

ผลกระทบของขนาดภาพเอกซเรย์ทรวงอกต่อการเรียนรู้ของเครื่องและประสิทธิภาพของโมเดล การพยากรณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019

เกรียงศักดิ์ โยธากิติ^{1*} ธัญชัย บุญหนัก² ศราวุฒิ เจริญคุณ³

บทคัดย่อ

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพิสูจน์ว่าขนาดที่แตกต่างกันของภาพเอกซเรย์ทรวงอกส่งผลต่อเวลาและประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของเครื่อง กลุ่มตัวอย่างเป็นภาพเอกซเรย์ทรวงอก ซึ่งถูกรวบรวมไว้ในเว็บไซต์ www.kaggle.com จำนวน 15,153 ภาพ โดยภาพทั้งหมดมีขนาด 299x299 พิกเซล ในการทดลองแบ่งออกเป็น 2 แนวทางได้แก่ การลดขนาดของภาพให้มีขนาด 20x20 และ 30x30 พิกเซล และการเพิ่มขนาดของภาพให้มีขนาด 800x800 และ 1,024x1,024 พิกเซล โดยการวิจัยนี้ได้ใช้อัลกอริทึมป่าสุ่ม (Random forest) ในการสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องและวัดประสิทธิภาพ สำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพได้ใช้ตัวชี้วัด 2 ค่าได้แก่ ค่าความถูกต้อง (Accuracy) และระยะเวลาการเรียนรู้ (Execution times) ผลการศึกษาพบว่า ภาพเอกซเรย์ทรวงอกต้นฉบับขนาด 299x299 พิกเซล มีค่าความถูกต้องร้อยละ 86.26 ใช้เวลาเรียนรู้เฉลี่ย 9.17 นาที เมื่อปรับลดขนาดภาพเป็น 20x20, 30x30 พิกเซล มีค่าความถูกต้องเป็นร้อยละ 84.83 และ 85.60 ใช้เวลาเรียนรู้ 5.51 และ 8.09 นาทีตามลำดับ และเมื่อเพิ่มขนาดภาพเป็น 800x800 และ 1,024x1,024 พิกเซล มีค่าความถูกต้องเป็นร้อยละ 86.65 และ 86.70 ใช้เวลาเรียนรู้ 28.56 และ 31.06 นาทีตามลำดับ โดยผลการศึกษาได้พิสูจน์ให้เห็นว่าขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกมีผลทำให้เวลาของการเรียนรู้ของเครื่องและประสิทธิภาพการจำแนกภาพแปรผันตาม

คำสำคัญ: การเรียนรู้ของเครื่อง ภาพเอกซเรย์ทรวงอก โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019

¹ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิทยาศาสตร์ประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏเลย จังหวัดเลย อีเมล: kriengsak@lru.ac.th

² ผู้ช่วยศาสตราจารย์ สาขาวิชาสาธารณสุขศาสตร์ ภาควิชาวิทยาศาสตร์ประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏเลย จังหวัดเลย อีเมล: tanunchai.boon@lru.ac.th

³ ผู้อำนวยการโรงพยาบาลส่งเสริมสุขภาพตำบลโคกหนองแก อำเภอน้ำโสม จังหวัดเลย อีเมล: sarawoot39283@gmail.com

* ผู้นิพนธ์หลัก อีเมล: kriengsak@lru.ac.th

EFFECTS OF CHEST X-RAY IMAGE SIZE ON MACHINE LEARNING PROCESSES AND THE EFFECTIVENESS OF CORONAVIRUS DISEASE 2019 PREDICTION MODELS

Kriengsak Yothapakdee^{1*} Tanunchai Boonnuk² Sarawoot Charoenkhun³

Abstract

This research aimed to demonstrate how the differences in chest X-ray image sizes affect the execution time and efficiency of machine learning processes. The samples consisted of 299x299-pixel 15,153 chest X-ray images obtained from Kaggle.com. The experiment involved two approaches: reducing the image size to 20x20 and 30x30 pixels and increasing the image size to 800x800 and 1,024x1,024 pixels. The Random Forest algorithm was applied to build machine learning models for performance assessment. Two indicators, namely accuracy and execution time, were employed for the efficiency comparison. The findings revealed that the original 299x299 pixel chest X-ray images achieved an accuracy rate of 86.26% with an execution time of 9.17 minutes. For the X-ray images with the reduced sizes of 20x20 pixels and 30x30 pixels, the accuracy rates were 84.83% and 85.60%, and the execution times of 5.51 and 8.09 minutes. Conversely, enlarging the images to 800x800 and 1,024x1,024 pixels resulted in accuracy rates of 86.65% and 86.70%, with execution times of 28.56 and 31.06 minutes, respectively. This study proved that the execution time of machine learning processes and the effectiveness of image classification varied according to the size of chest X-ray images.

Keywords: Machine learning, Chest x-ray, Coronavirus disease

¹ Assistant Professor of Department of Computer Science, Faculty of Science and Technology, Loei Rajabhat University, e-mail: kriengsak@lru.ac.th

² Assistant Professor of Department of Public Health, Faculty of Science and Technology, Loei Rajabhat University, e-mail: tanunchai.boo@lru.ac.th

³ Hospital Director of Khok-Nong-Kae, Sub-district Health Promoting Hospital of Wangsaphung District, Loei, e-mail: sarawoot39283@gmail.com

