

การตรวจหา COVID-19 โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกกับภาพซีทีสแกน

ตริรัตน์ เมตต์การุณจิต^{1*} เกียรติภูมิ เจริญพจน์วณะ²

^{1*}สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น, กรุงเทพฯ, ประเทศไทย

²บริษัทอาทอริจำกัด, กรุงเทพฯ, ประเทศไทย

*ผู้พิมพ์ประสานงาน อีเมล : triratana@tni.ac.th

รับต้นฉบับ: 13 พฤศจิกายน 2563; รับบทความฉบับแก้ไข: 1 ธันวาคม 2563; ตอบรับบทความ: 15 ธันวาคม 2563

เผยแพร่ออนไลน์: 25 ธันวาคม 2563

บทคัดย่อ

การตรวจหาผู้ที่คาดว่าจะเป็ น “ไวรัสโคโรนาสายพันธุ์ใหม่” หรือ COVID-19 นั้นมีความต้องการเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ อย่างมาก เนื่องจากการแพร่ระบาดของยั งคงดำเนินอยู่ต่อเนื่องและรุนแรงในหลายประเทศ การตรวจคัดกรองโรคที่นิยมใช้โดยทั่วไปคือการตรวจสารพันธุกรรมของไวรัส โดยใช้วิธีการทดสอบแบบ ปฏิกริยาลูกโซ่พอลิเมอร์แบบย้อนกลับ (reverse transcription - polymerase chain reaction : RT-PCR) ไม่นานมานี้ได้เริ่มมีการวินิจฉัยโรค COVID-19 ด้วยภาพรังสีเอกซ์ทรวงอก (chest X-rays) เป็นวิธีที่ง่ายกว่า และมีความสำคัญในสถานการณ์แบบนี้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งการนำมาใช้ร่วมกับการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning) ที่มีการรู้จำและจำแนกภาพ โดยสามารถตรวจจับความผิดปกติของเนื้อเยื่อปอด (lung parenchyma) ที่เป็นลายเซ็นเฉพาะของไวรัส COVID-19 ได้อย่างมีประสิทธิภาพและรวดเร็ว บทความนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ใช้ หน้ากากแยกบริเวณคอนโวลูชันโครงข่ายประสาทเทียม (mask region-based convolutional neural networks : Mask RCNN) แยกส่วนบริเวณเนื้อเยื่อที่ได้รับผลกระทบจากไวรัส จากภาพถ่ายรังสีส่วนตัดอาศัยคอมพิวเตอร์ (computed tomography : CT) ทรวงอก การทำนายบริเวณเนื้อเยื่อปอดที่ได้รับความเสียหาย จะช่วยให้แพทย์จำแนกสภาพของผู้ป่วยได้ว่ามีอาการ "ไม่รุนแรง" หรือ "น่ากลัว" ได้ง่ายขึ้น จากผลการทดสอบแบบจำลองที่ประมวลผลบนกูเกิ้ลคลาวด์แพลตฟอร์ม (google cloud platform) แบบจำลองนี้ได้คะแนน F1 เท่ากับ 89% และมีค่าเฉลี่ยความเร็วในการอนุมานอยู่ที่ 9.71 วินาที

คำสำคัญ : ไวรัสโคโรนา 2019 การเรียนรู้เชิงลึก การแบ่งส่วนภาพ ส่วนตัดอาศัยคอมพิวเตอร์ ทรวงอก

Detection of COVID-19 using Deep Learning with CT Scan Images

Triratana Metkarunchit^{1*} Kiarttipum Charoenpojvajara²

¹*Faculty of Information Technology, Thai-Nichi Institute of Technology, Bangkok, Thailand*

²*Atory Company Limited, Bangkok, Thailand*

*Corresponding Author. E-mail address: triratana@tni.ac.th

Received: 13 November 2020; Revised: 1 December 2020; Accepted: 15 December 2020

Published online: 25 December 2020

Abstract

The demand of testing the potential infected patient of “new corona virus” or COVID-19 has been enormously increased as the virus is still continuously and immensely spread in many countries. The popular method of testing is to analyze the genetic material of the virus with reverse transcription - polymerase chain reaction (RT-PCR). Recently, the chest x-rays have been introduced to diagnose the infection as it is considered to be easier and crucial method in this circumstance, especially when combine with a deep learning that can recognize and detect the abnormality of lung parenchyma, in which considered to be the signature of COVID-19 effectively. The purpose of this article is to adapt the mask region-based convolutional neural networks (Mask RCNN) to segment the regions that had been affected by the virus by using computed tomography (CT) scan on the chest. The prediction of the tissues regions that have been damaged will help the medical team to classify if the patients are in ‘mild’ or ‘danger’ situation easier. From the model test result processed on google cloud platform, this model F1 scores equivalent to 89% and has the average of speed inference at 9.71 second.

Keywords: coronavirus 2019, deep learning, image segmentation, chest computed tomography.

1) บทนำ

ไวรัสโคโรนาสายพันธุ์ใหม่หรือโควิด - 19 (COVID-19) ระบาดทั่วโลกอย่างรวดเร็ว โดยแพร่เชื้อไปแล้วมากกว่า 50 ล้านคน [1] ไวรัสดังกล่าวได้รับการประกาศว่าเป็นโรคระบาดในเดือนมีนาคม 2020 โดยองค์การอนามัยโลก (World Health Organization : WHO) เนื่องจากอัตราการแพร่เชื้อที่รวดเร็วของผู้คนทั่วโลก ทำให้โลกหยุดนิ่ง และส่งผลกระทบต่ออย่างมีนัยสำคัญต่อชีวิตประจำวันสุขภาพของประชาชน รวมถึงกิจกรรมทางเศรษฐกิจ สังคมและการค้าโลก ปัจจุบันยังไม่มีวิธีการรักษาที่มีประสิทธิภาพ ดังนั้นสิ่งสำคัญคือความจำเป็นเร่งด่วนในการตรวจหาผู้ที่ติดเชื้อไวรัสให้เร็วที่สุด และรักษาผู้ป่วยทันที เพื่อชะลอการแพร่กระจายโรคระบาดร้ายแรงนี้

การเพิ่มพูนความรู้ที่เกี่ยวข้องกับ COVID-19 ที่ได้จากทั่วโลกเป็นสิ่งสำคัญ เพื่อที่จะให้เข้าใจถึง กลไกการติดเชื้อ และรูปแบบการกระจายของเชื้อเอื้อปอดที่เสียหาย ไม่เพียงแต่เพื่อการตรวจหาหรือการวินิจฉัยโรค แต่ยังเพื่อสนับสนุนการออกแบบหาวิธีการบำบัดรักษาได้อีกด้วย ทั้งนี้ผู้เชี่ยวชาญทางการแพทย์ นักไวรัสวิทยา นักชีววิทยา นักวิจัยด้านปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence : AI) และนักวิจัยทางวิชาการจากทั่วโลก กำลังร่วมกันหาวิธีการรักษาไวรัสชนิดนี้ การทดลองทางคลินิกสำหรับวัคซีนต่าง ๆ และการเฝ้าระวังรักษาทางคลินิกก็กำลังดำเนินการอยู่

