุ่มละ 300 ภาพ ดังนั้น จะได้ข้อมูลรูปภาพในการฝึกสอนแบบจำลองประกอบด้วยภาพเทียมที่ใช้เทคนิคการย่อหรือขยาย จำนวน 600 ภาพ เทคนิคการหมุนภาพ จำนวน 600 ภาพ และเทคนิคการพลิกกลับด้าน จำนวน 600 ภาพ โดยในขั้นตอนนี้ใช้ไลบรารี Keras ตัวอย่างการสร้างภาพเทียมในแต่ละเทคนิคแสดงดังรูปที่ 4 ประกอบด้วยรูปที่ 4 (ก) คือภาพต้นฉบับ รูปที่ 4 (ข) คือภาพเทียมที่ได้จากเทคนิคการย่อหรือขยาย รูปที่ 4 (ค) คือภาพเทียมที่ได้จากเทคนิคการหมุนภาพ และรูปที่ 4 (ง) คือภาพเทียมที่ได้จากเทคนิคการพลิกกลับด้าน



(ก) ภาพต้นฉบับ



(ข) การย่อหรือขยาย



(ค) การหมุนภาพ



(ง) การพลิกกลับด้าน

รูปที่ 4 ตัวอย่างการสร้างภาพเทียมด้วยเทคนิคการเพิ่มภาพ

3.4.2 นำภาพเอกซเรย์ที่เกิดจากการใช้เทคนิคการเพิ่มภาพเข้าสู่กระบวนการฝึกสอนด้วย CNN ที่ละเทคนิค ในขั้นตอนนี้ใช้ไลบรารีประกอบด้วย Keras และ Tensorflow ซึ่งงานวิจัยนี้ใช้การกำหนดค่าการตรวจสอบแบบไขว้ (k-fold Cross Validation) [9] คือ k=10 เพื่อให้ระบบสุ่มภาพในชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอน และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบความถูกต้องของแบบจำลอง โดยแบ่งรูปภาพที่ได้จากเทคนิคการสร้างภาพเทียมในแต่ละเทคนิค จำนวน 600 ภาพ ออกเป็น 10 ชุด ดังนั้น ในการทดลองกับชุดข้อมูลย่อยครั้งที่ 1 จะใช้ข้อมูลชุดที่ 1 จำนวน 60 ภาพ ในการทดสอบ และข้อมูลชุดที่ 2 จนถึงชุดที่ 10 จำนวน 540 ภาพ จะเป็นชุดข้อมูลในการฝึกสอนแบบจำลอง โดยการฝึกสอนจะทำงานในลักษณะดังกล่าวจนครบชุดข้อมูลที่ 10 เพราะฉะนั้นรูปภาพทั้งหมด 600 ภาพ จึงทำหน้าที่เป็นทั้งชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนและชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ รวมถึงกำหนดโครงข่ายประสาทเทียมจำนวน 2 ชั้น และให้ระบบประมวลผลในขั้นตอนการฝึกสอนจำนวน 4 รอบ



#### 4. ผลการทดลอง

การฝึกสอนแบบจำลองโดยใช้ CNN เพื่อจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกสำหรับวินิจฉัยโรคโควิด-19 จากที่งานวิจัยนี้ใช้เทคนิคการเพิ่มภาพประกอบด้วย 3 เทคนิค คือ การย่อหรือขยาย การหมุนภาพ และการพลิกกลับด้าน เพื่อสร้างภาพเทียมแล้วนำภาพที่ได้เข้าสู่กระบวนการฝึกสอนของ CNN โดยกำหนดให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้ในขั้นตอนการฝึกสอนจำนวน 4 รอบ (Round) ประสิทธิภาพการฝึกสอนในแต่ละเทคนิคแสดงดังตารางที่ 1 เปรียบเทียบกับการฝึกสอนที่ไม่ใช้วิธีการเพิ่มภาพ (None Image Augmentation) โดยแสดงการวัดค่าความถูกต้อง [8] ในแต่ละรอบของการทดสอบเปรียบเทียบความถูกต้องคิดเป็นค่าร้อยละ (%) และเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนแสดงเป็นเวลาทั้งหมด (Total Time) หน่วยเป็นนาที (Minute; Min)