* Corresponding author, e-mail: kriengsak@lru.ac.th

บทนำ

ภาพถ่ายทางการแพทย์ (Medical imaging) แสดงให้เห็นถึงบทบาทที่สำคัญมาก สำหรับการตรวจวินิจฉัยโรค การติดตามดูแลรักษาพยาบาลผู้ป่วย และการตรวจเพื่อคัดกรองโรคต่าง ๆ ของแพทย์ ทั้งนี้ก็เนื่องจากว่าภาพถ่ายทางการแพทย์มีลักษณะเฉพาะตัวที่สามารถช่วยให้ทั้งแพทย์และพยาบาลเห็นลักษณะโครงสร้างที่ปกติหรือผิดปกติของอวัยวะต่าง ๆ ภายในร่างกาย (Salahuddin et al., 2022) อีกทั้งการดำเนินการเพื่อให้ได้มาซึ่งภาพถ่ายทางการแพทย์นี้ยังสะดวกสามารถดำเนินการได้อย่างรวดเร็วเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการอย่างอื่น และไม่ก่อให้เกิดอาการบาดเจ็บต่อผู้ป่วยหรือผู้รับการตรวจอีกด้วย สำหรับการใช้ประโยชน์จากภาพถ่ายทางการแพทย์ในอดีตนั้น จะเป็นเพียงการใช้สำหรับเป็นกระบวนการหนึ่งของการวินิจฉัยโรคเท่านั้น (Laal, 2013) โดยใช้ร่วมกับการซักประวัติ สอบถามอาการของผู้ป่วย นอกจากนี้เทคโนโลยีการสร้างและแสดงภาพออกมายังไม่ทันสมัย มีความละเอียดของข้อมูลภาพน้อย ความชัดเจนของภาพจึงไม่สามารถระบุการทำงานที่เป็นปกติหรือผิดปกติของอวัยวะภายในร่างกายได้

ต่อมาการพัฒนาของเทคโนโลยีและอุตสาหกรรมต่าง ๆ ได้เกิดขึ้นแบบก้าวกระโดด ส่งผลทำให้เทคโนโลยีการสร้างภาพถ่ายทางการแพทย์มีความเจริญก้าวหน้าไปอย่างรวดเร็ว และถูกนำไปประยุกต์ใช้ในงานด้านต่าง ๆ มากมาย เช่น การประยุกต์ใช้กับกระบวนการตรวจวินิจฉัยโรค การติดตามการแพร่ระบาดของโรคติดเชื้อต่าง ๆ เป็นต้น และโดยเฉพาะเมื่อนำไปประยุกต์ใช้กับงานด้านคอมพิวเตอร์นั้น ได้เกิดการประยุกต์ใช้ภาพถ่ายทางการแพทย์โดยเฉพาะในกลุ่มของภาพเอกซเรย์ (X-ray images) กันอย่างกว้างขวาง เช่น การพัฒนาระบบพยากรณ์โรคมะเร็งปอดแบบอัตโนมัติจากภาพเอกซเรย์ทรวงอกจำนวน 14 ชุดข้อมูลหรือ 112,120 ภาพ ในความละเอียดภาพ 224x224 พิกเซล (Ausawalaithong et al., 2018) การวินิจฉัยโรคหัวใจล้มเหลวจากภาพเอกซเรย์ทรวงอก 952 ภาพด้วยกระบวนการเรียนรู้เชิงลึก (Wang, Lin, & Wong, 2020) และการใช้ภาพเอกซเรย์ทรวงอกในการพัฒนาโมเดล MobileNet เพื่อตรวจหาโรคปอดบวม (Reshan et al., 2023) และในการตรวจหาการติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 ใช้ภาพเอกซเรย์ทรวงอกมากถึง 224,316 ภาพ ความละเอียดของภาพสูงสุด 4,248x3,480 พิกเซล เพื่อใช้ในการเรียนรู้ของเครื่องและการพัฒนาโมเดล (Alghamdi et al., 2021) แต่อย่างไรก็ตาม ในการศึกษาการจำแนกภาพทางการแพทย์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึกเพื่อการวินิจฉัยโรคก่อนนี้ พบว่า ในขั้นตอนของ CapsNet นั้นขนาดของภาพส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทของภาพ (Yadav & Jadhav, 2019)

สถานการณ์ของการแพร่ระบาดของโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 ยังเกิดขึ้นและลุกลามอย่างต่อเนื่อง โดยที่ทุกคนทั่วโลกไม่เว้นกระทั่งแพทย์และพยาบาลที่เป็นผู้ดูแลและรักษาผู้ป่วยจะต้องอยู่ด้วยความเสี่ยงเหล่านี้ มาตรการในการรับมือหรือการยับยั้งการแพร่กระจายของเชื้อไวรัสดังกล่าวทั้งในกลุ่มของประเทศที่พัฒนาแล้ว และประเทศกำลังพัฒนา จำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องมีการและขั้นตอนที่มีประสิทธิภาพในการตรวจวินิจฉัย

และคัดกรองเพื่อระบุตัวผู้ที่ได้รับเชื้อไวรัสอย่างรวดเร็วที่สุด ผ่านระบบและอุปกรณ์เครื่องมือสำหรับการวินิจฉัยโรคที่มีประสิทธิภาพและทันต่อสถานการณ์ สำหรับกระบวนการที่ผ่านมาตรการตรวจคัดกรองและการตรวจวินิจฉัยเพื่อระบุการติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 ถูกดำเนินการทดสอบด้วยตัวเองผ่านชุดตรวจโควิด-19 หรือ Antigen test kit ซึ่งมีขั้นตอนวิธีการตรวจที่รวดเร็วสามารถทราบผลได้ภายใน 15-30 นาที แต่ผลการตรวจอาจจะมีความน่าเชื่อถือน้อย ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับอีกวิธีการตรวจสอบสารคัดหลั่งทางเดินหายใจ หรือ RT-PCR แต่อาจจะต้องรอผลการตรวจประมาณ 24 – 72 ชั่วโมง (Waranusast & Pattanathaburt, 2022)

ดังนั้น การตรวจวินิจฉัยโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 ที่น่าเชื่อถือและเป็นที่ยอมรับกันอย่างแพร่หลายในกลุ่มสถานพยาบาล จึงใช้วิธีการตรวจวินิจฉัยจากการซักถามลักษณะอาการและประวัติการใกล้ชิดผู้ติดเชื้อ ร่วมกับการพิจารณาภาพถ่ายทางการแพทย์ ซึ่งถือได้ว่ามีความสำคัญเป็นอย่างมาก โดยภาพถ่ายทางการแพทย์ที่นิยมใช้มากที่สุดได้แก่ การตรวจวินิจฉัยโรคด้วยเครื่องเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ การตรวจวินิจฉัยโรคด้วยเครื่องอัลตราซาวนด์ (Ultrasound) ที่ปอด และการตรวจวินิจฉัยโรคด้วยการเอกซเรย์ทรวงอก และเมื่อเทียบ 3 วิธีการแล้วพบว่าวิธีการตรวจคัดกรองที่ได้รับความนิยมมากที่สุดคือการเอกซเรย์ทรวงอก (Chest X-ray) เนื่องจากว่าเป็นวิธีการคัดกรองทางคลินิกที่มีต้นทุนต่ำ ใช้ระยะเวลาในการดำเนินการน้อย สะดวกในการใช้งาน ผู้ป่วยได้รับปริมาณรังสีที่ต่ำ (Wang, Lin, & Wong, 2020; Roy et al., 2020; Oh, Park, & Ye, 2020) โดยการจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกเพื่อเป็นการตรวจคัดกรองและระบุการติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 สามารถดำเนินการได้ผ่านการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) สร้างโมเดลเพื่อพยากรณ์การติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 ซึ่งในปัจจุบันได้มีการศึกษาและพัฒนาการอย่างแพร่หลาย เช่น การวิเคราะห์เพื่อที่จะระบุการติดเชื้อไวรัส โคโรนา-2019 จากการใช้ภาพเอกซเรย์ทรวงอกโดยอาศัยเทคนิควิธีการเรียนรู้ของเครื่อง ร่วมกับการวินิจฉัยโรคของแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ (Masadeh et al., 2022) ซึ่งผลของการศึกษาวิจัยสามารถยืนยันความสำเร็จในการพัฒนาโมเดลการระบุการติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 โดยใช้ภาพเอกซเรย์ที่มีความแม่นยำสูงสุด ร้อยละ 97.44

จากความสำคัญของการใช้ภาพถ่ายทางการแพทย์ร่วมกับศาสตร์ทางด้านวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะผู้วิจัยจึงมีความคิดร่วมกันที่จะทำการศึกษาและพิสูจน์ว่าขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกนั้น มีผลต่อประสิทธิภาพของกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง และส่งผลต่อโมเดลการพยากรณ์การติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 โดยใช้ข้อมูลภาพเอกซเรย์ทรวงอกจากฐานข้อมูลออนไลน์ www.kaggle.com ในกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับการพัฒนาโมเดลการพยากรณ์โรค ในท้ายที่สุดจะแสดงผลการเปรียบเทียบผลการศึกษาวิจัย เพื่อพิสูจน์ถึงจำนวนเวลาการเรียนรู้ของเครื่องและประสิทธิภาพการจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอก เพื่อพยากรณ์การติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 ผลของการศึกษาวิจัยที่ทำการปรับขนาดเพิ่มและลดขนาดของภาพเอกซเรย์จะสามารถนำไปสู่การศึกษาและการค้นหาขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่เหมาะสมสำหรับใช้สร้างหรือพัฒนาระบบช่วยตรวจสอบหรือวิเคราะห์การติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 ให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อศึกษาการใช้ภาพเอกซเรย์ทรวงอกในการพยากรณ์การติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019
2. เพื่อพัฒนาโมเดลสำหรับพยากรณ์ผู้ป่วยที่ติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 จากภาพเอกซเรย์ทรวงอก
3. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวโมเดลและเวลาในการเรียนรู้ของเครื่องของภาพเอกซเรย์ทรวงอกในแต่ละขนาดของภาพ

วิธีดำเนินการวิจัย

รูปแบบการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้เป็นการวิจัยเพื่อหาแนวปฏิบัติ (Operation research) โดยแบ่งการดำเนินการออกเป็น 5 ขั้นตอน ได้แก่ การรวบรวมข้อมูลภาพเอกซเรย์ทรวงอก การคัดเลือกชุดข้อมูลภาพเอกซเรย์ทรวงอก การพัฒนาโมเดลและทดสอบประสิทธิภาพ การปรับขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอก และการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ ตามที่แสดงในภาพที่ 1 และในการทดลองคณะผู้วิจัยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์หน่วยประมวลผลกลาง Intel® Core™ i3-4130 3.40 GHz หน่วยความจำหลัก 12.0 GB ระบบปฏิบัติการ Windows 10 Pro

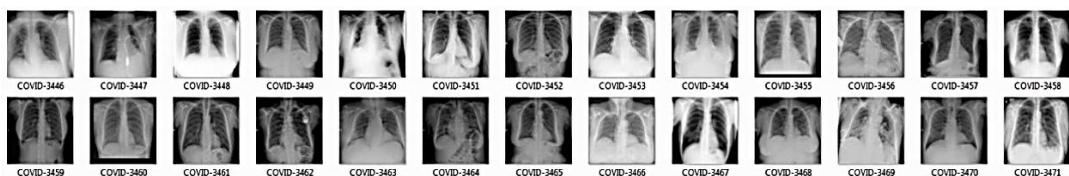


ภาพที่ 1 ขั้นตอนการดำเนินการศึกษาวิจัย

ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ประชากร ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้ประชากรคือชุดข้อมูล (Data set) ภาพเอกซเรย์ทรวงอกในฐานข้อมูลออนไลน์ของเว็บไซต์ www.kaggle.com จำนวน 10 ชุดข้อมูลรวมทั้งสิ้น 20,644 ภาพ

กลุ่มตัวอย่าง เป็นชุดข้อมูล covid19-radiography-database จำนวน 15,153 ภาพ แบ่งเป็นภาพเอกซเรย์ทรวงอกของผู้ป่วยติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 จำนวน 3,616 ภาพ ผู้ป่วยโรคปอดอักเสบจำนวน 1,345 ภาพ และบุคคลทั่วไปจำนวน 10,192 ภาพ โดยทุกภาพมีขนาดของภาพเป็น 299x299 พิกเซลตามตัวอย่างที่แสดงในภาพที่ 2



ภาพที่ 2 ตัวอย่างภาพเอกซเรย์ทรวงอกของผู้ป่วยที่ติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019

ที่มา: [kaggle.com/datasets/tawsifurrahman/covid19-radiography-database](https://www.kaggle.com/datasets/tawsifurrahman/covid19-radiography-database)