สิ่งที่ดำเนินการควบคู่ไปกับความพยายามทั้งหมดนั้น คือการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ จำลองวิธีการพื้นฐานทางการแพทย์ร่วมกับภาพถ่ายรังสีเอกซ์ (X-Ray) ปอด และภาพส่วนตัดต่อด้วยคอมพิวเตอร์ (computed tomography : CT) หรือที่เรียกว่า ซีทีสแกน พร้อมกับวิธีทางคลินิกพยาธิวิทยา และพารามิเตอร์จีโนม มีความจำเป็นที่จะต้องพัฒนาทดสอบ และนำมาปรับใช้เป็นชุดเครื่องมือเสริมทางคลินิกและชีววิทยา เพื่อการวินิจฉัยเพิ่มเติม ทั้งนี้แอปพลิเคชันและเครื่องมือดังกล่าว จะช่วยแพทย์ในการประเมินและคัดแยกผู้ป่วย รวมถึงการสอบสวนทางคลินิกและการวินิจฉัยโรคได้ด้วย

ไม่นานมานี้งานวิจัย [2]-[3] ได้ใช้เทคนิคการถ่ายภาพทางรังสีวิทยา ทำให้เห็นถึงคุณลักษณะและจุดเด่นเกี่ยวกับไวรัสโคโรนา COVID-19 ที่มีผลกระทบกับเนื้อเยื่อปอดในภาพ ทั้งนี้การประยุกต์ใช้อัลกอริทึมและเทคนิค AI ขั้นสูง ควบคู่ไปกับภาพถ่ายรังสีได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในการตรวจจับผู้ติดเชื้อไวรัส ที่สามารถตรวจสอบได้อย่างแม่นยำ นอกจากนี้เทคโนโลยี

AI นั้นมีศักยภาพในการแก้ปัญหาด้านบุคลากรทางการแพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญที่มีไม่เพียงพอ โดยเฉพาะในพื้นที่ห่างไกลและพื้นที่ขาดแคลนบุคลากรทางการแพทย์ได้ [4]

ไวรัส COVID-19 ที่แพร่กระจายไปยัง 216 ประเทศทั่วโลก ทำให้ให้รัฐบาลประเทศต่าง ๆ ได้ใช้มาตรการต่าง ๆ เพื่อป้องกันการแพร่ระบาดของไวรัสชนิดนี้ เช่น เคอร์ฟิวส์ ปิดเมือง ปิดประเทศ (lock-downs) และมาตรการเว้นระยะห่างทางกายภาพกับบุคคลอื่น ๆ ในสังคม (social distancing) ในตอนนี้วิธีการเดียวที่จะต่อสู้กับไวรัสชนิดนี้ คือการคัดกรองผู้ที่มีไข้และแสดงอาการของ COVID-19 ออกมาในขั้นต้น โดยจะถูกแยกตัวออกเพื่อป้องกันการแพร่กระจายของไวรัส วิธีการคัดกรองที่ทั่วโลกนิยมใช้ในการทดสอบหาผู้ติดเชื้อไวรัสชนิดนี้คือ ปฏิกริยาลูกโซ่พอลิเมอเรสแบบย้อนกลับ (reverse transcription - polymerase chain reaction : RT-PCR) โดยตรวจหาไวรัส COVID-19 จากตัวอย่างในระบบทางเดินหายใจมนุษย์ โดยทั่วไปแล้วตามมาตรฐานในปัจจุบัน จะใช้เวลาในการตรวจหาประมาณ 20 นาที แต่ก็ยังมีข้อจำกัดกับจำนวนการทดสอบภายในช่วงเวลา 24 ชั่วโมง

เมื่อเร็ว ๆ นี้ มีการศึกษาวิจัย [5] พบว่าผู้ป่วยที่ได้รับการวินิจฉัยว่าเป็น COVID-19 และรักษาหายแล้ว ก่อนออกจากโรงพยาบาลได้ซีทีสแกนบริเวณทรวงอก พบว่า 94 เปอร์เซ็นต์ มีความผิดปกติของปอดเล็กน้อยอย่างมีนัยสำคัญ จึงจำเป็นต้องติดตามผู้ป่วยเพื่อป้องกัน หรือชะลอการแพร่กระจายของเชื้อ นอกจากนี้ยังได้ติดตามผู้ป่วยในระยะยาว เพื่อวิเคราะห์ผลการตรวจภาพซีทีสแกน แบบต่อเนื่อง ในช่วงเวลา 16 มกราคมถึง 17 กุมภาพันธ์ 2563 กับผู้ป่วยที่ติดเชื้อปอดอักเสบ COVID-19 ได้รับการลงทะเบียนและติดตามผล โดยนักรังสีวิทยาได้ตรวจสอบภาพ ซีทีสแกน 366 ภาพ เพื่อวิเคราะห์หาคุณลักษณะที่เปลี่ยนแปลงชั่วคราว และพบว่ามีความผิดปกติปรากฏขึ้น ในภาพซีทีสแกน และได้ขยายขอบเขตไปอย่างรวดเร็ว หลังจากเริ่มมีอาการป่วย โดยมีจุดสูงสุดในช่วงวันที่ 6-11 ทั้งนี้รูปแบบของอาการความผิดปกติที่โดดเด่นคือ มีรอยทึบแบบกระจกฝ้า (ground-glass opacity : GGO) บริเวณปอด จากผลซีทีสแกนพบว่าผู้ป่วยมากถึง 62 เปอร์เซ็นต์ แสดงอาการและปรากฏ GGO ภายใน 5 วันหลังจากเริ่มมีอาการป่วย

การประเมินด้วยภาพรังสีช่วยให้ผลลัพธ์เร็วขึ้น ที่ช่วยเสริมการทดสอบแบบ RT-PCR ได้อย่างดี อย่างไรก็ตามในหลายประเทศที่กำลังพัฒนา ยังขาดความพร้อมด้านของแพทย์

ผู้เชี่ยวชาญที่สามารถตีความภาพรังสีได้ ถึงแม้ว่า RT-PCR จะเป็นการตรวจมาตรฐานสูงสุด (gold standard) ของโรค COVID-19 อย่างไรก็ตามยังมีข้อกังวลเกี่ยวกับ อัตราการตรวจไม่พบเชื้อที่ผิดพลาด หรืออัตราผลลบเท็จ (false negative rate) มีค่าสูง [6] ฉะนั้นวิธีที่ดีในการคัดกรองโรคนี้ จะต้องอาศัยการทดสอบในหลายรูปแบบประกอบกัน เพื่อให้ได้ผลที่แม่นยำที่สุด อย่างไรก็ตามงานวิจัยล่าสุด [5] รายงานว่าผู้ป่วยจำนวนมาก มีรอยทึบแบบกระจกฝ้า GGO โดยมีการวินิจฉัยผู้ป่วยจำนวน 1,014 ราย กับภาพซีทีสแกนทรวงอก พบว่ามีความแม่นยำ (accuracy) ประมาณ 68% และความไว (sensitivity) หรืออัตราผลบวกจริง (true positive rate) สำหรับภาวะนั้น ๆ อยู่ที่ 97% นอกจากนี้ยังวิจัยใน [7] ได้ศึกษาผู้ป่วยจำนวน 1,099 ราย พบว่า 86% ของผู้ป่วยปรากฏ GGO เล็ก ๆ กระจายตัวในบริเวณนั้น ๆ โดยมีผู้ป่วยเพียง 2.9% เท่านั้น ที่ไม่แสดงอาการเหล่านี้

