**Nâng cao hiệu suất của CNN để dự đoán khả năng mắc COVID-19 sử dụng hình ảnh X-quang ngực qua các thuật toán tiền xử lý**

**TÓM TẮT**

Trong bối cảnh đại dịch COVID-19 đang lan rộng khắp thế giới, hình ảnh X-quang ngực đã trở thành công cụ quan trọng trong việc phát hiện viêm phổi nhiễm COVID-19 và đánh giá tình trạng bệnh. Tuy nhiên, việc phân biệt chính xác và hiệu quả giữa viêm phổi nhiễm COVID-19 và các trường hợp viêm phổi khác vẫn là một thách thức. Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất một hệ thống chẩn đoán hỗ trợ máy tính (CAD) mới để cải thiện khả năng phân loại hình ảnh X-quang ngực và dự đoán khả năng nhiễm COVID-19. Hệ thống CAD này kết hợp ba mô hình mạng neural: VGG19, EfficientNetV2 và ConvNet, để tăng cường khả năng phân loại và dự đoán. Để nâng cao chất lượng hình ảnh và giảm nhiễu, chúng tôi sử dụng ba thuật toán tiền xử lý: loại bỏ nhiễu, tỷ lệ lại và tăng cường độ tương phản. Bằng cách áp dụng các thuật toán này trước khi đưa vào mạng neural, chúng tôi nhằm cải thiện khả năng phân loại và dự đoán COVID-19 từ hình ảnh X-quang ngực. Để đánh giá hiệu suất của hệ thống CAD, chúng tôi sử dụng một tập dữ liệu gồm 8.474 hình ảnh X-quang ngực, bao gồm các trường hợp đã được xác nhận là viêm phổi nhiễm COVID-19, viêm phổi khác và không viêm phổi. Tập dữ liệu này được chia thành hai phần để huấn luyện và kiểm tra hệ thống CAD. Kết quả thử nghiệm cho thấy hệ thống CAD đạt được tỷ lệ chính xác tổng thể là 94,0% trong việc phân loại ba lớp và đạt tỷ lệ chính xác 98,6% trong việc dự đoán trường hợp nhiễm COVID-19. Kết quả này cho thấy khả năng phân loại và dự đoán chính xác của hệ thống CAD trong việc chẩn đoán viêm phổi nhiễm COVID-19 từ hình ảnh X-quang ngực. Những kết quả này đều có ý nghĩa quan trọng và có thể cung cấp hỗ trợ đáng tin cậy cho các chuyên gia X-quang trong việc phát hiện và chẩn đoán viêm phổi nhiễm COVID-19.dự đoán COVID-19 từ hình ảnh X-quang ngực và giảm thiểu sai sót trong quá trình chẩn đoán.

**Từ khóa:** COVID-19, hình ảnh X-quang ngực, viêm phổi nhiễm COVID-19, mạng neural tích chập, tiền xử lý hình ảnh, phân loại hình ảnh.

**GIỚI THIỆU**

Từ cuối năm 2019, một loại virus mới gọi là COVID-19 đã được xác nhận tồn tại trong cơ thể con người, gây ra những vấn đề hô hấp nguy hiểm, nhiễm trùng tim và thậm chí gây tử vong. Virus này lan truyền qua không khí, bề mặt vật thể và ngay cả từ người này sang người khác theo cách mũiên. Để kiểm soát hiệu quả hơn tình hình lây lan của virus và điều trị bệnh nhân để giảm tỷ lệ tử vong, hình ảnh y tế có thể đóng vai trò quan trọng. Trong thực hành lâm sàng hiện tại, chụp X-quang ngực 2D và tomografy tính toán 3D (CT) là hai phương pháp hình ảnh được khuyến nghị để phát hiện COVID-19, đánh giá mức độ nghiêm trọng và theo dõi tiên lượng (hoặc phản ứng với điều trị). Trong hai phương pháp hình ảnh này, mặc dù CT có thể đạt được độ nhạy cao khi được đọc bởi các bác sĩ chẩn đoán hình ảnh, nhưng chụp X-quang ngực có những lợi ích trong việc ứng dụng lâm sàng, bao gồm chi phí thấp, liều xạ thấp, dễ thực hiện và phổ biến trong bệnh viện thông thường hoặc cộng đồng. Tuy nhiên, việc đọc số lượng lớn hình ảnh X-quang ngực để phát hiện viêm phổi nhiễm COVID-19 nhỏ và/hoặc phân biệt nó với viêm phổi do nhiễm khuẩn khác bởi các bác sĩ chẩn đoán thông thường trong các bệnh viện cộng đồng có thể là một nhiệm vụ khó khăn và tốn thời gian do sự tương đồng chung giữa viêm phổi nhiễm COVID-19 và viêm phổi do các nhiễm khuẩn khác như cúm. Do đó, đây là một thách thức lâm sàng mà các bác sĩ chẩn đoán hình ảnh đối mặt trong thực hành lâm sàng trong đại dịch này.