เครื่องมือและวิธีการรวบรวมข้อมูล

การรวบรวมข้อมูล

ภาพถ่ายทางการแพทย์ที่นำมาใช้สำหรับศึกษาและวิจัยในครั้งนี้ คณะผู้วิจัยได้กำหนดและมุ่งเน้นที่ภาพเอกซเรย์ทรวงอก (Chest x-ray images) ที่ใช้งานจริงในการวินิจฉัยและรักษาพยาบาลของแพทย์และเจ้าหน้าที่พยาบาลในโรงพยาบาล โดยการรวบรวมข้อมูลภาพเอกซเรย์ทรวงอกจะดำเนินการผ่านทางฐานข้อมูลออนไลน์ ที่มีกลุ่มนักวิจัยทั่วโลกนิยมนำไปใช้เป็นข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง โดยจากการทบทวนวรรณกรรมพบว่า ชุดข้อมูลภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่นิยมนำไปใช้สำหรับการทดสอบ ทดลอง สร้างและพัฒนา ระบบต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับทรวงอกนั้น มักจะเป็นฐานข้อมูล COVID-19 Radiography Database ของ Rahman *et al.* (2022) ยกตัวอย่าง เช่น ในการศึกษาของ Chowdhury *et al.* (2020), Wang *et al.* (2020), Rahman *et al.* (2021), Veena *et al.* (2022) และ Chakraborty *et al.* (2022) ดังนั้น คณะผู้วิจัยจึงได้ดำเนินการลงทะเบียนสมัครเป็นสมาชิกในเว็บไซต์ www.kaggle.com เพื่อศึกษาวิธีการจัดการกับข้อมูลตามสิทธิ์ที่เจ้าของฐานข้อมูลภาพนั้น ๆ ได้อนุญาตไว้ รวมถึงความสามารถในการเข้าถึงข้อมูลภาพและการดาวน์โหลดข้อมูลภาพที่ต้องการตามสิทธิ์ที่เจ้าของฐานข้อมูลอนุญาต

การปรับขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกสำหรับการทดสอบ

ในกระบวนการทดสอบแนวคิดหรือสมมติฐานที่ว่าขนาดของภาพเอกซเรย์ส่งผลต่อกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง ทั้งทางด้านระยะเวลาที่ใช้ในกระบวนการเรียนรู้ และประสิทธิภาพการจำแนกประเภทของภาพเอกซเรย์ทรวงอกของโมเดลที่พัฒนาขึ้นจากกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง โดยที่ขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่เป็นต้นฉบับหรือที่ได้รับจากการดาวน์โหลดจะมีขนาด 299x299 พิกเซล ในการทดสอบจะดำเนินการแปลงภาพเอกซเรย์ทรวงอกในขนาดต่างๆ ได้แก่ คณะผู้วิจัยจะดำเนินการปรับลดขนาดภาพให้มีขนาด 20x20, 30x30 พิกเซล ซึ่งจะทำให้ไฟล์ภาพมีขนาด 1,827 และ 5,393 ไบต์ ตามลำดับ และดำเนินการปรับเพิ่มขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกเป็นขนาด 800x800 และ 1,024x1,024 พิกเซล โดยขนาดของไฟล์ภาพจะเพิ่มเป็น 352,256 และ 624,391 ไบต์ตามลำดับ สำหรับกระบวนการปรับขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกทุกภาพนั้นทางคณะผู้วิจัยได้ดำเนินการแปลงภาพเพื่อลดและเพิ่มขนาดของภาพเหล่านั้นในรูปแบบการขยายภาพออกทั้ง 4 ด้านของภาพ (Stretch) ด้วยโปรแกรมสำเร็จรูป

การทดสอบประสิทธิภาพการเรียนรู้ของเครื่อง

สำหรับกระบวนการดำเนินการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลการพยากรณ์ผู้ป่วยติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 จากภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่ได้รับการพัฒนาขึ้นนี้ ทางคณะผู้วิจัยได้ใช้การพิจารณาเรื่องเวลาในการเรียนรู้ของเครื่อง (Execution times) ร่วมกับคัดเลือกเอาเทคนิควิธีการที่นิยมใช้และเป็นที่ยอมรับกันโดยทั่วไป โดยวิธีการประเมินประสิทธิภาพดังกล่าวมี 4 วิธีการมาตรฐาน ได้แก่การประเมินจากค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึกได้ (Recall) และค่า F1 Score ตามสมการ ซึ่งสามารถศึกษารายละเอียดของสมการได้จาก Al Imran et al. (2018) และ Itoo et al. (2021) ดังต่อไปนี้

สมการคำนวณค่าความถูกต้อง (Accuracy)

$$Accuracy = \frac{True\ Positive + True\ Negative}{True\ Positive + True\ Negative + False\ Positive + False\ Negative} \quad \dots (1)$$

สมการคำนวณค่าความแม่นยำ (Precision หรือ Positive Predictive Value)

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} \quad \dots (2)$$

สมการคำนวณค่าความไว (Sensitivity หรือ Recall)

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} \quad \dots (3)$$

สมการคำนวณหาค่า F_1 - Score

$$F_1 = \left(\frac{\text{recall}^{-1} + \text{precision}^{-1}}{2} \right)^{-1} = 2 \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \dots\dots\dots (4)$$

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการเรียนรู้ของเครื่องและโมเดลการพยากรณ์