การนำเทคโนโลยี AI มาช่วยปรับปรุงความแม่นยำของการตรวจหา COVID-19 จากภาพซีทีสแกนทรวงอก มีเหตุผลที่สำคัญ 3 อย่าง ข้อแรกคือ AI สามารถกำจัดความผิดพลาดของมนุษย์ (human error) ได้ ข้อที่สองคือ AI ช่วยลดปัญหาจำนวนบุคลากรทางการแพทย์ที่ไม่เพียงพอ เนื่องจาก AI เป็นเครื่องมือที่สามารถวินิจฉัยได้ด้วยตนเอง และข้อสุดท้ายคือ เครื่องมือ AI สามารถเป็นผู้ช่วยติดตามอาการผู้ป่วย COVID-19 หลังการรักษาได้

ปัจจุบันมีหลายงานวิจัยที่ มีการตรวจหาไวรัสโคโรนาสายพันธุ์ใหม่ด้วยภาพสแกน CT ร่วมกับการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning) ดังเช่นงานวิจัยใน [7] ได้ศึกษาภาพซีทีสแกนของ ผู้ป่วยจำนวน 618 ราย โดย 35% เป็นผู้ป่วย COVID-19 36% เป็นผู้ป่วยโรค ปอดอักเสบจากเชื้อไวรัสไข้หวัดใหญ่สายพันธุ์เอ (Influenza-A-viral-pneumonia) และ 28% เป็นผู้ป่วยที่มีสุขภาพดี ภาพซีทีสแกนได้รับการอธิบายและระบุอาการของแต่ละโรค โดยนักรังสีวิทยาผู้เชี่ยวชาญ และป้อนเข้าสู่โมเดล คอนโวลูชันโครงข่ายประสาทเทียม (convolutional neural networks : CNN) แบบสามมิติ หรือ 3D-CNN ที่เป็นโครงข่าย ResNet18 แบบธรรมดา ที่อินพุตและเอาต์พุตเป็นแบบราบ และมีการเชื่อมต่อกันของแต่ละชั้นอย่างสมบูรณ์ (fully connected layer : FCN) โดยข้อมูลอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องกับตำแหน่งของอาการที่ปรากฏขึ้น ได้ถูกป้อนเข้าไปยังโหนด ที่เข้าไปจนถึงฟังก์ชัน softmax ในชั้นสุดท้าย เพื่อทำนายว่าภาพซีทีสแกนนั้น จัดอยู่ใน

ประเภทของอาการในคลาสใด จากตัวอย่างที่ทดสอบนั้น พบว่าผลลัพธ์ที่ได้มีความแม่นยำประมาณ 86.7%

อีกงานวิจัยที่ได้เผยแพร่เมื่อเร็ว ๆ นี้ [8] ได้ศึกษาวิธีการประเมินที่สำคัญสำหรับการตรวจหา COVID-19 แบบอัตโนมัติ จากภาพรังสีเอกซ์ (X-Ray) แบบอัตโนมัติ โดยการจัดการไบแอส (bias) ออกจากโปรโตคอลสำหรับการทดสอบ COVID-19 ที่มีอยู่ตามปกติ ที่เกี่ยวข้องกับ การจัดการกับภาพรังสีเอกซ์ ในส่วนที่ได้รับผลกระทบของ COVID-19 เพื่อปรับปรุงรูปแบบการเรียนรู้ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

อีกงานวิจัยใน [9] ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมของสถาปัตยกรรม VB-Net มาฝึกฝน ภาพซีทีสแกนสามมิติ ของผู้ป่วย COVID-19 ทั้งหมด 249 ครั้ง และใช้วิธีที่มีมนุษย์มาปฏิสัมพันธ์กับกระบวนการ (human-in-the-loop : HITL) แบบใหม่ ช่วยการเรียนรู้ของแบบจำลอง เพื่อให้ได้ความถูกต้องที่สูงขึ้น โดยส่วนหนึ่งในกระบวนการฝึกฝน ได้ใช้ขั้นกรังสีวิทยาที่เชี่ยวชาญระบุอาการ และจากนั้นส่งผลลัพธ์เข้าไปในแอปพลิเคชัน VB-Net เพื่อฝึกฝน เมื่อได้ผลลัพธ์เป็นการคาดการณ์บริเวณของภาพซีทีสแกน ที่ได้รับผลกระทบจาก COVID-19 หลังจากนั้นนักรังสีวิทยาก็จะมาปรับแก้ให้ผลลัพธ์ในคำอธิบายประกอบ (annotations) ให้ถูกต้องมากขึ้น และป้อนภาพเข้าไปในโครงข่ายใหม่อีกครั้ง เพื่อให้การคาดการณ์ส่วนคำอธิบายประกอบที่ดีขึ้น จากผลการทดสอบภาพซีทีสแกนของผู้ป่วย COVID-19 จำนวน 300 ภาพ ได้ผลลัพธ์มีค่าสัมประสิทธิ์ดัชนีความเหมือน (dice similarity coefficient) $91.6\% \pm 10.0\%$ ระหว่างแบบอัตโนมัติและแบบด้วยตนเอง

บทความนี้นำเสนอวิธีการตรวจหา COVID-19 และผลกระทบที่เกิดขึ้นที่ปอด จากการใช้ภาพซีทีสแกนทรวงอก ร่วมกับแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก สำหรับการตรวจหาวัตถุแบบหน้าฉากแยกบริเวณคอนโวลูชันโครงข่ายประสาทเทียม (mask region-based convolutional neural networks : Mask RCNN) [10]-[11] บนแกนหลักโครงข่าย ResNet101 ซึ่งจะแสดงให้เห็นถึงตำแหน่งและบริเวณของพื้นที่ที่ได้รับผลกระทบจากไวรัส COVID-19 จากผลลัพธ์ของการแบ่งส่วน (segmentation) ภาพเนื้อเยื่อปอดบริเวณต่าง ๆ ที่ได้รับความเสียหายออกมา เพื่อช่วยให้แพทย์ได้ประเมินระดับความรุนแรงของการแพร่กระจายเชื้อไวรัสได้ง่ายขึ้น อย่างไรก็ตามอุปสรรคของการวิจัยและการนำไปใช้จริงคือการประมวลผลเพื่อฝึกฝน และทำนายที่ต้องใช้เวลามาก งานวิจัยนี้จึงได้ใช้หลักการ

ประมวลผลของ กูเกิลคลาวด์แพลตฟอร์ม (google cloud platform) เพื่อลดเวลาในการทำนายของแบบจำลอง ทำให้ผลลัพธ์สามารถคำนวณภายในเวลาไม่กี่วินาที สามารถช่วยประหยัดเวลาของแพทย์ในการตรวจวินิจฉัยผู้ป่วย COVID-19