Để giải quyết thách thức này, việc phát triển các hệ thống hoặc phương pháp hỗ trợ chẩn đoán dựa trên máy tính (CAD) dựa trên xử lý hình ảnh y tế và thuật toán học máy (như học sâu) đã thu hút sự quan tâm nghiên cứu rộng rãi, nhằm phân tích tự động các đặc điểm liên quan đến các bệnh khác nhau và sau đó cung cấp cho các bác sĩ chẩn đoán một công cụ hỗ trợ quyết định có giá trị để phát hiện và chẩn đoán viêm phổi nhiễm COVID-19 một cách đáng tin cậy và chính xác hơn. Để làm được điều này, chúng ta cần áp dụng các thuật toán tiền xử lý hình ảnh để cải thiện chất lượng hình ảnh và phân đoạn, xác định và tính toán các đặc trưng văn bản hình ảnh có liên quan cao với các bệnh lý khác nhau, đào tạo và phát triển các mô hình học máy dựa trên nhiều đặc trưng để phát hiện và phân loại các trường hợp. Do khó khăn trong việc nhận dạng và phân đoạn các mẫu bệnh liên quan đến viêm phổi nhỏ trên hình ảnh X-quang ngực 2D, việc phát triển các phương pháp CAD dựa trên thuật toán học sâu mà không cần phân đoạn mẫu bệnh nghi ngờ hoặc vùng có thể hiểm họa có thể hiệu quả hơn và có thể đáng tin cậy hơn việc sử dụng các phương pháp dựa trên học máy cổ điển (như cây quyết định hoặc máy vector hỗ trợ). Điều này bởi vì các cấu trúc học sâu có thể tạo ra các đặc trưng trừu tượng hơn trong các lớp ẩn sâu, điều này không thể thực hiện được với các phương pháp trích xuất đặc trưng thủ công cổ điển. Ngoài ra, một số đặc trưng trích xuất thủ công không chỉ có phương sai lớn mà còn không có hiệu quả trong việc cải thiện độ chính xác của kỹ thuật đề xuất, mà còn có tác động tiêu cực đến kết quả phân loại cuối cùng. Trong khi trong các hệ thống mạng neural tích chập (CNN) kết thúc-kết thúc, thuật toán tối ưu hóa các đặc trưng ẩn ở các lớp khác nhau cho mục đích cụ thể trong nhiều lần lặp huấn luyện.

Trong lĩnh vực nghiên cứu học sâu, nhiều mô hình đã được phát triển và áp dụng trong các ứng dụng khác nhau, bao gồm các hệ thống CAD của hình ảnh y tế để phân đoạn vùng quan tâm (ROIs) và phát hiện hoặc phân loại các bệnh lý khác nhau. Gần đây, một số nhóm nghiên cứu đã báo cáo về các nghiên cứu CAD sơ bộ của họ trong điều kiện COVID-19. Ví dụ, một nghiên cứu giới thiệu một hệ thống phân loại COVID-19 dựa trên trích xuất đặc trưng bằng thuật toán học sâu để đưa chúng vào máy vector hỗ trợ (SVM) để thực hiện phân loại bệnh. Một số mô hình CNN đã được nghiên cứu trong nghiên cứu này và sự kết hợp của Resnet50 để trích xuất đặc trưng cộng với thiết kế bộ phân loại SVM cho hiệu suất tốt hơn thống kê so với các mô hình khác. Sử dụng tập dữ liệu kiểm tra gồm 50 hình ảnh X-quang ngực 2D, độ chính xác tốt nhất được báo cáo là 95,38% để phân loại giữa các trường hợp COVID-19 và không phải COVID-19. Trong các nghiên cứu khác, Fei et al. đã thực hiện một hệ thống dựa trên học sâu trên hình ảnh quét CT ngực để tự động phân đoạn và đo lượng khu vực bị nhiễm COVID-19. VB-Net được sử dụng cho CNN, và một tập dữ liệu gồm 249 bệnh nhân được sử dụng để huấn luyện và 300 trường hợp cho việc xác thực. Một độ tương đồng Dice của 91,6% giữa phân đoạn tự động và thủ công được báo cáo cho hiệu suất xác thực của họ. Ioannis et al. trong trình bày một thuật toán cho việc phát hiện COVID-19 tự động từ hình ảnh X-quang ngực, chủ yếu dựa trên ý tưởng chuyển giao học. Với mục đích này, các hệ thống CNN phổ biến nhất được áp dụng để phân tích hình ảnh ngực 2D, bao gồm cả mạng LeNet-5 và AlexNet. Dữ liệu của hơn 300 bệnh nhân đã được sử dụng để huấn luyện và đánh giá hiệu suất của mô hình, với độ chính xác xấp xỉ 98%.