การประเมินประสิทธิภาพการเรียนรู้ของเครื่องและโมเดลที่ใช้สำหรับการพยากรณ์การติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 โดยอาศัยการเรียนรู้จากภาพเอกซเรย์ทรวงอกนั้น เพื่อที่จะเป็นการพิสูจน์ว่าขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกได้ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของการเรียนรู้ของเครื่อง และการจำแนกประเภทภาพเอกซเรย์ทรวงอก ที่ใช้ในการพยากรณ์การติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 ผ่านทางภาพเอกซเรย์ทรวงอก ที่ได้รับการพัฒนาขึ้นนี้ โดยทางคณะผู้วิจัยได้ดำเนินการวัดผลจากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการเรียนรู้และโมเดลสำหรับการจำแนกประเภทภาพเอกซเรย์ทรวงอกจากการทดสอบใน 2 ตัวชี้วัด ซึ่งประกอบไปด้วย (1) ระยะเวลา (Execution times) ที่ใช้สำหรับกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง และ(2) ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ในการจำแนกประเภทภาพ โดยที่ค่าของเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ภาพเอกซเรย์ทรวงอกและค่าประสิทธิภาพการพยากรณ์ จะได้รับจากการทดสอบภาพเอกซเรย์ต้นฉบับ ซึ่งค่าของตัวชี้วัดทั้ง 2 ค่านี้จะถูกใช้เป็นข้อมูลหลักในการเปรียบเทียบกับค่าที่วัดได้จากการทดลองการเพิ่มและลดขนาดภาพตามที่นำเสนอแล้วในหัวข้อก่อนนี้

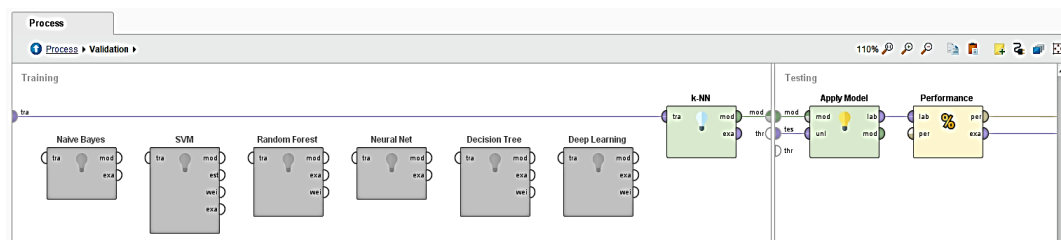
การพิทักษ์สิทธิกลุ่มตัวอย่าง

การศึกษานี้ดำเนินการรับรองจริยธรรมการวิจัยในคน จากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยของมหาวิทยาลัยราชภัฏเลย ตามหมายเลขใบรับรอง : H 009/2566

การวิเคราะห์ข้อมูล

อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง

เทคนิคขั้นตอนวิธีที่นำมาใช้เพื่อการเรียนรู้ของเครื่องในครั้งนี้ คณะผู้วิจัยได้ศึกษาและเทียบเคียงร่วมกับแนวคิดการประเมินประสิทธิภาพวิธีการจำแนกประเภทภาพเอกซเรย์ทางการแพทย์ของ Khatami et al. (2019) โดยประกอบไปด้วยเทคนิค Naïve Bayes, Support Vector Machine, Random Forest, Neural Network, Decision Tree, Deep Learning และเทคนิค K-Nearest Neighbor ซึ่งเทคนิคเหล่านี้จะถูกใช้สำหรับเปรียบเทียบประสิทธิภาพการเรียนรู้ของเครื่องตามที่แสดงในภาพที่ 3 โดยทั้ง 7 อัลกอริทึมจะถูกนำมาเรียนรู้ข้อมูลภาพต้นฉบับเพื่อหาอัลกอริทึมที่ให้ประสิทธิภาพดีที่สุด ซึ่งจะทำการทดสอบอัลกอริทึมละ 5 รอบ การเรียนรู้จากนั้นจะเฉลี่ยค่าประสิทธิภาพที่ได้รับ



ภาพที่ 3 อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับใช้ฝึก (Training) โมเดล

ต่อจากนั้นอัลกอริทึมที่ผ่านการคัดเลือก (โดยพิจารณาจากระยะเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ และค่าประสิทธิภาพของการเรียนรู้จากทดลองของตัวอัลกอริทึม) จะถูกนำไปใช้ในกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องกับภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่ได้รับการปรับเปลี่ยนขนาดของภาพตามข้อหัวต่อไป เพื่อเปรียบเทียบและแสดงให้เห็นถึงผลกระทบที่เกิดขึ้น

ผลการวิจัยและอภิปรายผล

ผลของการวิจัยหรือการพิสูจน์ค่าของระยะเวลาการเรียนรู้ของเครื่อง (Training) และค่าประสิทธิภาพของโมเดลพยากรณ์การติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 ซึ่งได้รับจากการใช้โมเดลที่พัฒนาขึ้นไปจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกเพื่อแยกแยะประเภทภาพจากลักษณะของภาพเอกซเรย์ของผู้ที่มีภาวะติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 โดยภาพเอกซเรย์ทรวงอก ได้รับมาจากการรวบรวมข้อมูลจากฐานข้อมูลแบบออนไลน์ (www.kaggle.com) คณะผู้วิจัยได้นำมาใช้ในกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องผ่านอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องจำนวน 7 อัลกอริทึม ผลของการศึกษาวิจัยได้แสดงผลการเปรียบเทียบระยะเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ของแต่ละอัลกอริทึม และการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลในการพยากรณ์การติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 ดังแสดงในตารางที่ 1 ซึ่งได้แก่ Naïve bayes, Support vector machine, Random forest, Neural network, Decision tree, Deep learning และเทคนิค K-nearest neighbor โดยอัลกอริทึมป่าสุ่ม (Random forest) ได้ค่าความถูกต้องดีที่สุด

ตารางที่ 1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกด้วยอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องในภาพเอกซเรย์ทรวงอก

อัลกอริทึม	เวลาเรียนรู้ (นาท)	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Naïve Bayes	7.30	73.43%	64.09%	59.05%	61.42%
Support Vector Machine	14.02	71.04%	55.10%	52.03%	53.51%
Random Forest	9.17	86.26%	85.00%	77.74%	81.21%
Neural Network	6.47	82.58%	81.31%	76.48%	78.82%

ตารางที่ 1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกด้วยอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องในภาพเอกซเรย์ทรวงอก (ต่อ)

อัลกอริทึม	เวลาเรียนรู้ (นาทีก)	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Decision Tree	6.55	84.14%	80.32%	76.90%	78.57%
Deep Learning	8.07	83.52%	81.16%	73.45%	77.11%
K-Nearest Neighbor	7.04	85.93%	83.09%	78.80%	80.89%