จากตารางที่ 1 แสดงผลการทดสอบฝึกสอนในแต่ละเทคนิคพบว่า การประมวลผลใช้เวลาใกล้เคียงกันทั้ง 3 เทคนิค อย่างไรก็ตาม การหมุนภาพให้ประสิทธิภาพการฝึกสอนสูงสุดที่ 99.67% การพลิกกลับด้านให้ประสิทธิภาพที่ 99.26%

และการย่อหรือขยายให้ประสิทธิภาพที่ 98.48% ในขณะที่การฝึกสอนรูปที่ไม่ใช้วิธีการเพิ่มภาพให้ประสิทธิภาพเพียง 65.23%

เมื่อนำผลของงานวิจัยนี้เปรียบเทียบกับงานวิจัยของ Wang และคณะ [15] ที่เสนอ COVID-Net แสดงให้เห็นว่าวิธีที่เสนอโดยงานวิจัยนี้สำหรับเพิ่มประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองเพื่อจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกสำหรับวินิจฉัยโรคโควิด-19 ด้วยวิธีการหมุนภาพให้ประสิทธิภาพการฝึกสอนที่ 99.67% ซึ่งมีประสิทธิภาพมากกว่า COVID-Net ที่ให้ประสิทธิภาพในการฝึกสอนแบบจำลองที่ 93.30%

#### 5. อภิปรายผลและสรุป

การปรับปรุงประสิทธิภาพการฝึกสอนแบบจำลองเพื่อจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกด้วย CNN สำหรับวินิจฉัยโรคโควิด-19 โดยใช้เทคนิคการเพิ่มภาพ จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า วิธีการเพิ่มภาพในแต่ละวิธีมีประสิทธิภาพในการฝึกสอนมากกว่าวิธีการฝึกสอนที่ไม่ใช้วิธีการเพิ่มภาพสอดคล้องกับงานวิจัย [13], [16] และวิธีการเพิ่มภาพโดย

ตารางที่ 1 ประสิทธิภาพการฝึกสอนของแต่ละเทคนิค

Techniques	Round	TP	TN	FP	FN	Accuracy (%)	Total Time (Min.)
None Image Augmentation	1	103	10	56	76	46.12	13.73
	2	129	11	49	68	54.47	
	3	132	9	51	89	50.18	
	4	156	11	36	53	65.23	
Zoom	1	181	12	26	9	84.65	18.97
	2	218	4	9	6	93.67	
	3	223	2	5	3	96.57	
	4	259	1	2	2	98.48	
Flips	1	192	6	20	9	87.22	19.08
	2	233	3	2	2	98.33	
	3	243	2	1	2	98.79	
	4	268	2	1	1	99.26	
Rotation	1	201	5	17	5	90.35	19.03
	2	227	3	2	1	98.71	
	3	256	2	1	1	99.23	
	4	298	1	1	0	99.67	



ใช้เทคนิคการเพิ่มภาพด้วยวิธีการหมุนภาพให้ประสิทธิภาพการฝึกสอนสูงสุดถึง 99.67% เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการพลิกกลับด้าน และการย่อหรือขยาย เนื่องจากการหมุนภาพจะไม่ส่งผลให้ภาพเทียมมีความแตกต่างจากภาพต้นฉบับมากนัก [16] เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการพลิกกลับด้านและการย่อหรือขยาย และเมื่อนำผลการทดลองของงานวิจัยนี้เปรียบเทียบกับงานวิจัยของ Wang และคณะ [15] ที่เสนอ COVID-Net แสดงให้เห็นว่า ความถูกต้องในการฝึกสอนแบบจำลองด้วย CNN โดยใช้เทคนิคการเพิ่มภาพด้วยวิธีการหมุนภาพให้ประสิทธิภาพการฝึกสอนที่ 99.67% ซึ่งมีประสิทธิภาพมากกว่า COVID-Net ที่ให้ประสิทธิภาพในการฝึกสอนที่ 93.30%

งานวิจัยในอนาคตการพัฒนาผลการฝึกสอนแบบจำลองด้วย CNN จะพัฒนาด้วยลอการิทึมอื่นๆ เช่น AlexNet, LeNet-5 และ GoogleNet เพื่อหาลอการิทึมที่ดีที่สุดสำหรับฝึกสอนแบบจำลองด้วย CNN เพื่อจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกสำหรับวินิจฉัยโรคโควิด-19