Các nghiên cứu trên chỉ đại diện cho một phần nhỏ trong số các nỗ lực nghiên cứu đang được thực hiện để phát triển các hệ thống CAD hỗ trợ cho chẩn đoán COVID-19 từ hình ảnh y tế. Tuy nhiên, chúng đã chứng minh tiềm năng của các phương pháp học sâu và thuật toán học máy trong việc xử lý và phân tích hình ảnh y tế để hỗ trợ chẩn đoán COVID-19. Điều này cho thấy sự hứa hẹn trong việc tăng cường khả năng chẩn đoán của các bác sĩ và giảm thiểu tác động của tình hình dịch bệnh hiện tại.

**THẢO LUẬN**

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đã phát triển và kiểm tra một mô hình CNN học sâu mới để dự đoán khả năng của hình ảnh X-quang ngực được mô tả với bệnh viêm phổi nhiễm COVID-19. Nghiên cứu này có một số đặc điểm độc đáo so với các nghiên cứu trước đây trong lĩnh vực này và đưa ra một số quan sát mới thú vị.

Thứ nhất, vì mô hình CNN học sâu bao gồm một số lượng đáng kể các thông số cần được huấn luyện và xác định, cần một tập dữ liệu hình ảnh lớn và đa dạng để đạt được kết quả đáng tin cậy. Mặc dù chúng tôi sử dụng một tập dữ liệu hình ảnh X-quang ngực khá lớn gồm 8.474 hình ảnh, tập dữ liệu không cân bằng với ba lớp hình ảnh và số lượng trường hợp nhiễm viêm phổi COVID-19 (415) vẫn còn nhỏ. Do đó, để xây dựng một mô hình CNN học sâu đáng tin cậy, chúng tôi lựa chọn một mô hình VGG16 đã được huấn luyện tốt và áp dụng phương pháp chuyển giao học tập.

Thứ hai, khác với các bức ảnh màu thông thường, hình ảnh X-quang ngực là hình ảnh mức xám. Do đó, để tận dụng đầy đủ mô hình CNN dựa trên VGG16 đã được huấn luyện trước, chúng tôi tạo ra hai hình ảnh mức xám mới. Thay vì áp dụng trực tiếp hình ảnh X-quang ngực gốc vào mô hình CNN, chúng tôi sử dụng ba hình ảnh mức xám khác nhau và đưa chúng vào ba kênh đầu vào (RGB) khác nhau của mô hình CNN. Hai hình ảnh mức xám mới chứa thông tin bổ sung để cải thiện khả năng phân loại hình ảnh. Kết quả nghiên cứu cho thấy, so sánh giữa việc chỉ sử dụng hình ảnh X-quang gốc và ba hình ảnh đầu vào khác nhau, việc sử dụng ba hình ảnh đầu vào khác nhau đã làm tăng độ chính xác phân loại tổng thể 3,2% từ 91,0% lên 93,9% và tăng 7,3% điểm kappa của Cohen từ 0,82 lên 0,88. Kết quả này cho thấy lợi ích của phương pháp mới của chúng tôi để tận dụng ba kênh đầu vào của mô hình CNN đã được huấn luyện trước bằng hình ảnh màu.