บทความนี้ส่วนที่ 2 เป็นวัตถุประสงค์ของการวิจัย ส่วนที่ 3 เป็นวิธีดำเนินการวิจัย ที่ได้อธิบายถึงวิธีการรวบรวมและจัดเตรียมข้อมูลภาพซีทีสแกน ก่อนป้อนเข้าสู่โครงข่ายสำหรับการเรียนรู้เชิงลึก เพื่อตรวจหาเนื้อเยื่อปอดที่เสียหายจาก COVID-19 โดยใช้แบบจำลอง Mask RCNN และได้อธิบายหลักการของแบบจำลองดังกล่าว ในส่วนที่ 4 เป็นผลการจำลองระบบที่แสดงให้เห็นถึง ค่าความแม่นยำที่ได้จากการทดสอบ รวมถึงภาพที่จะช่วยให้แพทย์ช่วยวินิจฉัยความรุนแรงของอาการ จากการระบุบริเวณที่เนื้อเยื่อปอดได้รับความเสียหาย และส่วนท้ายเป็นบทสรุป

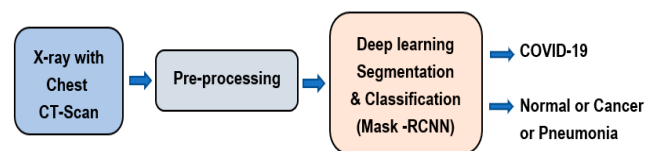
2) วัตถุประสงค์ของการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกกับภาพซีทีสแกนทรวงอก เพื่อนำนายหาบริเวณตำแหน่งที่ได้รับผลกระทบจาก COVID-19 ที่จะสามารถคัดแยกผู้ที่เป็นโรคหรือไม่เป็นได้ อีกทั้งยังสามารถระบุขอบเขตและตำแหน่งของเนื้อเยื่อที่ได้รับความเสียหายต่าง ๆ เพื่อให้แพทย์สามารถติดตามอาการและรักษาได้ง่ายขึ้น โดยแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกนั้นจะใช้โครงข่าย Mask RCNN นำมาฝึกฝนกับฐานข้อมูลภาพสแกนทรวงอกของผู้ที่เป็น COVID-19 ร่วมกับผู้ที่ปกติหรือเป็นโรคปอดอื่น ๆ โดยใช้จำนวนรอบคำนวณ (epoch) สำหรับการฝึกฝนที่เหมาะสม รวมถึงการปรับแต่งค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ จากนั้นทำการทดสอบหาค่าความแม่นยำในการทำนาย และระบุบริเวณที่เนื้อเยื่อปอดเสียหายจากไวรัสบนภาพซีทีสแกนเพื่อช่วยให้แพทย์วินิจฉัยได้ง่ายขึ้น

3) วิธีดำเนินการวิจัย

การดำเนินงานวิจัยในบทความนี้ ได้ประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึก กับภาพซีทีสแกนทรวงอก เพื่อตรวจหาผู้ที่ติดเชื้อ COVID-19 และผลกระทบที่เกิดขึ้นกับปอด โดยจะแสดงให้เห็นถึงบริเวณเนื้อเยื่อปอดที่ได้รับความเสียหายจากไวรัส เพื่อให้แพทย์นำไปใช้ในการวินิจฉัยและรักษาผู้ป่วยได้ โดยฝั่งระบบคอมพิวเตอร์ช่วยในการวินิจฉัยและตรวจหา COVID-19 ของงานวิจัยนี้อยู่ในรูปที่ 1 ที่ได้รวบรวมภาพซีทีสแกนทรวงอกของ ผู้ที่เป็น COVID-19

และผู้ที่ไม่ได้เป็น ในฐานข้อมูลต่าง ๆ มาผ่านกระบวนการประมวลผลข้อมูลขั้นต้น (pre-processing) และถูกป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม การเรียนรู้เชิงลึก เพื่อที่จะแบ่งส่วนพื้นที่และแยกคลาสบริเวณเนื้อเยื่อปอดในภาพว่าเป็น COVID-19 หรือไม่ โดยโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกในงานวิจัยนี้ ใช้แบบจำลอง Mask RCNN ที่โดยปกติเป็นแบบจำลองสำหรับการตรวจหาและแยกคลาสวัตถุทั่วไปในภาพมาประยุกต์ใช้ การประมวลผลเพื่อฝึกฝนได้ใช้แพลตฟอร์มกูเกิลคลาวด์ เพื่อฝึกฝนแบบจำลอง 100 รอบ สำหรับการทดลอง และ 11 รอบสำหรับนำไปใช้ทดสอบจริงตามลำดับ โดยแบบจำลองที่ฝึกฝนแล้วจะสามารถตรวจหาตำแหน่งและกำหนดบริเวณที่ปอดได้รับความเสียหายจาก COVID-19 ได้ นอกจากนี้เรายังสามารถนำบริเวณเนื้อเยื่อ ที่ได้รับความเสียหายต่าง ๆ มารวมหาพื้นที่รวมเพื่อที่จะกำหนดระดับความรุนแรงของอาการได้



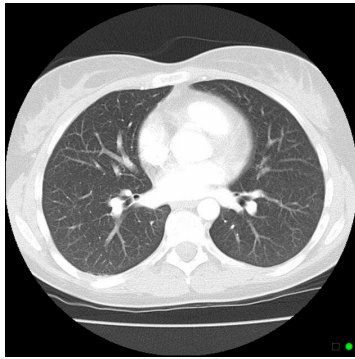
รูปที่ 1 แผนภาพบล็อกของการตรวจหา COVID-19
โดยการเรียนรู้เชิงลึก

3.1) การรวบรวมและจัดเตรียมข้อมูล

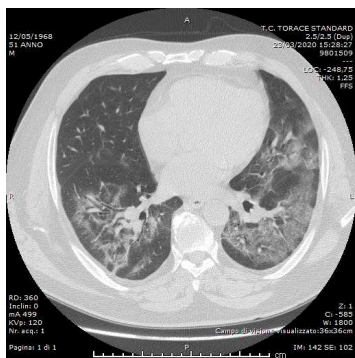
ในงานวิจัยนี้เราใช้ภาพสแกนซีทีทรวงอก จากทั้งหมด 669 ราย แบ่งออกเป็น ผู้ป่วย COVID-19 จำนวน 313 รายที่ผลเป็นบวก และที่เหลืออีก 356 ราย เป็นผู้ที่ไม่ได้ป่วยเป็น COVID-19 ประกอบด้วย ที่เป็นโรคปอดบวม มะเร็งปอด และคนที่สุขภาพดีรวมกัน โดยข้อมูลภาพซีทีสแกน ได้ถูกแบ่งตามวิธี 70-15-15 สำหรับภาพ 70% จำนวน 469 รูปใช้ในการฝึกฝน (train) อีก 15% จำนวน 100 รูป ใช้สำหรับตรวจสอบความสมเหตุสมผล (validate) และอีก 15% ที่เหลือ จำนวน 100 รูป ใช้ในการทดสอบ โดยภาพทั้งหมดได้มาจาก [12] ที่ได้เก็บไฟล์ข้อมูลไว้บน GitHub และบนฐานข้อมูล Caristica Radiological COVID-19 [13] รวมถึงแหล่งข้อมูลอื่น ๆ ทั้งนี้ชุดข้อมูลภาพที่ใช้ในงานวิจัยนี้ได้ถูกแยกแยะประเภทเพื่อใช้ในการดำเนินการวิจัยอย่างชัดเจน ในตารางที่ 1 และภาพตัวอย่างในชุดข้อมูล (data set) ทั้งกรณีที่มีสุขภาพดีและผู้ที่เป็น COVID-19 อยู่ในรูปที่ 2 และ 3 ตามลำดับ