#### เอกสารอ้างอิง

- [1] R. Maude. (2020, May). *Coronavirus Prevention Methods (COVID-19)*. [Online]. Available: [https://med.mahidol.ac.th/rama\\_hospital/th/services/knowledge/03162020-1648](https://med.mahidol.ac.th/rama_hospital/th/services/knowledge/03162020-1648)
- [2] BBC NEWS. (2020, May). *Coronavirus: The Origin, Symptoms, Treatment and Prevention COVID-19*. [Online]. Available: <https://www.bbc.com/thai/features-51734255>
- [3] J. P. Cohen, P. Morrison, and L. Dao, "COVID-19 image data collection," arXiv:2003.11597v1, 2020.
- [4] A. Abbas, M. Abdelsamea, and M. Gaber, "Classification of COVID-19 in chest X-ray images using DeTraC deep convolutional neural network," arXiv:2003.13815v2, 2020.
- [5] E. Humphrey and J. Bello, "Rethinking automatic chord recognition with convolution neural networks," in *Proceedings of the 11th International Conference on Machine Learning and Application*, 2012.
- [6] S. Parakkamodom, S. Chaychotchaoen, and P. Vichitvejpaisal, "Artificial intelligence: Friend or enemy?," *Thai Journal of Anesthesiology*, vol. 1, pp. 34–38, 2018 (in Thai).
- [7] T. Tathawee, S. Prasampun, S. Onbua, T. Pinthong, and A. Suwannakom, "Orchid identification based on computer vision analysis," in *Proceedings of the 6th National Science Research Conference*, Thailand, 2014, pp. 47–56 (in Thai).
- [8] B. Tilmann, "The business impact of predictive analytics," in *Knowledge Discovery and Data Mining: Challenges and Realities*, IGI Global, 2007, pp. 114–138.
- [9] R. Kohavi, "A study of crossvalidation and bootstrap for accuracy estimation and model selection," in *Proceedings of the Fourteenth International joint conference on Artificial Intelligence*, Montreal, Canada, 1995, pp. 1137–1143.
- [10] J. Panyavaraporn and P. Horkaew, "Study of PET image classification methods to the preliminary diagnosis of alzheimer's disease," *UBU Engineering Journal*, vol. 1, pp. 93–105, 2018 (in Thai).
- [11] S. Feng, W. Jun, S. Jun, W. Ziyang, W. Qian, T. Zhenyu, H. Kelei, S. Yinghuan, and S. Dinggang, "Review of artificial intelligence techniques in imaging data acquisition, segmentation and diagnosis for COVID-19," *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, Early Access, pp. 1–13, 2020.





- [12] X. Li, C. Li, and D. Zhu, "COVID-mobilexpert: ON-device COVID-19 screening using snapshots of chest X-ray," *arXiv:2004.03042v2*, 2020.
- [13] P. Cheewaparakobkit, "Improving the performance of an image classification with convolutional neural network model by using image augmentations technique," *TNI Journal of Engineering and Technology*, vol. 7, pp. 59–64, 2019 (in Thai).
- [14] J. Sanuksan and O. Surinta, "Deep convolutional neural networks for plant recognition in the natural environment," *J Sci Technol MSU*, vol. 38, pp. 113–124, 2019 (in Thai).
- [15] L. Wang, Z. Q. Lin, and A. Wong, "COVID-net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of COVID-19 cases from chest X-ray images," *arXiv:2003.09871v4*, 2020.
- [16] M. D. Bloice, C. Stocker, and A. Holzinger, "Augmentor: An image augmentation library for machine learning," *The Journal of Open Source Software*, vol. 2, pp. 1–5, 2017.
- [17] N. Hongboonmee and K. Sangtan, "Development application for identify Thai Banknote by voice for blindness via smartphone," *Journal of Information Science and Technology*, vol. 2, pp. 24–34, 2019 (in Thai).
- [18] T. Team. (2020, May). *TensorFlow*. [Online]. Available: <https://www.tensorflow.org/>
- [19] A. Nain, S. Paul, and M. Maynard-Reid. (2020, May). *Keras*. [Online]. Available: <https://keras.io/>
- [20] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," in *Proceedings of the IEEE*, 1998, pp. 2278–2324.
- [21] A. Rosebrock. (2020, January). *Installing Keras with TensorFlow backend*. Available: <https://www.pyimagesearch.com/2016/11/14/installing-keras-with-tensorflow-backend/>