จากตารางที่ 1 เป็นการแสดงระยะเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้และการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลของแต่ละอัลกอริทึมทั้งสิ้น 7 อัลกอริทึม ที่เป็นภาพเอกซเรย์ทรวงอกจากแหล่งข้อมูล โดยที่คณะผู้วิจัยไม่มีการปรับแต่งหรือย่อขยายภาพแต่อย่างใด จำนวน 15,153 ภาพ แต่ละภาพมีขนาดของภาพ 299x299 พิกเซล ผลที่ได้แสดงให้เห็นว่าการเรียนรู้ของเครื่องด้วยอัลกอริทึม Random forest ให้ประสิทธิภาพของการเรียนรู้ได้ค่าที่สูงที่สุด โดยมีค่าความถูกต้องและแม่นยำร้อยละ 86.26 และใช้เวลาในการเรียนรู้ข้อมูลภาพ ด้วยเวลาเฉลี่ย 9.17 นาที

ผลการเรียนรู้ของเครื่องและประสิทธิภาพโมเดลพยากรณ์การติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 (การลดขนาดภาพ)

สำหรับการทดสอบการเรียนรู้ของเครื่องเมื่อดำเนินการปรับลดขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกลงให้มีขนาดของภาพเป็น 20x20 พิกเซล และ 30x30 พิกเซล เพื่อใช้เปรียบเทียบค่าความแตกต่างของระยะเวลาในการเรียนรู้ของเครื่อง และการประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ของโมเดลที่พัฒนาขึ้นมา ผลของการทดสอบพบว่า ค่าความถูกต้องแม่นยำลดลงเป็นร้อยละ 84.83 และ 85.60 สำหรับระยะเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้สามารถทำได้รวดเร็วขึ้นเป็น 5.51 นาที และ 8.09 นาที ตามลำดับ ดังแสดงในตารางที่ 2-3

ตารางที่ 2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกขนาดภาพ 20x20 พิกเซล

อัลกอริทึม	เวลาเรียนรู้ (นาทีก)	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Naïve Bayes	7.21	72.94%	63.73%	61.74%	62.71%
Support Vector Machine	8.26	73.97%	79.17%	50.35%	61.55%
Random Forest	5.51	84.83%	83.64%	74.93%	79.04%
Neural Network	6.12	83.84%	81.12%	74.49%	77.66%

ตารางที่ 2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกขนาดภาพ 20x20 พิกเซล (ต่อ)

อัลกอริทึม	เวลาเรียนรู้ (นาทื)	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Decision Tree	5.32	82.97%	79.13%	74.30%	76.63%
Deep Learning	6.04	82.10%	80.02%	70.17%	74.77%
K-Nearest Neighbor	5.56	82.57%	78.41%	73.96%	76.12%

ตารางที่ 3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกขนาดภาพ 30x30 พิกเซล

อัลกอริทึม	เวลาเรียนรู้ (นาทื)	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Naïve Bayes	7.55	72.33%	63.20%	61.85%	62.52%
Support Vector Machine	15.58	71.70%	56.03%	52.37%	54.14%
Random Forest	8.09	85.60%	84.23%	76.29%	80.06%
Neural Network	8.32	80.14%	75.33%	70.62%	72.89%
Decision Tree	8.57	83.60%	79.90%	75.46%	77.61%
Deep Learning	7.49	81.84%	79.25%	70.08%	74.38%
K-Nearest Neighbor	8.38	83.54%	79.75%	75.49%	77.56%

ผลการเรียนรู้ของเครื่องและประสิทธิภาพโมเดลพยากรณ์การติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 (เพิ่มขนาดภาพ)

ส่วนผลของการทดสอบการเรียนรู้ของเครื่องและการประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ของโมเดล เมื่อดำเนินการปรับเพิ่มขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกให้เป็น 800x800 และ 1,024x1,024 พิกเซล ผลของการทดสอบพบว่า ค่าความถูกต้องแม่นยำเพิ่มขึ้นเป็นร้อยละ 86.65 และ 86.70 ใช้เวลาในการเรียนรู้เป็น 28.56 และ 31.06 นาที ตามลำดับ ดังแสดงในตารางที่ 4-5

ตารางที่ 4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกขนาดภาพ 800x800 พิกเซล

อัลกอริทึม	เวลาเรียนรู้ (นาทื)	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Naïve Bayes	27.58	72.50%	64.36%	64.25%	64.30%
Support Vector Machine	29.49	74.24%	75.89%	51.03%	61.03%
Random Forest	28.56	86.65%	85.66%	78.32%	81.82%

ตารางที่ 4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกขนาดภาพ 800x800 พิกเซล (ต่อ)

อัลกอริทึม	เวลาเรียนรู้ (นาทื)	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Neural Network	27.34	85.17%	82.39%	77.38%	79.80%
Decision Tree	29.13	85.07%	82.18%	77.29%	79.66%
Deep Learning	28.00	81.84%	79.15%	70.21%	74.41%
K-Nearest Neighbor	28.44	84.71%	81.38%	77.23%	79.25%

ตารางที่ 5 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกขนาดภาพ 1024x1024 พิกเซล

อัลกอริทึม	เวลาเรียนรู้ (นาทื)	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Naïve Bayes	45.33	72.48%	64.34%	64.23%	64.28%
Support Vector Machine	37.23	47.16%	44.52%	48.69%	46.51%
Random Forest	31.06	86.70%	57.01%	78.23%	65.96%
Neural Network	43.52	85.09%	82.11%	77.47%	79.72%
Decision Tree	43.09	85.39%	82.90%	77.37%	80.04%
Deep Learning	30.06	54.47%	52.32%	62.79%	57.08%
K-Nearest Neighbor	30.08	48.32%	75.28%	77.12%	76.19%