ตารางที่ 1 การแจกแจงชุดข้อมูล

	COVID-19	ไม่เป็น COVID-19
ฝึกฝน	213	256
ตรวจสอบความ สมเหตุสมผล	55	45
ทดสอบ	45	55



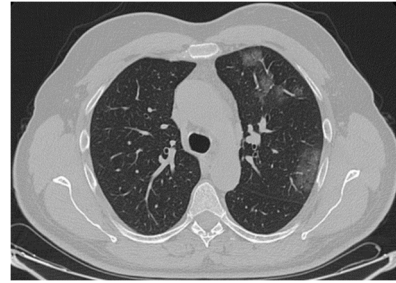
รูปที่ 2 ตัวอย่างภาพซีทีสแกนของผู้ที่มีสุขภาพดี



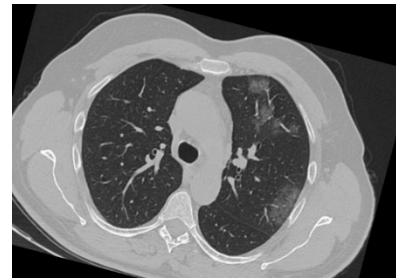
รูปที่ 3 ตัวอย่างภาพซีทีสแกนของผู้ป่วย COVID-19

3.2) การประมวลผลข้อมูลขั้นต้น (data pre-processing)

การจัดเตรียมข้อมูลภาพเริ่มจากปรับขนาดภาพให้เป็น 1024 x 1024 จุดภาพ (pixel) ใน 3 มิติของระบบสี RGB และใส่คำอธิบายประกอบด้วยตนเอง โดยใช้เครื่องมือคำอธิบายประกอบภาพ (image annotator) ของ Oxford [14] โดยการตัดส่วนภาพ ซึ่งทำให้ค่าของข้อมูลขาดหายไป จึงได้ใช้เทคนิคการเสริมเข้าไป เช่นการหมุน 15 องศา การพลิกแนวนอน การแปลงแนวนอนและแนวตั้งและการเบลอแบบเกาส์เซียน ดังรูปที่ 4 ภาพตัวอย่างต้นฉบับ และรูปที่ 5 เป็นภาพเดียวกันได้หมุนรูปไป 15 องศา



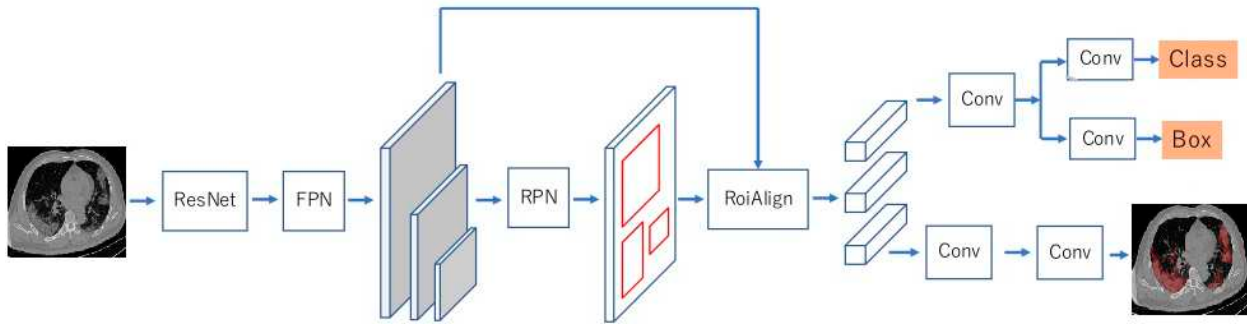
รูปที่ 4 ภาพซีทีสแกนต้นฉบับ



รูปที่ 5 ภาพซีทีสแกนที่ถูกหมุนไป 15 องศา

3.3) การเรียนรู้เชิงลึกสำหรับตรวจหาวัตถุ (deep learning for object detection)

การตรวจหาตำแหน่งและบริเวณของพื้นที่ที่ได้รับผลกระทบจากไวรัส COVID-19 ในภาพซีทีสแกนนั้น ใช้วิธีการตรวจหาวัตถุในภาพจากการเรียนรู้เชิงลึก ในบทความนี้ใช้วิธีการตรวจหาวัตถุแบบ Mask RCNN ที่สามารถแยกแยะวัตถุต่าง ๆ และกำหนดกล่องขอบเขต (bounding box) ที่ปิดล้อมวัตถุ และตัวพราง (mask) ที่ระบายสีวัตถุในภาพได้ โดยโครงข่ายนี้มี 2 ส่วนหลักคือส่วนนำเสนอพื้นที่ เพื่อค้นหาขอบเขตที่น่าจะมีวัตถุอยู่ และส่วนการรู้จำ (recognition) วัตถุ ดังรูปที่ 6 เริ่มต้นภาพซีทีสแกนถูกป้อนเข้าไปในเฟรมเวิร์ก Mask RCNN ที่มีการประมวลผลขั้นต้นกับแกนหลัก (backbone) ของโครงข่าย ที่เป็นโครงข่ายประสาทเทียมตึกค้าง (residual neural network : ResNet) ใช้ร่วมกับ โครงข่ายพีระมิดคุณลักษณะ (feature pyramid network : FPN) เพื่อคัดแยกคุณลักษณะเด่น (feature extractions) ที่ได้เป็นผังคุณลักษณะ (feature map) ออกมา โดยการ ตรวจหา



รูปที่ 6 สถาปัตยกรรมเฟรมเวิร์ก โครงข่ายประสาทเทียม Mask RCNN

มีหลายชั้น ตั้งแต่ชั้นแรกที่เป็นการตรวจหาคุณลักษณะระดับล่าง เช่น ขอบ มุม เส้น เป็นต้น ไปจนถึงชั้นสุดท้ายที่เป็นการตรวจหาคุณลักษณะระดับบน เช่น ลักษณะเนื้อเยื่อปอดในรูปแบบต่าง ๆ ที่น่าจะเป็น COVID-19

ข้อคุณลักษณะเด่นที่สนใจต่าง ๆ จะถูกป้อนไปยัง โครงข่ายนำเสนอบริเวณ (region proposal network : RPN) เพื่อหาขอบเขตบริเวณที่สนใจ (regions of Interest: ROI) ที่น่าจะเป็นวัตถุมากที่สุด ในภาพ โดยการใช้ตัวกรองสแกนเข้ามาในผังคุณลักษณะที่ได้รับในตำแหน่งที่จุดตรึง (anchor) ต่าง ๆ โดยใช้กล่องจุดตรึง (anchor box) ที่มีขนาดและสัดส่วนต่างกันเพื่ออนุมาน (infers) พิกัดของกล่องขอบเขต (bounding box) ปิดล้อมวัตถุของ ROI ต่าง ๆ และระบุว่า ROI นั้น เป็นของคลาส (class) ไດ โดย RPN จะมีการนำเสนอ ROI ในภาพที่สแกนจำนวนกว่า 1,000 รายการ ที่ภายในรายการต่าง ๆ จะมีรอยทึบแบบกระจกฝ้า (ground glass opacity : GGO) ที่เล็กที่สุด โดย GGO เป็นการบ่งชี้ว่าถุงลมในบริเวณนั้นถูกเติมเต็มด้วยสารน้ำแทนที่จะเป็นอากาศตามปกติ โดยฟังก์ชันสูญเสีย (loss function) ของโครงข่ายประสาทเทียม RPN เป็นไปตาม

$$L(\{p_i\}, \{t_i\}) = \frac{1}{N_{cls}} \sum_i L_{cls}(p_i, p_i^*) + \lambda \frac{1}{N_{reg}} \sum_i p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*) \quad (1)$$