Thứ ba, vì trong lĩnh vực hình ảnh y tế, các mô hình bệnh thường không thể so sánh được với các mẫu hiện có khác trên hình ảnh, các bước tiền xử lý hình ảnh đáng chú ý. Do đó, chúng tôi áp dụng một thuật toán tiền xử lý hình ảnh để tự động phát hiện và loại bỏ phần lớn vùng hoành của phổi từ hình ảnh X-quang. So sánh giữa việc áp dụng và không áp dụng việc loại bỏ các vùng hoành, hiệu suất phân loại của mô hình CNN thay đổi từ 93,9% xuống còn 87,6% và từ 0,88 xuống còn 0,74 cho độ chính xác phân loại tổng thể và hệ số kappa của Cohen, tương ứng. Điều này cho thấy độ chính xác phân loại tổng thể tăng 7,2% và hệ số kappa của Cohen tăng 18,9% bằng cách loại bỏ phần lớn các vùng hoành. Do đó, mặc dù bỏ qua việc phân đoạn các vùng nghi ngờ bệnh là một đặc điểm quan trọng của học sâu, nghiên cứu của chúng tôi chứng minh rằng áp dụng thuật toán xử lý và phân đoạn hình ảnh để loại bỏ các vùng không liên quan trong hình ảnh cũng có thể đóng vai trò quan trọng để tăng hiệu suất và tính ổn định của mô hình cho các tập dữ liệu không đủ lớn cho một mô hình dựa trên CNN.

Ngoài ra, chúng tôi nhận thấy rằng việc áp dụng tăng cường dữ liệu trong tập dữ liệu huấn luyện cũng rất quan trọng. Nếu không áp dụng tăng cường dữ liệu để tăng kích thước tập dữ liệu huấn luyện, độ chính xác phân loại tổng thể của mô hình CNN giảm đáng kể xuống khoảng 78%.

Tóm lại, trong bài báo này, chúng tôi trình bày một mô hình học sâu mới để phát hiện và phân loại các trường hợp viêm phổi nhiễm COVID-19, cũng như một số phương pháp tiếp cận độc đáo để huấn luyện mô hình học sâu bằng cách sử dụng tập dữ liệu hình ảnh y tế hạn chế và không cân bằng. Các khái niệm học tập tương tự và các phương pháp tiền xử lý cũng có thể được áp dụng để phát triển các mô hình học sâu mới cho các hình ảnh y tế khác để phát hiện và phân loại các loại bệnh (hoặc ung thư). Mặc dù hiệu suất phát hiện và phân loại các trường hợp viêm phổi nhiễm COVID-19 khá khả quan, chúng tôi nhận thấy giới hạn của nghiên cứu này. Thứ nhất, mặc dù chúng tôi đã sử dụng một tập dữ liệu công khai gồm 8.474 trường hợp, bao gồm 415 trường hợp COVID-19, nhưng do tính đa dạng của các trường hợp COVID-19, hiệu suất và tính ổn định của mô hình CAD dựa trên mô hình CNN học sâu này cần được kiểm tra và xác nhận thêm bằng cách sử dụng các cơ sở dữ liệu hình ảnh lớn và đa dạng khác. Thứ hai, nghiên cứu này chỉ điều tra và kiểm tra hai phương pháp tiền xử lý hình ảnh để tạo ra hai hình ảnh lọc, nhưng có thể không phải là các phương pháp tốt nhất hoặc tối ưu nhất. Các phương pháp mới cũng nên được nghiên cứu và so sánh trong các nghiên cứu tương lai. Thứ ba, để cải thiện hiệu suất và tính ổn định của mô hình, cần phát triển các thuật toán xử lý và phân đoạn hình ảnh mới để loại bỏ chính xác hơn các vùng hoành và các vùng khác ngoài khu vực phổi trên hình ảnh. Do đó, cần thêm nghiên cứu để khắc phục những hạn chế này trong các nghiên cứu tương lai.