สรุป

จากการศึกษาผลกระทบของขนาดภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่มีต่อกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องและประสิทธิภาพการพยากรณ์การติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 ของโมเดลที่ได้รับการพัฒนาขึ้นนั้น ได้แสดงผลให้เห็นแล้วว่า ขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่แตกต่างกัน ได้ส่งผลกระทบต่อกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องอย่างชัดเจน คือเมื่อทำการลดขนาดของภาพเอกซเรย์ลงผลการเรียนรู้ของเครื่องจะใช้เวลาในการเรียนรู้ที่น้อยลง แต่ประสิทธิภาพด้านความถูกต้องในการพยากรณ์ของโมเดลเพื่อจำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกก็จะลดลงด้วย และในกรณีที่เพิ่มขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกให้มีความละเอียดสูงขึ้น ขนาดใหญ่ขึ้น การเรียนรู้ของเครื่องจะใช้เวลาในการเรียนรู้ของเครื่องที่เพิ่มขึ้น เช่นเดียวกับประสิทธิภาพของโมเดลก็จะเพิ่มขึ้นเช่นกันอย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งผลของการศึกษาดังกล่าวนี้นี้ ได้สอดคล้องกับผลการศึกษาวิจัยของ Thambawita et al. (2021) ที่ได้ศึกษาเกี่ยวกับความละเอียด (Resolution) ของภาพระบบทางเดินอาหารที่ได้รับการส่องกล้อง ที่ไปส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพด้านความถูกต้องในการจำแนกประเภทภาพระบบทางเดินอาหาร ด้วยการเรียนรู้ของเครื่องผ่านอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ โดยในรายงานผลการศึกษา พบว่า ความละเอียด

ของภาพระบบทางเดินอาหารที่มีขนาดที่ต่างกันนั้น มีผลกระทบอย่างชัดเจนต่อประสิทธิภาพด้านความถูกต้องในการจำแนกภาพระบบทางเดินอาหาร

สำหรับการใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องในการพัฒนาโมเดลสำหรับการเรียนรู้ในการศึกษาวิจัยนี้มีทั้งหมด 7 อัลกอริทึม ซึ่งผลที่ได้จากการทดลองผ่านโมเดลที่พัฒนามาจากอัลกอริทึมต่างๆ นั้น พบว่าระยะเวลาในการเรียนรู้ (Training) และการประเมินประสิทธิภาพของการพยากรณ์ (Accuracy) ได้แปรผันไปตามขนาดของภาพตามที่ได้แสดงในตารางที่ 1 – 5 ผลการทดลองในครั้งนี้อัลกอริทึมที่ใช้เวลาในการเรียนรู้ของเครื่องน้อย และได้โมเดลการพยากรณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 มีประสิทธิภาพดีที่สุดคืออัลกอริทึมป่าสุ่มโดยเมื่อปรับลดขนาดภาพเป็น 20x20 พิกเซล ได้รับความถูกต้องร้อยละ 84.83 ใช้เวลาเรียนรู้ 5.51 นาที และเมื่อขยายขนาดภาพเอกซเรย์ทรวงอกเป็น 1,024x1,024 พิกเซล ได้รับความถูกต้องร้อยละ 86.70 ใช้เวลาในการเรียนรู้ 31.06 นาที ซึ่งสอดคล้องกับผลการศึกษาของ Wollek et al. (2023) ที่รายงานว่าภาพเอกซเรย์ทรวงอกขนาด 1,024x1,024 พิกเซล ให้ค่าประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทภาพดีที่สุด

ผลการศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่จะใช้สร้างโมเดลเพื่อนำไปใช้จำแนกภาพเอกซเรย์ทรวงอกในกระบวนการวินิจฉัยโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 ซึ่งจะถูกใช้เป็นส่วนหนึ่งเพื่อช่วยแพทย์ผู้รักษาวินิจฉัยในการวิเคราะห์เบื้องต้น โดยภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่มีขนาดใหญ่มีความละเอียดสูงนั้นในการจำแนกจะมีความถูกต้องที่สูง แต่ระยะเวลาของการเรียนรู้ของเครื่องจะเพิ่มขึ้น และในทางตรงกันข้ามหากขนาดและความละเอียดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกมีขนาดเล็กหรือมีความละเอียดต่ำ กระบวนการเรียนรู้จะใช้เวลาน้อยทำให้มีความรวดเร็วในการเรียนรู้ แต่ประสิทธิภาพการจำแนกภาพจะมีความถูกต้องที่ลดลงเช่นกัน

ข้อเสนอแนะ

ข้อเสนอแนะการนำผลการวิจัยไปใช้

จากผลการศึกษานี้แสดงให้เห็นแล้วว่าขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่นำมาใช้สร้างโมเดลหรือแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องในการจำแนกประเภทของภาพเอกซเรย์ทรวงอก เพื่อใช้เป็นระบบช่วยเหลือในกระบวนการวินิจฉัยการติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 นั้น จะส่งผลกระทบต่อระยะเวลาในการเรียนรู้ของเครื่องและประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทของภาพ ดังนั้น หากจะดำเนินการพัฒนาหรือสร้างระบบใด ๆ ผู้พัฒนาควรที่จะต้องคำนึงถึงความเหมาะสมทางด้านขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่จะนำไปใช้ รวมทั้งประสิทธิภาพที่จะเกิดขึ้นเมื่อระบบที่ได้รับการออกแบบและพัฒนาขึ้น ได้ถูกนำไปใช้สนับสนุนในระบบงานที่ดำเนินการอยู่ หรือที่จะพัฒนาต่อไปในอนาคต

ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยครั้งต่อไป

1. เปลี่ยนชุดข้อมูลภาพเอกซเรย์ทรวงอกเป็นชุดข้อมูลของผู้ป่วยหรือประชากรไทย เพื่อให้การนำไปใช้ประโยชน์เกิดขึ้นเต็มประสิทธิภาพ
2. เพิ่มเป้าหมายการศึกษาคือเป็นการหาขนาดของภาพเอกซเรย์ทรวงอกที่เหมาะสมสำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อสนับสนุนการพัฒนากระบวนการวินิจฉัยโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา-2019 ให้มีความถูกต้องแม่นยำเพิ่มขึ้น