โดย i คือดัชนีของจุดตรึง (anchor) ของตัวกรอง (filter) ที่นำไปหาผลบนภาพ ในขณะที่ p_i เป็นความน่าจะเป็นที่ได้ทำนายไว้ว่าจุดตรึง i นั้นเป็นวัตถุ ทั้งนี้ค่าของผลเฉลย (ground truth) ความน่าจะเป็น p_i^* จะมีค่าเท่ากับ 1 เมื่อจุดตรึงมีค่าเป็นบวก และเท่ากับ 0 เมื่อจุดตรึงมีค่าเป็นลบ โดยทั้งจุดตรึงที่มีค่าเป็น

บวกและลบ มีส่วนทำให้เกิดการสูญเสียจำแนกประเภท (classification loss) มีเพียงจุดตรึงที่เป็นบวกเท่านั้น ที่ทำให้เกิดการสูญเสียถดถอย (regression loss) ในขณะที่ $t = \{t_x, t_y, t_h, t_w\}$ เป็นเวกเตอร์ที่มี 4 พารามิเตอร์ สำหรับพิกัด (x, y) อยู่ทางด้านบน-ซ้าย ของกล่องขอบเขตที่มีขนาดสูง h และกว้าง w เวกเตอร์นี้เป็นกล่องขอบเขตที่ถูกทำนายได้ ในขณะที่ t^* เป็นผลเฉลยของกล่องขอบเขต ทั้งนี้ L_{reg} เป็นการสูญเสียของกล่องขอบเขต ที่เป็นไปตาม

$$L_{reg}(t_i, t_i^*) = \sum_{i \in x, y, w, h} L_1^{smooth}(t_i - t_i^*) \quad (2)$$

โดย L_1^{smooth} เป็นฟังก์ชันสูญเสียทนทาน (robust loss function) ที่เขียนได้เป็น

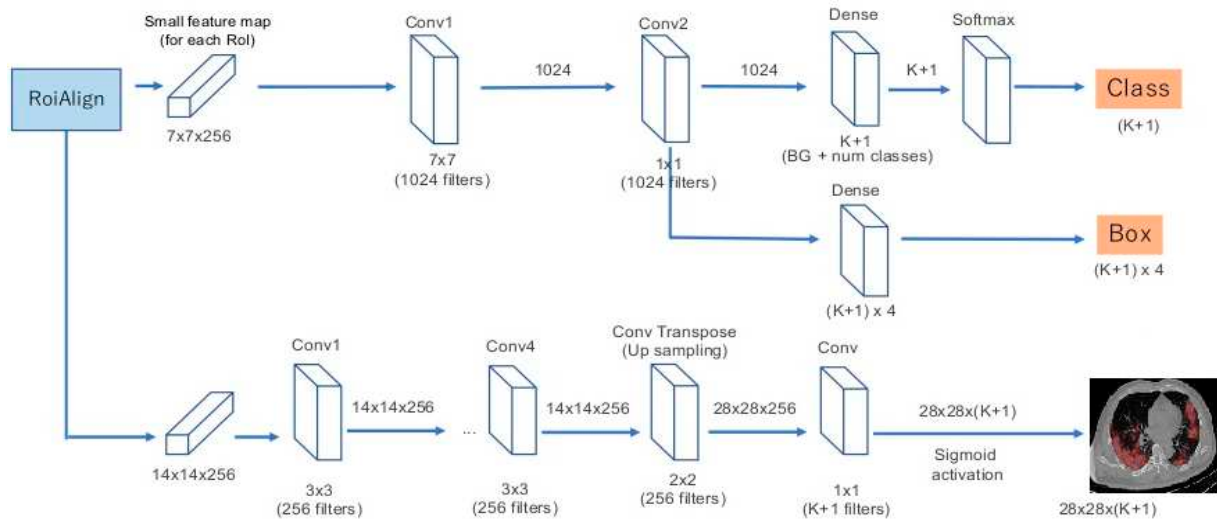
$$L_1^{smooth}(q) = \begin{cases} 0.5q^2 & \text{if } |q| < 1 \\ |q| - 0.5 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

ในขณะที่ของ N_{cls} ได้จากการทำให้เป็นบรรทัดฐาน (normalize) ของกลุ่มข้อมูลขนาดย่อ (mini-batch) ที่ใช้ในการฝึกฝนแบบจำลองโครงข่าย ตัวอย่างเช่น $N_{cls} = 256$ ในขณะที่ N_{reg} ได้จากการทำให้เป็นบรรทัดฐาน โดยจำนวนของตำแหน่งจุดตรึง ตัวอย่างเช่น $N_{reg} \sim 2,400$ และได้ตั้งค่าปริยาย (default) ของ $\lambda = 0.5$

จากนั้น ROI เหล่านี้ กับผังคุณลักษณะที่ได้มาจากขั้นตอน FPN ก่อนหน้า จะถูกป้อนเข้าไปยังชั้น RoIAlign ที่นำกล่องขอบเขตของ ROI ต่าง ๆ นำไปวางหาบบนผังคุณลักษณะ และตัดส่วนภาพผังคุณลักษณะตามกรอบสี่เหลี่ยมของ ROI แต่ละอันออกมา จากนั้นปรับขนาดผังคุณลักษณะ ที่มีขนาดแตกต่างกันให้เป็นขนาดเล็กคงที่ จำนวน 2 ขนาด เช่น 7×7 จุดภาพ (pixel)

และ 14 x14 จุดภาพ เป็นต้น เพื่อส่งต่อไปยังโครงข่ายส่วนหัวของ Mask RCNN ดังตัวอย่างในรูปที่ 7 ที่แยกเป็น 2 ส่วนหลัก ส่วนแรกด้านบนที่ดึงข้อมูลฝังคุณลักษณะขนาด 7 x 7 จุดภาพ ป้อนเข้าไปยัง โครงข่ายคอนโวลูชันประสาทเทียม (convolutional neural network : CNN) ชั้นต่าง ๆ เพื่อติด

ป้ายคลาส (class label) ของแต่ละ ROI ที่เป็นวัตถุชนิดต่าง ๆ ที่มีคลาสทั้งหมดจำนวน K และ ปรับตั้งค่าชดเชยเพื่อทำนายค่า $\{t_x, t_y, t_h, t_w\}$ หากกล่องขอบเขต (bounding box) ในส่วนต่าง ๆ ได้แม่นยำมากขึ้น