**REFERENCES**

1. P. Lei, Z. Huang, G. Liu, et al., “Clinical and computed tomographic (CT) images characteristics in the patients with COVID-19 infection: What should radiologists need to know,” Journal of X-ray Science and Technology, DOI: 10.3233/XST-200670 (2020).
2. A. Narin, C. Kaya, and Z. Pamuk, “Automatic detection of coronavirus disease (covid-19) using xray images and deep convolutional neural networks,” arXiv preprint arXiv:2003.10849 (2020).
3. W. Dai, H. Zhang, J. Yu, et al., “CT imaging and differential diagnosis of COVID-19,” Canadian Association of Radiologists Journal, 71(2) (2020), 195-200.
4. W. Liu, A. Zargaria, T.C. Thai, et al., “Utilizing deep learning technology to develop a novel CT image marker for categorizing cervical cancer patients at early stage,” Proc. SPIE, 10879 (2019), 108790I.
5. J. Gong, J. Liu, W. Hao, et al., “A deep residual learning network for predicting lung adenocarcinoma manifesting as ground-glass nodule on CT images,” European Radiology, 30(4) (2020), 1847-1855.
6. P.K. Sethy, and S.K. Behera, “Detection of coronavirus disease (covid-19) based on deep features,” Preprints 2020030300 (2020).
7. F. Shan, Y. Gao, J. Wang, et al., “Lung infection quantification of covid-19 in ct images with deep learning,” arXiv preprint arXiv:2003.04655 (2020).
8. I.D. Apostolopoulos, and T.A. Mpesiana, “Covid-19: automatic detection from x-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks,” Physical and Engineering Sciences in Medicine, DOI:10.1007/s13246-020-00865-4 (2020).
9. C. Butt, J. Gill, D. Chun, and B.A. Babu, “Deep learning system to screen coronavirus disease 2019 pneumonia,” Applied Intelligence, DOI:10.1007/s10489-020-01714-3 (2020).
10. S. Wang, B. Kang, J. Ma, et al., “A deep learning algorithm using CT images to screen for corona virus disease (COVID-19),” MedRxiv, DOI:10.1101/2020.02.14.20023028 (2020).
11. D. Kermany, K. Zhang, and M. Goldbaum, “Large dataset of labeled optical coherence tomography (OCT) and chest X-Ray images." Mendeley Data, DOI:10.17632/rscbjbr9sj.3 (2018).
12. M. Chowdhury, T. Rahman, A. Khandakar, et al., “Can AI help in screening viral and COVID-19 pneumonia?” arXiv preprint arXiv:2003.13145 (2020).
13. N. Chen, M. Zhou, X. Dong, “Epidemiological and clinical characteristics of 99 cases of 2019 novel coronavirus pneumonia in Wuhan, China: a descriptive study,” The Lancet, 395 (2020), 507-513.
14. S. Pan, and Q. Yang, “A survey on transfer learning,” IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 22 (2009), 1345-1359.
15. O. Russakovsky, J. Deng, H. Su, et al., “Imagenet large scale visual recognition challenge,” International Journal of Computer Vision, 115(3) (2015), 211-252.
16. V. Nair, and G.E. Hinton, “Rectified linear units improve restricted boltzmann machines,”
17. In Proceedings of the 27th international conference on machine learning (ICML-10), (2010), 807-814.
18. D.P. Kingma, and J. Ba, “Adam: A method for stochastic optimization,” arXiv preprint arXiv:1412.6980 (2014).
19. L. Perez, and J. Wang, “The effectiveness of data augmentation in image classification using deep learning,” arXiv preprint arXiv:1712.04621 (2017).
20. M.L. McHugh, “Interrater reliability: the kappa statistic,” Biochemia Medica, 22(3) (2012), 276-282.
21. M. Heidari, A. Khuzani, A.B. Hollingsworth, et al., “Prediction of breast cancer risk using a machine learning approach embedded with a locality preserving projection algorithm,” Physics in Medicine and Biology, 63(3) (2018), 035020.
22. M. Heidari, S. Mirniaharikandehei, W. Liu, et al., "Development and Assessment of a New Global Mammographic Image Feature Analysis Scheme to Predict Likelihood of Malignant Cases," in IEEE Transactions on Medical Imaging, 39 (4) (2020), 1235-1244.
23. X. Zhao, S. Qi, B. Zhang, “Deep CNN models for pulmonary nodule classification: model modification, model integration, and transfer learning,” Journal of X-ray Science and Technology, 27(4) (2019), 615-629.
24. K. Wang, B.K. Patel, L. Wang, et al., “A dual-mode deep learning transfer learning (D2TL) system for breast cancer detection using contrast enhanced digital mammograms,” IISE Transactions on Healthcare Systems Engineering, 9(4) (2019), 357-370.