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณคำแนะนำทางด้านการแพทย์จากบุคลากรทางการแพทย์ของโรงพยาบาลส่งเสริมสุขภาพตำบลโคกหนองแก อำเภอสหัสขันธ์ จังหวัดเลย รวมทั้งข้อเสนอแนะจากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในคน มหาวิทยาลัยราชภัฏเลย ขอขอบคุณข้อมูลภาพเอกซเรย์ทรวงอกซึ่งได้รับจากการรวบรวมอย่างเป็นมาตรฐานจาก

เว็บไซต์ www.kaggle.com ซึ่งถูกใช้เป็นข้อมูลหลักในการทดลองและการศึกษาวิจัยนี้ และในท้ายที่สุดขอขอบคุณกองทุนสนับสนุนการวิจัยมหาวิทยาลัยราชภัฏเลย ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2566 บริหารจัดการโดยคณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีที่ให้การสนับสนุนทุนการศึกษานี้

เอกสารอ้างอิง

- Alghamdi, H. S., Amoudi, G., Elhag, S., Saeedi, K., & Nasser, J. (2021). Deep learning approaches for detecting COVID-19 from chest X-ray images: A survey. *IEEE Access*, 9, 20235-20254.
- Al Imran, A., Amin, M. N., & Johora, F. T. (2018). **Classification of chronic kidney disease using logistic regression, feedforward neural network and wide & deep learning.** Paper presented at the 2018 International Conference on Innovation in Engineering and Technology (ICIET).
- Ausawalaithong, W., Thirach, A., Marukatat, S., & Wilaiprasitporn, T. (2018). **Automatic Lung Cancer Prediction from Chest X-ray Images Using the Deep Learning Approach.** Paper presented at the 2018 11th Biomedical Engineering International Conference (BMEICON).
- Chakraborty, S., Paul, S., & Hasan, K. A. (2022). A transfer learning-based approach with deep cnn for covid-19-and pneumonia-affected chest x-ray image classification. *SN Computer Science*, 3, 1-10.
- Chowdhury, M. E., Rahman, T., Khandakar, A., Mazhar, R., Kadir, M. A., Mahbub, Z. B., . . . Al Emadi, N. (2020). Can AI help in screening viral and COVID-19 pneumonia? *IEEE Access*, 8, 132665-132676.
- Ito, F., Meenakshi, & Singh, S. (2021). Comparison and analysis of logistic regression, Naïve Bayes and KNN machine learning algorithms for credit card fraud detection. *International Journal of Information Technology*, 13(4), 1503-1511.
- Khatami, A., Araghi, S., and Babaei, T. (2019). Evaluating the performance of different classification methods on medical X-ray images. *SN Applied Sciences*, 1(10), 1-7.
- Laal, M. (2013). Innovation process in medical imaging. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 81, 60-64.
- Masadeh, M., Masadeh, A., Alshorman, O., Khasawneh, F. H., & Masadeh, M. A. (2022). An efficient machine learning-based COVID-19 identification utilizing chest X-ray images. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 11(1), 356.
- Oh, Y., Park, S., & Ye, J. C. (2020). Deep learning COVID-19 features on CXR using limited training data sets. *IEEE transactions on medical imaging*, 39(8), 2688-2700.
- Rahman, T., Khandakar, A., Qiblawey, Y., Tahir, A., Kiranyaz, S., Kashem, S. B. A., . . . Khan, M. S. (2021). Exploring the effect of image enhancement techniques on COVID-19 detection using chest X-ray images. *Computers in biology and medicine*, 132, 104319.

- Rahman, T., Chowdhur, M., and Khandakar, A. (2022). **COVID-19 Radiography Database**. Retrieved from <https://www.kaggle.com/datasets/tawsifurrahman/covid19-radiography-database>
- Reshan, M. S. A., Gill, K. S., Anand, V., Gupta, S., Alshahrani, H., Sulaiman, A., & Shaikh, A. (2023). Detection of Pneumonia from Chest X-ray Images Utilizing MobileNet Model. **Healthcare**, 11(11), 1561.
- Roy, S., Menapace, W., Oei, S., Luijten, B., Fini, E., Saltori, C., . . . Sentelli, A. (2020). Deep learning for classification and localization of COVID-19 markers in point-of-care lung ultrasound. **IEEE transactions on medical imaging**, 39(8), 2676-2687.
- Salahuddin, Z., Woodruff, H. C., Chatterjee, A., & Lambin, P. (2022). Transparency of deep neural networks for medical image analysis: A review of interpretability methods. **Computers in biology and medicine**, 140, 105111.
- Thambawita, V., Strümke, I., Hicks, S. A., Halvorsen, P., Parasa, S., & Riegler, M. A. (2021). Impact of image resolution on deep learning performance in endoscopy image classification: An experimental study using a large dataset of endoscopic images. **Diagnostics**, 11(12), 2183.
- Veena, H., Sreeja, A. N., Reddy, K. H., Hasmitha, V., & Lavanya, R. (2022). **Multiclass Deep Model for Diagnosis of COVID-19 using Chest X-ray**. Paper presented at the 2022 6th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI).
- Wang, L., Lin, Z. Q., & Wong, A. (2020). Covid-net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of covid-19 cases from chest x-ray images. **Scientific reports**, 10(1), 1-12.
- Wang, S., Zha, Y., Li, W., Wu, Q., Li, X., Niu, M., . . . Yu, H. (2020). A fully automatic deep learning system for COVID-19 diagnostic and prognostic analysis. **European Respiratory Journal**, 56(2).
- Waranusast, R., & Pattanathaburt, P. (2022). **The Development of Mobile Application for Assisting COVID-19 Antigen Test Kit Results Reading**. Paper presented at the 2022 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC).
- Wollek, A., Hyska, S., Sabel, B., Ingrisch, M., & Lasser, T. (2023). Exploring the Impact of Image Resolution on Chest X-ray Classification Performance. **arXiv preprint arXiv:2306.06051**.
- Yadav, S. S., & Jadhav, S. M. (2019). Deep convolutional neural network based medical image classification for disease diagnosis. **Journal of Big data**, 6(1), 1-18.