รูปที่ 7 ตัวอย่างสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนหัวของ Mask RCNN

ส่วนที่สองของส่วนหัวโครงข่าย Mask RCNN อยู่ในโพล์ด้านล่างในรูปที่ 7 ที่ได้ดึงข้อมูลฝังคุณลักษณะขนาด 14 x14 จุดภาพ เข้าไปยังโครงข่าย (fully convolutional network : FCN) ทำให้ได้ตัวพรางแบบอ่อน (soft mask) ความละเอียดต่ำ เช่น 28x28 จุดภาพ ที่ใช้ตัวพรางโดยระบายสีปกคลุมวัตถุภายใน ROI ต่าง ๆ ของทุกคลาส ในขั้นตอนสุดท้ายที่จะทำนายตัวพรางจริง จะมีการปรับสัดส่วนให้มีความละเอียดมากขึ้น ให้เท่ากับขนาดกล่องขอบเขตของ ROI นั้น ๆ

แบบจำลองแกนหลักของโครงข่ายในงานวิจัยนี้คือ โครงข่าย ResNet ร่วมกับโครงข่าย FPN ที่มีความลึก 101 ชั้น เพียงพอที่จะเรียนรู้รูปแบบที่ซับซ้อนขนาดเล็กของ GGO ในปอดของผู้ป่วยได้ ทั้งนี้จะไม่ใช้แบบจำลองโครงข่าย ResNet 101 ที่มีค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) เริ่มต้นมาก่อนแล้ว ที่ได้ผ่านการฝึกฝนมาเบื้องต้น (pre-train) เช่น ImageNet หรือ MS COCO ที่เป็นฐานข้อมูลเป็นคลาสเป็น ประเภทวัตถุทั่วไปที่พบได้ในชีวิตประจำวัน เนื่องจากไม่เหมือนกับคลาสของภาพซีทีสแกนทรวงอก ในการวิจัยครั้งนี้แบบจำลองจะได้รับการฝึกฝน 100 และ 11 รอบการคำนวณ (epoch) หลังจากที่ได้ฝึกฝนแล้วจะประเมินความแม่นยำโดยใช้ตัวชี้วัดต่าง ๆ ในขณะทำการจำแนก

ประเภทว่าเป็นคลาส COVID-19 หรือไม่นั้นแบบจำลอง Mask RCNN จะต้องนำออก (output) กล่องขอบเขตอย่างน้อยหนึ่งกล่อง ก็จะถือว่าอยู่ในคลาส COVID-19

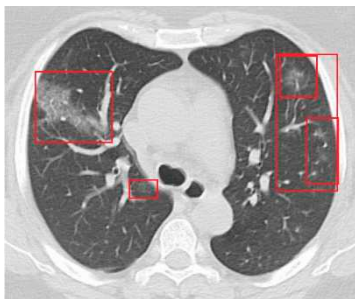
4) ผลการทดสอบ

การคำนวณและการประมวลผลต่าง ๆ ของแบบจำลองในงานวิจัยนี้ จะใช้พลังการคำนวณของกูเกิ้ลคลาวด์แพลตฟอร์ม เริ่มจากการทดสอบแกนหลักโครงข่าย Resnet 101 โดยใช้ชุดข้อมูลสำหรับฝึกฝน ในรอบการคำนวณต่าง ๆ หลังจากนั้นจะนำโครงข่ายมาทดสอบกับชุดข้อมูลสำหรับตรวจสอบความสมเหตุสมผล ที่เป็นข้อมูลที่แบบจำลองไม่เคยเห็นมาก่อน เพื่อทดสอบว่าถ้านำไปใช้งานจริง ๆ แล้วได้ผลเป็นอย่างไร และกำหนดรอบการคำนวณสำหรับการฝึกฝนจริง เพื่อไม่ให้เกิดความเหมาะสมมากเกินไป (over fitting) ที่ได้ทดสอบหาจุดที่เหมาะสมโดยที่สังเกตได้จากแนวโน้มของ ค่าการสูญเสียฝึกฝน (training loss) ที่ยังคงมีแนวโน้มลดลงอยู่ และในขณะที่การสูญเสียตรวจสอบความสมเหตุสมผล (validation losses) เริ่มจะมีแนวโน้มเพิ่มขึ้น จุดนี้อยู่ที่ 11 รอบการคำนวณ

การทดสอบเพื่อทำนาย COVID-19 ในงานวิจัยนี้ใช้แบบจำลอง Mask-RCNN ที่ได้ปรับแต่งค่าของไฮเปอร์พารามิเตอร์ (hyperparameters) มาแล้ว และถูกฝึกฝนมาแล้ว 11 รอบคำนวณ ถ้าผลลัพธ์ได้ภาพสแกน CT ที่มีกล่องขอบเขตปรากฏอย่างน้อย 1 กล่อง ก็จะถือว่าเป็น COVID-19 จากผลการทำนายทั้งหมดกับชุดข้อมูลทดสอบพบว่ามีความแม่นยำ (accuracy) มีค่าเท่ากับ 87% นอกจากนี้ความแม่นยำของการทำนาย ยังสามารถดูได้จากผลของมาตรวัดประสิทธิภาพโดยรวม คะแนน F1 (F1 score) ในตารางที่ 2 ที่ประกอบด้วยค่า ความเที่ยง (precision) ค่าเรียกคืน (recall) และคะแนน F1 ทั้งในแง่ของผลตรวจหาแล้วพบว่าเป็นและไม่เป็น COVID-19 ให้เห็นถึงความผิดพลาดของการตรวจหาทั้งสองแง่มุม

ตารางที่ 2 ค่าความเที่ยง ค่าเรียกคืน และคะแนน F1 จากการทำนายผลภาพสแกน CT ของแบบจำลองโครงข่าย

	precision	recall	F1 score
COVID-19	0.86	0.92	0.89
ไม่เป็น COVID	0.91	0.80	0.85



รูปที่ 8 ผลลัพธ์กล่องขอบเขตบนภาพสแกน CT

จากตารางที่ 2 จะเห็นได้ว่าแบบจำลองที่นำเสนอ สามารถเรียกคืนผู้ป่วย COVID-19 ได้ 92% เมื่อเทียบกับค่าเรียกคืน 80% ในกรณีปกติหรือกรณีที่ไม่มีอาการของ COVID-19 จากภาพสแกน CT ปอด มาตรวัดที่สำคัญอีกอย่างก็คือคะแนน F1 ที่เป็นค่าเฉลี่ยแบบฮาร์โมนิก ใช้บ่อยในงานทางด้านการแพทย์ที่คนไข้ที่มีอาการป่วยมีจำนวนน้อยมาก เมื่อเทียบกับจำนวนของกลุ่มตัวอย่างทั้งหมด ผลการทำนายแบบจำลองในงานวิจัยนี้ได้คะแนน F1 89% สำหรับกรณี COVID-19 ผลการวิจัยแสดงประสิทธิภาพของโครงข่าย Mask RCNN ในการตรวจหาโรคและรอยทึบแบบกระจกฝ้า ของผู้ที่ติดเชื้อ COVID-19 ผลการทำนายของแบบจำลองโครงข่ายนี้ จะช่วยนักรังสีวิทยาและ

แพทย์ในกระบวนการตรวจหาผู้ที่ติดเชื้อ COVID-19 และระบุระดับของอาการ ไปตลอดจนการรักษาได้

รูปที่ 8 เป็นผลลัพธ์กล่องขอบเขตบนภาพซีทีสแกน ในกรณีที่ผลการทำนาย COVID-19 มีค่าเป็นบวก โดยกล่องขอบเขตนี้ได้ถูกคัดเลือกมาจาก ROI ต่าง ๆ ในชั้น RoIAlign ที่เลือกกล่องขอบเขตที่มีความน่าจะเป็นสูงสุด เป็นบริเวณที่เนื้อเยื่อปอดที่ได้รับผลกระทบ ที่จะช่วยให้แพทย์วินิจฉัยอาการของผู้ป่วย COVID-19 ได้ง่ายขึ้น อย่างไรก็ตามเพื่อที่จะระบุระดับความรุนแรงของอาการ เราจึงได้ใช้ขั้นตอนวิธีที่ลบกล่องขอบเขตที่เล็กออกไป หากบริเวณกล่องทับซ้อนกันตั้งแต่ 2 กล่องขึ้นไป



รูปที่ 9 กล่องขอบเขตบนภาพสแกน CT เมื่อนำกล่องขนาดเล็กซ้อนทับออกไป



Segmentation Masks



รูปที่ 10 ผลลัพธ์ที่ได้จากการแบ่งส่วนและตัวกลางบริเวณพื้นที่เนื้อเยื่อปอดที่ได้รับผลกระทบจาก COVID-19 หรือ GGO

ดังรูปที่ 9 ที่ทำให้ได้เห็นบริเวณพื้นที่ที่ได้ผลกระทบโดยรวม นอกจากนี้ในรูปที่ 10 เป็นผลลัพธ์จากการแบ่งส่วนและสร้างตัวพลาสมบริเวณที่เป็นรอยทึบแบบกระจกฝ้าหรือ GGO ที่สามารถนำไปคำนวณหาอัตราส่วนระหว่าง พื้นที่เนื้อเยื่อปอด ที่ได้รับผลกระทบต่อน้ำของปอดทั้งหมดต่อไปได้ เพื่อที่จะนำไปใช้ระบุระดับของความรุนแรงของอาการและหาแนวโน้มนสภาพของผู้ป่วย

5) สรุป

ผลงานวิจัยนี้เป็นส่วนหนึ่งของความพยายามที่จะตรวจหาผู้ป่วยที่เป็น COVID-19 จากภาพถ่ายซีทีสแกนทรวงอก ด้วยการประยุกต์ใช้อัลกอริทึมและเครื่องมือ AI กับแบบจำลอง Mask RCNN ใช้การตรวจหาวัตถุในภาพ ที่สามารถตรวจหา รอยทึบแบบกระจกฝ้าขนาดเล็กในปอด ที่ถูกทำลายไป ที่บ่งชี้ว่าได้รับผลกระทบจากโรคนี้ได้ สามารถช่วยให้แพทย์วินิจฉัยและ ประเมินอาการของผู้ป่วย กำหนดความรุนแรงของโรค และ แบ่งกลุ่มอาการแสดงของผู้ป่วย COVID-19 ได้ง่ายขึ้น อย่างไรก็ตาม ถ้าการวิจัยนี้ได้มีการรวบรวมข้อมูลเพิ่มเติม ก็จะทำให้ได้ ประสิทธิภาพและความแม่นยำของโมเดลมากขึ้น ที่จะเป็นส่วนหนึ่งของงานวิจัยของเราในอนาคต นอกจากนี้งานวิจัยต่อไปจะ ได้ปรับปรุงประสิทธิภาพของโมเดล Mask RCNN เพิ่มเติม เพื่อ ทำนายกล่องขอบเขตและตัวพลาสมให้ดีขึ้น

REFERENCES

- [1] World Health Organization, "WHO coronavirus disease (COVID-19) dashboard," Accessed: Nov. 10, 2020. [Online]. Available: <https://covid19.who.int>
- [2] F. Pan, T. Ye, P. Sun, S. Gui, B. Liang, L. Li, D. Zheng, J. Wang, R. L. Hesketh, L. Yang, and C. Zheng, "Time course of lung changes at chest CT during recovery from coronavirus disease 2019 (COVID-19)," *Radiology*, vol. 295, no. 3, pp. 715–721, 2020.
- [3] S. Basu, S. Mitra, and N. Saha, "Deep learning for screening COVID-19 using chest X-ray Images," 2020. [Online]. Available: arXiv:2004.10507.
- [4] S. Latif, J. Qadir, S. Farooq, and M. A. Imran, "How 5G wireless (and concomitant technologies) will revolutionize healthcare?," *Future Internet*, vol. 9, no. 4, pp. 1-24, 2017.
- [5] Y. Wang, C. Dong, Y. Hu, C. Li, Q. Ren, X. Zhang, H. Shi, and M. Zhou, "Temporal changes of CT findings in 90 patients with COVID-19 pneumonia: A longitudinal study," *Radiology*, vol. 296, no. 2, pp. E55-E64, Mar, 2020.
- [6] J. L. He, L. Luo, Z. D. Luo, J. X. Lyu, M. Y. Ng, X. P. Shen, and Z. Wen, "Diagnostic performance between CT and initial real-time RT-PCR for clinically suspected 2019 coronavirus disease (COVID-19) patients outside Wuhan, China," *Respiratory Medicine*, vol. 168, pp. 1-5, Apr. 2020.
- [7] S. C. Shelmerdine, J. Lovrenski, P. C. Dominguez, and S. Toso, "Coronavirus disease 2019 (COVID-19) in children: A systematic review of imaging findings," *Pediatric Radiology*, vol. 50, no. 9, pp. 1217–1230, Jun, 2020.
- [8] G. Maguolo and L. Nanni, "A critic evaluation of methods for COVID-19 automatic detection from x-ray images," 2020. [Online]. Available: arXiv:2004.12823.
- [9] F. Shan, Y. Gao, J. Wang, W. Shi, N. Shi, M. Han, Z. Xue, and Y. Shi, "Lung infection quantification of COVID-19 in CT images with deep learning," 2020. [Online]. Available: arXiv:2003.04655.
- [10] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, and R. Girshick, "Mask R-CNN," 2018. [Online]. Available: arXiv:1703.06870.
- [11] M. Aleem, R. Raj, and A. Khan, "Comparative performance analysis of the ResNet backbones of mask RCNN to segment the signs of COVID-19 in chest CT scans," 2020. [Online]. Available: arXiv:2008.09713.
- [12] J. P. Cohen, P. Morrison, L. Dao, K. Roth, T. Q. Duong, and M. Ghassemi, "COVID-19 image data collection: Prospective predictions are the future," 2020. [Online]. Available: arXiv:2006.11988.
- [13] COVID-19 Database, Società Italiana di Radiologia, Nov. 2020. [Online]. Available: <https://www.sirm.org/category/senza-categoria/covid-19>
- [14] A. Dutta, A. Gupta, and A. Zisserman. VGG Image Annotator. (2020). Access: Nov. 10, 2020. [Online]. Available: <http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/software/via>